



HAL
open science

Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural.

Eric Daudé

► **To cite this version:**

Eric Daudé. Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural.. Sciences de l'Homme et Société. Université d'Avignon, 2002. Français. NNT: . tel-00440100

HAL Id: tel-00440100

<https://theses.hal.science/tel-00440100>

Submitted on 9 Dec 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

ACADÉMIE D'AIX-MARSEILLE
UNIVERSITÉ D'AVIGNON ET DES PAYS DU VAUCLUSE

THÈSE
pour l'obtention du diplôme de DOCTORAT
Spécialité : GÉOGRAPHIE

École Doctorale : ESPACE, TEMPS et POUVOIRS, PRATIQUES CULTURELLES
UMR 6012 ESPACE

**MODÉLISATION DE LA DIFFUSION D'INNOVATIONS PAR LA
SIMULATION MULTI-AGENTS. L'EXEMPLE D'UNE INNOVATION
EN MILIEU RURAL**

Éric DAUDÉ

Soutenue publiquement le 09 décembre 2002 devant le jury composé de :

M. André DAUPHINÉ, Professeur, Université de Nice
M. Pierre DUMOLARD, Professeur, Université de Grenoble
Mme Lena SANDERS, Directeur de Recherche, CNRS, Paris
M. Jean-Luc BONNEFOY, Maître de Conférences, Université d'Aix-Marseille
M. Joël CHARRE, Professeur, Université d'Avignon
M. Loïc GRASLAND, Professeur, Université d'Avignon

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examinateur
Examinateur
Directeur de thèse

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Loïc Grasland qui a été pour moi plus qu'un directeur de recherche. Il a su préserver toute la spontanéité et la liberté nécessaire au déroulement de cette thèse et à mon apprentissage de la recherche. Il s'est toujours montré disponible dans les moments de doute et a permis à cette thèse, par la confiance qu'il m'a accordé, de sortir des sentiers balisés vers lesquels elle se dirigeait. Je sais combien l'espace abordé ici lui paraît un peu *artificiel* au regard de ceux qu'il a l'habitude d'étudier, mais sa perspicacité a permis de poser de nouvelles questions, et m'a obligé à de perpétuelles remises en question. Je le remercie aussi pour le temps qu'il a passé aux nombreuses lectures et corrections de ce texte, week-end et jours fériés, et je suis conscient des troubles que celles-ci ont pu lui causer. Cette thèse est donc le produit de la grande liberté dont j'ai bénéficié, mais j'espère néanmoins qu'elle comblera une partie de ma dette à son égard.

Je tiens également à remercier Joël Charre qui a bien voulu m'accueillir dans d'excellentes conditions au sein de l'équipe de recherche de l'université d'Avignon. Ses remarques implicites sur mes positions de recherche par rapport à l'analyse spatiale m'ont obligé à préciser mes pensées, et pour cela je l'en remercie. Je le remercie également pour les nombreux soutiens qu'il a bien voulu m'accorder, je pense notamment à une formation sur les systèmes multi-agents au sein de l'équipe du CIRAD de Montpellier. Si je suis aujourd'hui sensible à ces méthodes, c'est donc sans doute un peu de sa faute.

Les membres du jury ont consacré une partie de leur temps à lire cette thèse et ont accepté de se déplacer, malgré un emploi du temps très chargé, pour en débattre. Je remercie pour cela Jean-Luc Bonnefoy, Joël Charre, André Dauphiné, Pierre Dumolard et Lena Sanders.

C'est avec beaucoup d'honneur que j'ai reçu un courrier de Torsten Hägerstrand qui m'a fait parvenir ses articles sur les processus de diffusion spatiale. Son attention à mon égard m'a profondément touché et j'espère qu'il sera sensible aux résultats de cette recherche. Je le remercie grandement pour cela.

Je tiens maintenant à remercier les membres de l'U.M.R. ESPACE et du département de géographie de l'université d'Avignon. Mes activités de recherche et mon apprentissage de l'enseignement ont pu se dérouler dans des conditions idéales et chacun a contribué, à sa manière, à me familiariser avec le milieu universitaire. Il serait sans doute trop long d'en faire la liste exhaustive, mais je tiens à remercier Joël Charre, Pierre Dérioz, Philippe Ellerkamp, Michel Guérin, Romain Lajarge, Anne-Elisabeth Laques, Christiane Léés, Jacques Maby, Mounir Redjimi, Cécile Riou, Danièle Riva et Annie Tritsch.

Une mention toute particulière à mon ami Mounir Redjimi, qui est capable de faire des kilomètres en une seule heure de cours et qui malgré cette fatigue a trouvé l'énergie de mettre en page cette thèse. Je lui suis redevable de ce fastidieux travail et de son soutien sans faille durant ces derniers mois. Je remercie également Jean-Luc Bonnefoy pour avoir accepté de faire une première lecture de ce travail et pour avoir mis en avant quelques imprécisions. Je remercie aussi Molly Jones (M.I.T. Media Lab) pour m'avoir permis de nombreuses fois de contourner, par ses précieux

conseils, les limites de la plate-forme *StarLogo*. Je remercie enfin Marina Duféal pour ses nombreuses propositions d'aides et pour son soutien permanent.

La communauté des thésards d'Avignon doit être également mentionnée. Ensemble dans la même aventure et toujours disponible pour prendre un café, elle est le vecteur essentiel qui permet de se retrouver par rapport à ses propres questionnements. Comme tout groupe social, certains en sont partis et d'autres s'y sont greffés, les premiers ne m'en voudront donc pas de les nommer à nouveau ici. Je remercie pour cela Sandrine Assalin, Marina Duféal, Philippe Ellerkamp, Laurent Ségura, Patrick Tanet et Rémi Tauleigne.

Je remercie maintenant ma famille pour son soutien et toutes les chances qu'elle m'a laissé saisir, même si je leur semblais parfois sortir d'un asile de fous. Je tiens également à remercier la famille Ellerkamp, pour l'affection sans faille et leur compréhension lorsque, en plein milieu d'un repas, je m'enfermais dans mon bureau pour mettre par écrit une idée qui n'aurait pas survécu à la digestion.

Les moments de quiétude favorisés par la présence de mes amis ont également contribué à compenser les périodes de doute qui ont jalonné ce travail. Parce que le temps d'une thèse doit s'accompagner de moments où l'on n'y pense pas, je remercie Kazuko, Juan, Fred., N'diaga, Mathivet, Stephan et Petra.

Enfin, j'exprime ici toute ma gratitude à Christine qui a su, pendant ces années, partager sa vie avec tendresse et abnégation avec l'*homo informaticus* vivant à ses côtés et à Lucien, qui, du haut de ses un an, a essayé toutes les ruses pour me sortir de mon bureau. Je crois qu'il y est finalement parvenu.

SOMMAIRE

Sommaire -----	4
INTRODUCTION GENERALE -----	6
Partie I. Les processus de diffusion dans l'espace géographique : Formes, modèles et simulations -----	15
Introduction -----	16
Chapitre 1. Formes, formalisations et composantes des processus de diffusion spatiale des innovations -----	17
I La diffusion, un processus spatio-temporel -----	17
II Les traitements mathématiques et statistiques des phénomènes de diffusion spatiale-----	27
III Les composantes de la diffusion : l'innovation et les unités décisionnelles élémentaires -----	42
Conclusion du Chapitre 1 -----	52
Chapitre 2. La simulation des phénomènes de diffusion spatiale -----	53
IV Les travaux d'Hägerstrand sur la simulation des phénomènes de diffusion spatiale -----	53
Conclusion du Chapitre 2 -----	95
Conclusion -----	96
Partie II. sciences de la complexité et diffusion spatiale des innovations -----	99
Introduction -----	100
Chapitre 3. Complexité, auto-organisation et émergence -----	102
V Les sciences de la complexité -----	102
VI L'émergence et la théorie de l'auto-organisation -----	111
Conclusion du Chapitre 3 -----	128
Chapitre 4. La simulation comme méthode de recherche -----	129
VII Principes généraux de la simulation -----	130
VIII Genèse et méthodes de simulations en sciences sociales -----	138
Conclusion du Chapitre 4 -----	162
Chapitre 5. Les Systèmes Multi-Agents -----	163
IX Histoire d'une émergence : origine et développement des systèmes multi-agents -----	164
X Concepts et principes des systèmes multi-agents -----	172
XI Les simulations multi-agents en géographie-----	184
Conclusion du Chapitre 5 -----	193
Conclusion -----	194
Partie III. Simulations exploratoires de la diffusion des subventions aux pâturages dans le sud de la Suède -----	196
Introduction -----	197
Chapitre 6. Modèles de diffusion des innovations dans un espace théorique -----	200
XII Les éléments de base des modèles théoriques-----	200
XIII Modèles théoriques de simulation de diffusion des innovations -----	203
Conclusion du Chapitre 6 -----	230
Chapitre 7. Les subventions aux pâturages dans les districts de Kinda et Ydre : une diffusion revisitée par les systèmes multi-agents -----	231

XIV Diffusion des subventions et simulation par T. Hägerstrand -----	231
XV Un modèle probabiliste de diffusion des subventions aux pâturages à partir d'interactions locale ----	236
XVI Modèles de diffusion et dynamiques de l'innovation -----	252
Conclusion du Chapitre 7 -----	271
<i>Conclusion</i>-----	273
<i>CONCLUSION GENERALE</i>-----	275
<i>Annexes</i> -----	283
<i>Bibliographie</i>-----	305
<i>Table des figures</i>-----	322
<i>Table des matieres</i>-----	324

INTRODUCTION GENERALE

La diffusion est une figure majeure des dynamiques qui s'exercent dans l'espace géographique. Elle participe à la formation, au développement, au maintien et à la transformation des structures spatiales. Cette notion peut être mobilisée pour décrire la propagation d'une épidémie dans une population, d'une nouveauté technologique dans un système productif, d'une rumeur dans une ville ou encore pour appréhender l'étalement urbain à partir d'un centre historique. Le déplacement des hommes, des technologies, des biens matériels, des pratiques, des idées ou des épidémies relèvent donc du champ de la diffusion spatiale. Les phénomènes qui se propagent sont ainsi de nature très diverse et n'ont pas tous les mêmes effets sur les espaces dans lesquels ils se déploient, mais ont en commun d'introduire de la nouveauté dans le système concerné. L'innovation est alors conçue ici, au sens large, au point où un phénomène est envisagé comme une *innovation* s'il est perçu comme nouveau à l'endroit où il apparaît [Rogers et Shoemaker 1971].

Le rôle catalyseur des innovations et de leur diffusion est essentiel pour comprendre les changements dans la structuration de l'espace et, plus globalement, les dynamiques spatiales. Lorsqu'elle apparaît en un lieu, une nouveauté provoque des changements dans la position relative des lieux. De l'hétérogénéité spatiale émerge de la simple opposition entre les lieux atteints et les lieux non encore atteints par l'innovation. Elle est renforcée par la complexité du nouvel élément, puis atténuée par le processus même de diffusion, jusqu'à ce que les lieux susceptibles d'être atteints le soient totalement, c'est-à-dire lorsqu'il y a saturation. Le système dans lequel l'innovation s'est propagée peut alors retrouver sa tendance initiale ou connaître de possibles déformations. Car tous les lieux n'attirent pas avec la même intensité, même relative, les innovations. Dans un système de villes par exemple, les innovations technologiques tendent à se diffuser davantage dans des villes à fort potentiel économique. Les disparités engendrées par cette diffusion sélective contribuent ainsi à intensifier l'écart entre les villes du haut de la hiérarchie urbaine et les autres.

Si la diffusion est un résultat, c'est-à-dire un ensemble d'effets observables à différentes périodes et à différentes échelles dans l'espace géographique, elle est également une action. La diffusion est ainsi un processus selon lequel tout ce qui bouge, ou qui peut être déplacé, se propage dans un système à partir d'une origine. Tout processus de diffusion nécessite la présence d'*émetteurs*, à l'origine de l'innovation ou ayant déjà adopté, et de *récepteurs potentiels*, qui sont susceptibles d'adopter l'innovation à plus ou moins long terme. La transmission de l'innovation entre *émetteurs* et *récepteurs* implique alors l'existence de *canaux de propagation* : les types de canaux renseignent sur la manière dont l'information circule dans l'espace et le temps.

Lorsqu'elle est observée à petite échelle, la diffusion s'organise en fonction de la hiérarchie des lieux. La taille des villes accroît notamment la probabilité d'une forte présence d'adoptants potentiels. L'observation à grande échelle montre par contre des effets de contiguïté : la diffusion se réalise de proche en proche, comme un front pionnier. Hiérarchie et contagion se combinent en fait la plupart du temps, mais l'échelle d'observation privilégie l'un ou l'autre processus.

Cette appréhension générale des principales formes spatiales de diffusion et des processus qui y sont traditionnellement associés a suscité des formalisations mathématiques et statistiques que l'on peut regrouper en deux catégories.

Une première catégorie d'études porte ses recherches sur les outils statistiques et la représentation cartographique des distributions observées. La mise en forme graphique des processus de diffusion a ainsi contribué à faire une découverte majeure, la courbe logistique. La diffusion d'une innovation est ainsi décomposée selon différents stades, d'un point de vue temporel et spatial [Morill 1968]. Une fois décrite, la diffusion peut ensuite être analysée, la plupart du temps, sur le mode discursif.

Une seconde catégorie d'études rassemble des modèles mathématiques qui décrivent le processus de diffusion selon le principe suivant : si la diffusion spatiale est étroitement liée à la distribution spatiale des *adoptants potentiels* et à la *distance*, alors un modèle d'interaction spatiale suffit à rendre compte de la plupart des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique. A partir de cette hypothèse, les travaux sur les processus de diffusion se sont concentrés sur la recherche de solutions purement analytiques, principalement à base d'équations différentielles, qui expriment le développement de la diffusion dans le temps et, sous certains aspects, dans l'espace.

Ces modèles ne sont pas sans limites. Ils tendent à simplifier des phénomènes éminemment complexes, où les hypothèses nécessaires à la modélisation s'avèrent inopérantes pour passer d'un stade descriptif à un stade explicatif, voire prédictif, de la diffusion. La diffusion spatiale n'est ainsi envisagée que comme un résultat que l'on explique à travers des processus simplifiés. La démarche est bien sûr compréhensible du point de vue du géographe et de l'analyse spatiale qui s'intéressent aux déterminants de l'espace sur les comportements humains. Mais l'analyse spatiale se préoccupe également des conséquences spatiales des comportements humains. Or ces comportements sont différenciés, bien loin du comportement moyen de l'individu des modèles agrégés qui empêchent la prise en compte des conséquences de l'hétérogénéité.

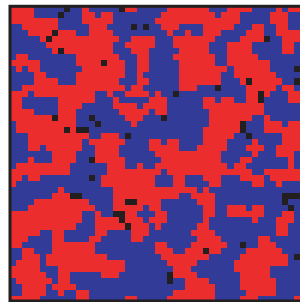
Les modèles classiques de diffusion spatiale ont certainement révélé l'essentiel de ce qu'ils avaient à nous apprendre : le poids de la distance sur la circulation des phénomènes, le rôle des structures en place sur les canaux de diffusion, les formes repérables de la diffusion à un niveau agrégé. Opérationnels car ils ajustent une fonction mathématique simple à une information agrégée, ces modèles n'en proposent pas moins des explications très partielles de la diffusion et ont une faible portée prédictive : l'ajustement des fonctions n'est envisageable qu'à la condition de disposer d'une information suffisante sur le phénomène qui se propage, en général, une fois que la diffusion est achevée. Poser l'hypothèse que la diffusion dans l'espace géographique est un phénomène complexe, c'est postuler que le moteur de sa dynamique réside dans la diversité et dans la répétition de processus relativement simples et en interactions, éléments difficilement envisageables dans les modèles analytiques, qui le cas échéant sont sans solutions analytiques.

Les méthodes de simulation sont à priori adaptées à la résolution de ce type de problème. Elles permettent notamment de modéliser un ensemble d'hypothèses sur les processus à l'œuvre lors de la diffusion, de prendre en compte une population hétérogène et de voir comment se déroule la diffusion lorsque l'on fait varier la valeur des paramètres : ce qui est très difficile à résoudre analytiquement devient possible avec les méthodes de simulation. Associée à une approche centrée sur les comportements individuels, la simulation de modèles sur ordinateur permet ainsi au chercheur de créer des conditions d'expérimentation semblables à celles des expériences de laboratoire.

Dans ce contexte, Torsten Hägerstrand a fait figure de pionnier en géographie car il a introduit dès les années 1950 une méthode basée sur l'analyse des comportements individuels et sur la simulation pour rendre compte de phénomènes de diffusion. Ses efforts ont toutefois été contraints par les limites informatiques de son époque et l'impact de ses recherches a été certainement limité par le contexte scientifique où les modèles mathématiques et statistiques, qui privilégient une approche agrégée et corrélative des phénomènes, sont introduits en géographie. On peut retenir trois grands principes dans sa méthodologie :

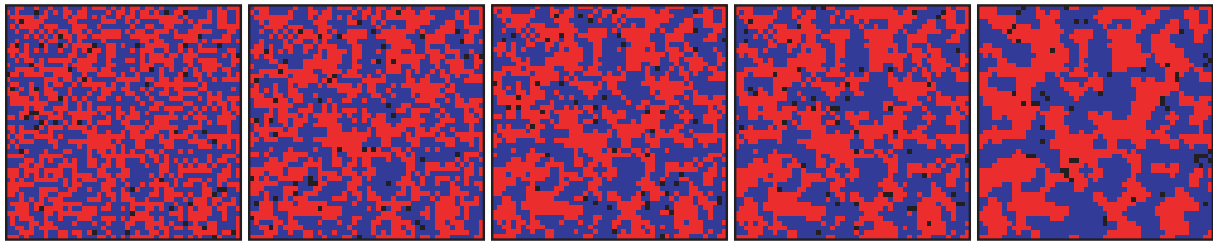
- les *individus* représentent l'unité de base de toute diffusion : l'explication nécessite alors une modélisation réaliste mais simplifiée des comportements individuels ;
- la *simulation* permet de tester la validité de nos représentations du réel par l'observation du comportement des modèles dans un espace et un temps artificiel ;
- la mise en évidence des *formes générales* de diffusion qui émergent des comportements individuels et des processus en interaction doit être privilégiée par rapport à la nécessité de retrouver des localisations précises.

Cette perspective est aujourd'hui partagée par nombre de chercheurs issus de champs disciplinaires aussi différents que la physique, la biologie, l'économie ou la sociologie. Il ne suffit plus d'observer de manière distincte l'univers collectif et l'univers individuel, il peut être pertinent d'étudier les relations entre les deux. Cet argument trouve son écho dans les théories de la complexité au rang desquelles on trouve les théories de la vie artificielle et de l'intelligence artificielle distribuée. J. Epstein et R. Axtell (1996, 1) posent ainsi le problème : « *How does the heterogeneous micro-world of individuals behaviors generate the global macroscopic regularities of the society ?* ». On assiste ainsi à un changement de la manière d'appréhender le monde : d'une approche agrégée qui s'attache à lisser l'hétérogénéité individuelle pour étudier l'ordre apparent des choses, on passe à une approche individu-centrée qui vise à montrer que la diversité peut créer cet ordre. La simulation fait partie intégrante de ces théories et introduit la possibilité d'explorer à un niveau global l'émergence de formes, de systèmes, de comportements complexes à partir d'activités relativement simples et en interactions qui se produisent à un niveau inférieur. Prenons un exemple.



Supposons une ville avec deux catégories d'individus, les rouges et les bleus (*cf. ci-dessus*). Ce peut être des riches et des pauvres, des noirs et des blancs, des boucheries traditionnelles et des restaurants végétariens etc. La distribution spatiale de ces catégories révèle une organisation à un niveau global, et des outils statistiques peuvent être mobilisés pour mesurer cet ordre apparent : une autocorrélation spatiale positive met en évidence que les rouges (les bleus) ont tendance à s'implanter selon une logique de ressemblance entre voisins. Pour expliquer l'origine de cette forte ségrégation spatiale, on peut poser des hypothèses et tenter de les valider en réalisant des enquêtes auprès d'un échantillon ou en tentant un raisonnement de type systémique. Si les catégories représentent deux communautés culturelles distinctes, une erreur consisterait à dire que le racisme individuel serait à l'origine de cette situation, exemple classique de l'erreur écologique. Quelle que soit la méthode empruntée, la simulation permet de tester la validité des hypothèses avec plus d'acuité.

Dans le cadre des théories de la complexité dans lequel se situe ce travail, l'hypothèse est que l'apparition de structures ou de comportements à un niveau global est le résultat d'une multitude d'interactions produites à un niveau local, comme l'ont montré I. Prigogine et I. Stengers (1984) pour les systèmes physiques : c'est alors un phénomène *émergent*. Supposons que chaque individu qui recherche un emplacement soit préoccupé par la composition de son voisinage immédiat, c'est-à-dire par les huit voisins qui entourent son lieu d'implantation. Si ces individus souhaitent le voisinage d'au moins cinq membres du même groupe, alors la forme spatiale qui résulte de ce choix est totalement prévisible et la simulation inutile. En revanche, que se passe-t-il si ces individus ont un comportement plus souple, c'est-à-dire s'ils acceptent d'avoir pour voisins au minimum un tiers de membres du même groupe¹ ? La simulation dont on présente un résultat ci-dessous permet de répondre à cette question.



D'un état initial où tous les individus sont disposés de manière aléatoire dans une ville artificielle, l'application de règles de choix à un niveau local fait émerger une structure ségrégative à un niveau global, sans que celle-ci ne soit programmée dans le comportement des individus. Malgré des comportements individuels propices à la diversité, l'ensemble des interactions au niveau local produit une structure organisée à un niveau global, sous la forme d'une partition en groupes homogènes. Les réactions en chaînes en sont la cause : un individu non satisfait par sa position recherche un nouvel emplacement qui réponde à ses attentes mais modifie par son choix la satisfaction de ses nouveaux voisins, qui, eux-mêmes, peuvent être amenés à chercher un nouvel emplacement, et ainsi de suite, selon un schéma classique de boucles de rétroactions. Trois enseignements doivent être tirés de ce modèle simple que l'on doit à T. Schelling (1969) :

- la simulation permet de tester des hypothèses qui, au départ, paraissent contre-intuitives. Le modèle de Schelling est à ce titre un bon exemple pédagogique sur l'erreur écologique. Dans ce contexte, la simulation permet de tester des hypothèses à l'échelle des comportements d'individus qui, en interactions, sont à l'origine de structures spatiales repérables à un niveau global. Dans d'autres contextes, on ne peut pas par exemple expliquer de manière macro-économique certains phénomènes de panique financière dus à des comportements de prudence ou de mimétisme qui se produisent à un niveau micro-économique ;

¹ Soit 1 voisin identique si l'individu n'a qu'1 ou 2 voisins ; au moins 2 voisins identiques, si l'individu a entre 3 et 5 voisins et un minimum de 3 voisins identiques, si l'individu est entouré de 6 à 8 voisins.

- l'absence de régulateur et d'une connaissance globale des individus aboutit malgré tout à la constitution de structures à un niveau global. Les modèles mathématiques fonctionnent selon une logique centralisée, où les comportements individuels sont régis par des logiques globales, et posent des hypothèses non-réalistes sur le comportement des individus pour la modélisation de ces structures globales. A titre d'exemple, le modèle logistique qui décrit la forme temporelle de la diffusion pose de manière implicite l'hypothèse d'une connaissance globale des individus : tous les individus se connaissent, s'observent et sont susceptibles d'interagir. Or les théories de la complexité montrent que ces phénomènes que l'on observe à un niveau global peuvent être des produits d'évolutions décentralisées et auto-organisées : certains phénomènes ordonnés à un niveau global sont le fruit d'interactions simples à un niveau local [Heppner et Grenander 1990] ;
- le poids des conditions initiales n'est pas négligeable, car les structures ou les formes émergentes peuvent être en partie liées à certaines configurations. Dans la simulation présentée, elles ne sont pas prévisibles car la distribution spatiale des individus à l'initialisation est aléatoire, mais une structure partiellement ségrégative aurait pu être introduite pour observer son évolution par la simulation. Dans ce cas, certains groupements présents au départ se seraient maintenus et même renforcés alors que d'autres auraient disparu par le jeu des interactions. Dans le cas des phénomènes de diffusion, ce facteur est fondamental car la distribution spatiale des adoptants potentiels est certainement plus déterminante que leur nombre total.

Si elle est par ailleurs centrale dans ces nouvelles théories, la simulation concerne également d'autres domaines et amène aujourd'hui les chercheurs, notamment en sciences humaines et sociales, à investir les différentes méthodes qui s'y rattachent. La simulation peut être utile dans le domaine de la prédiction, au moins à court terme, comme on le fait en microsimulation par exemple, mais également pour tester la validité de théories établies ou la pertinence de certaines hypothèses sur des processus étudiés. C'est par rapport à ces derniers critères que cette thèse a été envisagée, principalement autour de l'intelligence artificielle distribuée et des systèmes multi-agents (SMA).

Les agents des SMA sont des entités physiques ou virtuelles caractérisées par une autonomie dans la prise de décision, qui ont des connaissances et une capacité d'action et qui évoluent dans un environnement qu'ils sont capables de percevoir, mais aussi de modifier. Les SMA représentent donc un ensemble d'agents qui interagissent entre eux et avec un environnement commun. Ils ont la possibilité de changer leur propre état, l'état des agents avec lesquels ils sont en interaction et l'état de l'environnement dans lequel ils « vivent ». Les domaines d'application des SMA sont nombreux, comme en robotique ou dans les télécommunications, et s'étendent, même s'ils sont encore largement minoritaires, aux sciences concernées par la gestion

de ressources, l'économie ou la sociologie. Concernant la diffusion spatiale, peu d'applications ont été réalisées à partir des SMA, quelques-unes s'y consacrent par l'approche des automates cellulaires, telles que l'extension urbaine ou la diffusion d'un bien de consommation. Or les systèmes multi-agents permettent de modéliser des processus spatiaux, sociaux et économiques qui interagissent de manière répétitive. Tant que la modélisation de ces processus dynamiques et en interactions nécessitera des calculs nombreux et complexes, la simulation multi-agents constituera une méthode déductive à privilégier pour l'exploration d'hypothèses et de théories.

La pertinence d'une approche s'évalue aux apports qu'elle a introduit dans une discipline et à ses domaines d'application. Quel bilan peut-on dresser, de ce point de vue, des recherches sur la diffusion spatiale ? Quelles en sont les limites ? Quelles sont les questions non résolues et comment les dépasser ? Si les systèmes multi-agents sont, a priori, en mesure de fournir des éléments de réponses à ces questions, il faut cependant les re-situer dans les cadres conceptuels plus vastes de l'intelligence artificielle et des théories de la complexité afin d'en maîtriser les principaux concepts. Ce travail est d'autant plus fondamental que les langages informatiques associés à ces méthodes sont relativement simples et que la simulation est facilitée par la puissance de calcul des ordinateurs actuels. Le risque serait de passer plus de temps à des manipulations sur ordinateur qu'à la réflexion, voire à la manipulation directe sans aucune référence au paradigme dans lequel ces méthodes s'inscrivent. Ce cadre de réflexions apporte ainsi une meilleure garantie pour concevoir des modèles qui doivent prendre en compte au mieux toute la complexité des phénomènes de diffusion.

La première partie présente les principaux résultats des recherches sur les formes spatiales et temporelles de la diffusion, et sur les modèles mathématiques qui les formalisent. Les limites de ces modèles conduisent dans un second temps à un exposé de la méthodologie développée par Torsten Hägerstrand, ainsi qu'à ses extensions possibles.

La seconde partie est consacrée à une discussion sur les fondements des théories de la complexité, en insistant plus particulièrement sur l'intérêt de l'intelligence artificielle distribuée, des automates cellulaires et de l'univers des systèmes multi-agents pour une problématique qui porte sur les processus de diffusion dans l'espace géographique.

Enfin une troisième partie développe des modèles théoriques sur les processus de diffusion, pour en observer les conséquences spatiales et temporelles et en prenant l'exemple de la diffusion des subventions aux pâturages dans le sud de la Suède. L'objectif est de re-construire le phénomène de diffusion selon des modalités de raisonnement qui ne se limitent pas à la seule dimension spatiale.

Présenté ainsi, le plan retrace assez fidèlement le cheminement de la recherche, avec ses questions nouvelles et une prise de recul par rapport aux objectifs originels de la thèse. L'objectif initial était d'étudier la diffusion des entreprises de services aux entreprises en France et une première exploration a donné lieu à des publications. Mais les méthodes utilisées ont présenté leurs limites et le travail a alors connu une première bifurcation : de nouvelles questions, de nature méthodologique, ont ainsi émergé. Ces questions ont amené à investir les théories de la complexité, les méthodes de simulation et à redécouvrir les travaux pionniers de Torsten Hägerstrand. La diffusion des innovations a alors pris une nouvelle envergure puisque le raisonnement spatial, la prise en compte des comportements individuels et la dynamique de l'innovation ont pu être combinés dans la manière d'appréhender la diffusion spatiale. La simulation multi-agents l'a notamment permis en posant de nouvelles questions, de nouvelles hypothèses et en permettant l'élaboration de modèles abstraits de diffusion.

La méthode proposée trouve sa validation dans une nouvelle analyse de la diffusion des subventions à l'herbage en Suède du sud. Le choix de cette diffusion n'est pas anodin : c'est un cas « historique », sans doute le plus connu parmi les membres de la communauté des géographes qui s'intéressent aux phénomènes de diffusion spatiale. Les limites des modèles d'Hägerstrand ont cependant amené nombre de chercheurs à modifier le modèle selon des critères strictement spatiaux, sans améliorer significativement les résultats des simulations. Au-delà des déterminants spatiaux, d'autres processus interviennent donc dans la dynamique de diffusion, qu'il était nécessaire de prendre en compte pour proposer une description réaliste et une explication pertinente des phénomènes de diffusion qui se déploient dans l'espace géographique.

**PARTIE I. LES PROCESSUS DE DIFFUSION DANS L'ESPACE
GEOGRAPHIQUE : FORMES, MODELES ET SIMULATIONS**

INTRODUCTION

La diffusion est une dynamique majeure qui s'exerce dans l'espace géographique, elle participe à la création, au maintien et à la transformation des structures spatiales. La diffusion spatiale est un résultat que l'on peut appréhender à travers les différentes formes qu'elle prend dans l'espace, c'est également une action par laquelle différents processus sont en jeu. L'objectif de cette première partie est de présenter deux manières distinctes d'aborder les phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique.

Le premier chapitre est consacré à la description des formes spatiales de la diffusion et aux formalisations mathématiques qui y sont traditionnellement associées. Les limites de ces modèles nous amènent à définir de manière plus précise ce qu'on entend par un phénomène qui se propage dans l'espace et à analyser le rôle et le poids des comportements individuels face à celui-ci.

Le second chapitre présente une méthode de simulation basée sur les travaux de Torsten Hägerstrand. La méthodologie employée répond en partie aux critiques énoncées dans le premier chapitre et pose de nouvelles questions. Elle est donc présentée en détail, ainsi que son aire d'application, car elle constitue la « matière première » des recherches réalisées dans les parties suivantes.

Ce plan est volontairement inversé par rapport à la chronologie des recherches sur la diffusion en géographie. Les modèles présentés dans le premier chapitre ont pour la plupart été développés suite aux insatisfactions suscitées par la méthodologie développée par T. Hägerstrand. Nous développerons les raisons de ce choix en insistant sur l'importance que peuvent prendre les méthodes de simulation en sciences sociales, et donc ce retour sur les travaux pionniers d'Hägerstrand.

CHAPITRE 1. FORMES, FORMALISATIONS ET COMPOSANTES DES PROCESSUS DE DIFFUSION SPATIALE DES INNOVATIONS

La diffusion renvoie à la propagation de quelque chose, telle une épidémie, la croissance d'un centre urbain ou une nouvelle technologie dans le temps et dans l'espace. Un exemple intéressant de diffusion est la propagation d'un parfum dans une pièce : l'odeur est forte, prégnante à proximité de la source ; progressivement, le parfum se répand jusqu'aux quatre coins de la pièce pour finalement occuper la totalité de l'espace disponible ; la diffusion est alors achevée. La circulation du parfum dans l'espace emprunte des canaux de diffusion et elle peut être observée à travers les formes qu'elle prend sur une échelle spatio-temporelle.

Les canaux de circulation et les formes spatiales de la diffusion sont multiples dans l'espace géographique. Identifier les uns pour rendre compte des autres a donné lieu à de nombreux travaux, et place ainsi ce champ de recherche parmi les plus importants en sciences sociales [Rogers 1995].

I LA DIFFUSION, UN PROCESSUS SPATIO-TEMPOREL

Les processus de diffusion jouent un rôle important dans la formation, la stabilité et la transformation des structures spatiales. La dynamique de tels processus peut être étudiée dans une perspective temporelle ou une perspective spatiale, et parfois des deux. Les paragraphes suivants sont consacrés aux principales découvertes réalisées selon ces perspectives.

I.1 LA DIFFUSION DANS L'ESPACE

La diffusion renvoie au déplacement et à la dispersion de phénomènes dans l'espace géographique à partir d'un nombre limité d'origines jusqu'à une plus large étendue. Les nombreuses études de formes spatiales de la diffusion conduisent à classer ces phénomènes en différentes catégories.

I.1.1 LES FORMES DE LA DIFFUSION : UNE APPROCHE DESCRIPTIVE.

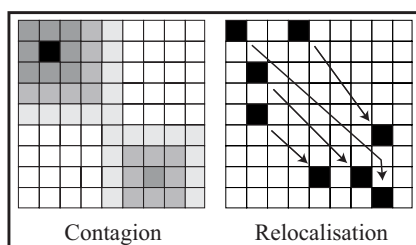
A. Cliff *et al.* (1981) ont notamment distingué deux catégories de phénomènes qui résument les principales caractéristiques spatiales de la propagation.

La diffusion par extension correspond à un premier ensemble d'observations. Elle représente un mouvement par lequel un phénomène apparaît en un lieu et se répand progressivement dans une plus large étendue, sans que diminue son intensité à la source. La forme spatiale de l'extension se traduit par une couverture progressive de l'espace, jusqu'à ce que l'ensemble des

lieux susceptibles d'être atteints le soit effectivement. La croissance urbaine est représentative de cette première catégorie. A partir d'un noyau initial de peuplement, qui correspond au centre ancien des villes, l'urbanisation s'est réalisée progressivement par débordement du centre vers les périphéries, sans que la densité de population localisée au cœur des villes ne diminue. A une toute autre échelle, la diffusion des Rotary-Club en Europe est également représentative de cette classe de phénomènes [Hägerstrand 1965]. Au début des années 1920, quatre clubs sont répertoriés à Paris, Amsterdam, Copenhague et Oslo. Entre 1925 et 1950, ces foyers émetteurs permettent la diffusion du mouvement Rotary dans la plupart des pays européens, le nombre de clubs dans les villes initiales augmentant également.

La seconde catégorie concerne des phénomènes qui se diffusent par bonds successifs, par migration, que l'on nomme *diffusion par relocalisation*. La principale caractéristique de ces phénomènes est que leur migration se réalise une fois que les « ressources » nécessaires à leur survie en un lieu sont épuisées. Les incendies et certaines épidémies en sont représentatifs, et également les villes issues de la première révolution industrielle. Les coûts élevés de transports ne permettant pas de transporter les matières premières, les lieux de gisement sont pour les industries des facteurs fixes de localisation. Emergent alors des villes industrielles à proximité des bassins houillers, villes qui périclitent une fois les ressources épuisées, alors que d'autres émergent un peu plus loin sur de nouveaux gisements. Dans un tout autre registre, la rumeur d'Orléans a également fonctionné par migration [Morin 1969]. Une rumeur concernant l'enlèvement de jeunes filles dans les salons d'essayage juifs naît dans la ville d'Orléans en mai 1969. Cette rumeur étrange qui concerne un seul magasin au départ se répand rapidement aux autres magasins juifs de la ville, s'amplifie, puis s'éteint grâce à l'intervention des autorités religieuses et politiques. Une rumeur similaire apparaît en février 1970 à Amiens, puis à Strasbourg et, sous d'autres variantes, dans différentes villes françaises.

figure 1 Les caractéristiques spatiales de la diffusion



Quel que soit le type de diffusion, l'existence de contacts entre ceux qui ont déjà adopté l'innovation et les adoptants potentiels est nécessaire pour assurer la diffusion. Cette trame de relations issues de l'ensemble des contacts constitue la structure essentielle des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique, elle sous-tend les canaux de la diffusion.

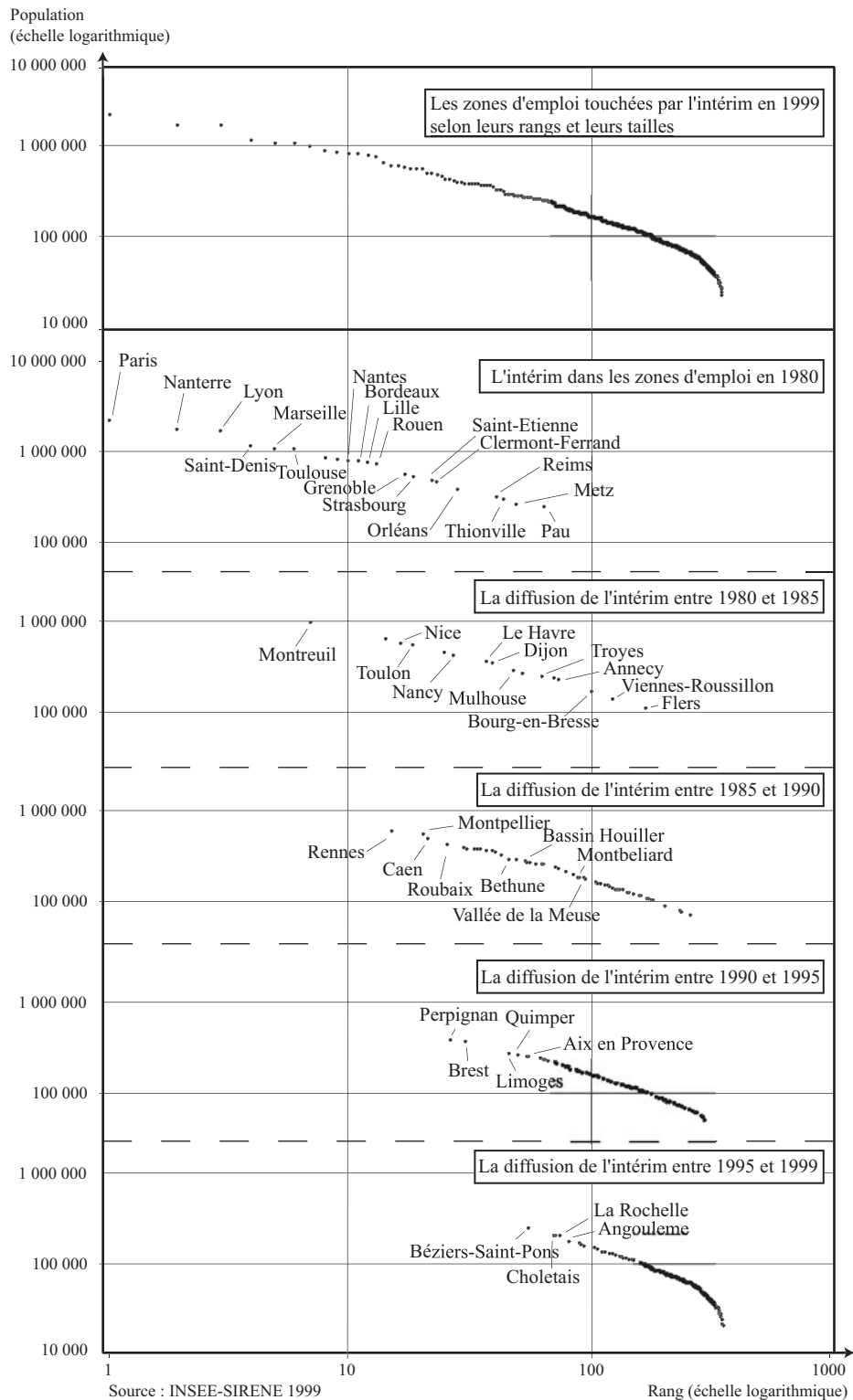
I.1.2 LES CANAUX DE LA DIFFUSION

Que ce soit par extension ou par relocalisation, la diffusion peut être favorisée par l'existence de deux types de contacts dans l'espace géographique. Ceux-ci sont des manifestations des interactions entre émetteurs et récepteurs et assurent le déplacement du phénomène.

La *diffusion par contagion* dépend principalement de contacts directs et met en avant l'importance des effets de voisinage. Ces effets diminuent au fur et à mesure que l'on s'éloigne de la source, la probabilité de contact entre émetteurs et récepteurs diminuant avec la distance. La transmission de la rougeole est un exemple classique d'une diffusion par contagion, le virus se propageant au sein d'une population à travers les contacts directs entre personnes infectées et individus « sains » [Cliff *et al.* 1981 ; Sattenspiel 1990]. Bien entendu, la distance physique n'est pas exclusive lors d'une diffusion par contagion. La proximité économique, culturelle, temporelle sont des éléments tout aussi importants de ce processus de diffusion. Ainsi, la diffusion des Rotary-Club en Europe a-t-elle davantage privilégié la proximité socio-économique des membres que d'autres types de distance.

La *diffusion selon la hiérarchie des lieux* est une seconde manifestation des interactions entre émetteurs et récepteurs. Certains phénomènes tendent à être adoptés en premier dans les grandes villes, pour se diffuser progressivement vers les villes plus petites, privilégiant ainsi le canal de la hiérarchie urbaine. L'existence de seuils pour qu'une innovation puisse apparaître et se diffuser, le potentiel d'interactions, le nombre d'individus innovants sont autant de facteurs qui peuvent expliquer une diffusion précoce dans les villes du haut de la hiérarchie urbaine. Au fur et à mesure que l'innovation se banalise, devient une norme de fait, elle se diffuse alors vers les autres villes du territoire. Privilégiant le potentiel d'interaction entre les villes, P. Gould *et al.* (1991) décrivent par exemple comment le virus du SIDA s'est propagé du haut vers le bas de la hiérarchie urbaine aux Etats-Unis. L'exemple de la diffusion du travail intérimaire en France en est aussi représentatif : la diffusion selon la hiérarchie des zones s'y réalise entre la fin des années 1970 et 1999 (glissement du nuage de points de gauche vers la droite, cf. *figure 2*). À la fin des années 70, toutes les zones d'emploi du haut de la hiérarchie accueillent des agences d'intérim. La diffusion se poursuit ensuite vers les zones d'emploi du milieu de la hiérarchie dans les années 1980 et atteint finalement les zones d'emploi du bas de la hiérarchie à partir de 1990 [Daudé 2002].

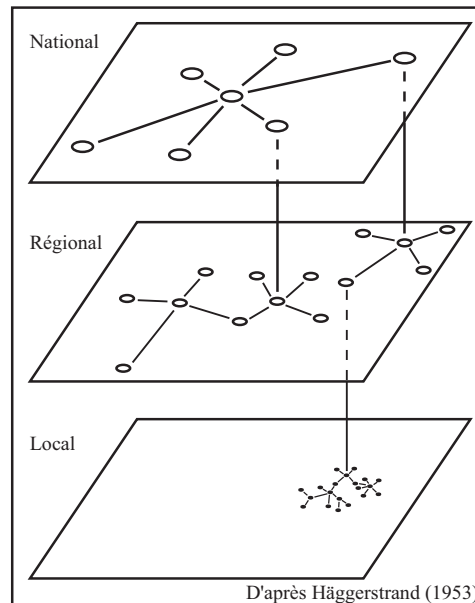
figure 2 La diffusion du travail intérimaire en France



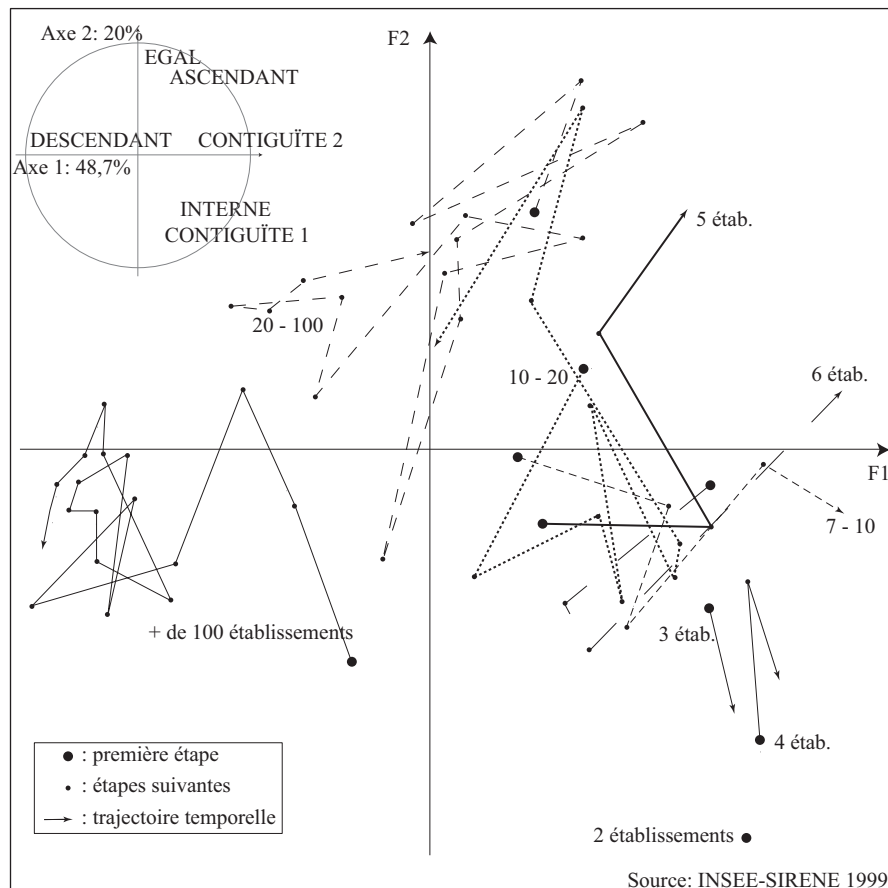
L'expérience a cependant démontré que dans de nombreux cas, la diffusion par contagion et selon la hiérarchie des lieux se combinent dans le temps. T. Hägerstrand (1953) montre par exemple que l'on peut décomposer selon différentes échelles spatiales les réseaux de communication individuels. Ces réseaux de communication, et les échelles spatiales qui leur sont associées, peuvent être représentatifs des ménages, des entreprises, de groupes culturels distincts,

de groupes économiques, politiques etc. (*figure 3*). Certains individus n'opèrent qu'à une échelle locale, d'autres à une échelle régionale et locale et d'autres plus ou moins sur les trois niveaux. L'information circule donc horizontalement, entre niveaux équivalents, mais aussi verticalement, entre niveaux différents, assurant ainsi la dissémination de l'information sur l'ensemble de l'espace géographique.

figure 3 Un exemple de réseaux de communication selon les acteurs et les échelles spatiales qui y sont associés



La diffusion des entreprises de travail intérimaire en France illustre cette interpénétration des échelles spatiales de référence (*figure 4*). Les entreprises ayant peu d'établissements (moins de 5) ont tendance à privilégier une implantation locale de leurs actifs, à proximité immédiate des sièges sociaux. Elles renforcent ainsi leur maîtrise du marché local et conservent des relations de partenariat parfois anciennes avec les entreprises du milieu. Après avoir prospecté localement, les entreprises de taille moyenne (entre 5 et 20 établissements) tendent à localiser leurs établissements dans des zones d'emploi de niveau équivalent à celle du siège et dans celles du haut de la hiérarchie. Cette stratégie de localisation s'avère être un passage « obligé » dans une perspective de développement ultérieur, notamment lorsque le siège est implanté dans une zone d'emploi du milieu ou du bas de la hiérarchie. Enfin, les entreprises ayant plus de 100 établissements, dont les sièges sont en Ile-de-France, à Lyon et à Nantes, ont une stratégie de couverture spatiale strictement descendante par rapport à la hiérarchie des zones, avec cependant une part non négligeable des établissements localisés à proximité de leur siège en début de période. La diffusion de ce secteur d'activité combine donc bien un double effet de voisinage et de hiérarchie des lieux [Daudé 2002].

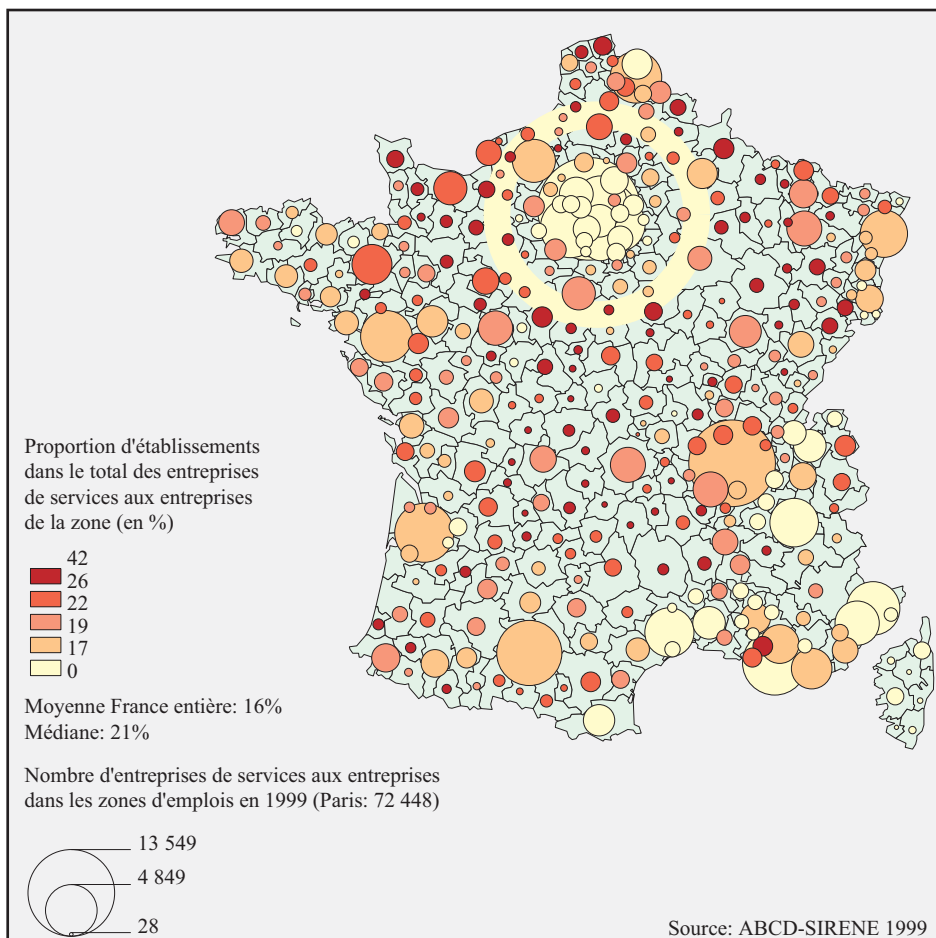
figure 4 Les stratégies d'extension spatiale des entreprises de travail intérimaire selon leur taille

Le rôle des effets de voisinage et de la hiérarchie ne doit cependant pas masquer l'importance d'autres facteurs de diffusion dans l'espace géographique. De nombreuses études ont montré l'existence et l'importance de tels facteurs [Brown 1981 ; Coleman *et al.* 1966 ; Weber 1972].

Ainsi, les caractéristiques économiques des lieux peuvent constituer un facteur privilégié de diffusion d'une innovation. L'exemple de la diffusion du travail intérimaire en France le montre bien : si la diffusion s'effectue selon la hiérarchie des zones d'emploi, elle se réalise également selon une logique sectorielle (*figure 2*). Dès la fin des années 1970, des zones d'emploi fortement industrialisées, mais absentes du haut de la hiérarchie, accueillent des agences d'intérim. C'est le cas par exemple de Pau pour la production d'énergie ou de Thionville qui, à proximité des bassins d'extraction de minerais, accueille un nombre élevé de grands établissements industriels fortement consommateurs de ce type d'emploi. Cette diffusion selon la spécialisation industrielle des zones se poursuit après les années 1980 et touche par exemple la zone d'emploi de Troyes, marquée par l'industrie textile, ou celle de Flers, spécialisée dans les pièces d'équipements et la construction automobile.

Outre la spécialisation des marchés, l'existence d'un organisme de contrôle de la diffusion peut engendrer des caractéristiques spatiales de diffusion différentes de celles qu'elles auraient eues sans contrôle : la distribution spatiale des activités de services aux entreprises montre par exemple des disparités de localisation entre les entreprises multi-établissements et les entreprises mono-établissement (*figure 5*). Si les réseaux d'entreprises de services sont moins représentés par rapport à l'ensemble des entreprises du secteur dans le haut de la hiérarchie, ils sont davantage présents dans les zones d'emploi en périphérie de l'Ile-de-France et au bas de la hiérarchie. Dans ce cas, il existe une différence dans les résultats observables dans l'espace entre processus centralisés et décentralisés de diffusion. Celle-ci tiendrait en partie à la précocité des sièges sociaux à implanter des établissements dans des zones spécifiques pendant la phase d'émergence de ces marchés (périphérie d'Ile-de-France, bas de la hiérarchie), limitant ainsi pour ces zones la diffusion ultérieure d'entreprises se propageant selon des processus décentralisés. Cette disparité engendrée par le poids des réseaux dans ces zones peut s'expliquer en partie par une temporalité de diffusion plus rapide dans le cas de processus centralisés de diffusion par rapport à des processus décentralisés [Daudé 2001].

figure 5 La localisation des établissements dans les activités de services aux entreprises



Enfin le hasard, les caractéristiques de l'innovation, le potentiel innovant des individus, la circulation de l'information par les médias (télévision, radio, Internet etc.) sont autant d'éléments qui peuvent favoriser l'apparition d'une innovation en un lieu et donc orienter la trajectoire de la diffusion. L'étude d'un processus de diffusion ne peut donc se cantonner à des raccourcis, elle conduit à ne pas devoir systématiquement la confiner à l'un ou l'autre de ces schémas généraux. Ceci est d'autant plus important lorsque l'objectif de l'étude est d'expliquer la diffusion, car, nous le verrons par la suite, divers processus engendrent parfois une même forme spatiale, conduisant ainsi à des explications en partie erronées.

Si certains facteurs favorisent la circulation d'un phénomène dans l'espace et dans le temps, d'autres peuvent constituer au contraire un frein à sa propagation. Ces facteurs interviennent de façon variable sur le déroulement de la diffusion et ont donné lieu à des tentatives de classification.

I.1.3 LES EFFETS DE BARRIERE A LA DIFFUSION

Il existe une relation fonctionnelle entre une innovation et les barrières qu'elle peut rencontrer lors de sa diffusion. Un obstacle à la diffusion est un phénomène relatif, dont les effets éventuels doivent être analysés au regard des caractéristiques de l'innovation concernée. En effet, tel type d'objet sera considéré comme un obstacle pour la diffusion d'une innovation alors qu'il ne le sera pas, ou seulement dans une moindre mesure, pour une autre. On distingue ainsi deux types de barrières à la diffusion, les barrières externes et les barrières internes [Yuill 1964].

Les *barrières externes* ont été largement étudiées en géographie : elles représentent des obstacles dont l'origine est indépendante du phénomène étudié. L'hétérogénéité de l'espace dans lequel se diffuse une innovation, avec la présence de montagnes ou de fleuves par exemple, peut avoir des conséquences sur la propagation d'un phénomène. Le cas de la diffusion du choléra à partir de l'Asie centrale au début du siècle dernier en est un bon exemple, l'épidémie étant stoppée dans sa progression par l'Himalaya. Au-delà des considérations purement physiques, l'hétérogénéité spatiale peut également s'exprimer à travers la distribution des hommes, des cultures ou des aires politiques et avoir des effets sur le déroulement d'une propagation. Même des barrières psychologiques peuvent être à l'origine de l'arrêt d'une diffusion : celles-ci se révèlent dans certains cas plus importantes que les barrières physiques [Karlsson 1958].

Des *barrières internes* apparaissent lorsque l'innovation contient en elle-même des limites que l'on retrouve dans son espace de diffusion, limites qui peuvent correspondre à la distribution spatiale de l'activité concernée. Si on reprend l'exemple de la diffusion du travail intérimaire en France, on voit que la diffusion a privilégié les villes où le poids de l'industrie était important au détriment des villes tertiaires, au moins jusqu'au début des années 90. Ainsi, la distribution spatiale de l'emploi industriel a largement contribué à la pénétration de l'intérim dans les régions françaises.

Qu'elles soient d'origines externes ou internes à l'innovation, les barrières agissent distinctement sur la propagation de l'innovation. Les études les classent selon trois grands types d'effets : les barrières *absorbantes*, qui empêchent toute progression de la diffusion ; les barrières *perméables*, au contact desquelles le processus peut en partie se poursuivre ; les barrières *réfléchissantes*, qui orientent la diffusion dans une autre direction.

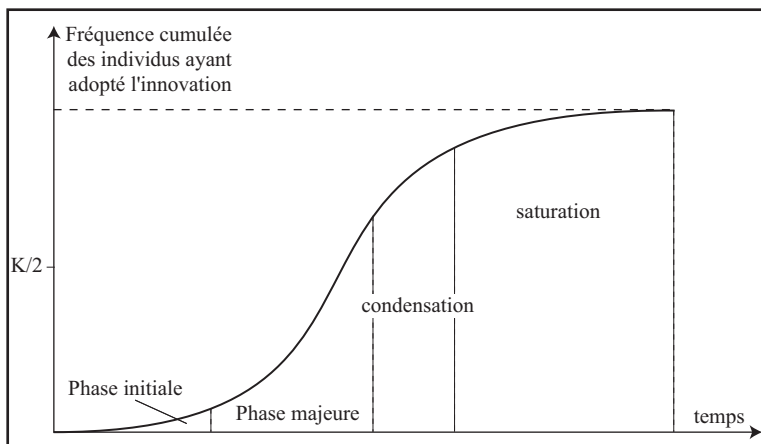
Enfin les effets de barrières sont dynamiques, ils varient dans le temps en fonction des évolutions de l'innovation et de son taux de propagation. Le cas de la diffusion d'un produit de consommation comme le magnétoscope dans les années 1980 est représentatif d'une telle évolution. L'apparition de ce nouveau produit sur le marché français concerne en premier lieu les foyers à hauts revenus. Un effet de barrière absorbante se met alors en place entre les hauts revenus et les autres. Puis progressivement, ce produit devient un bien de consommation de masse, les quantités produites et vendues entraînent rapidement une baisse des prix. Les barrières absorbantes se transforment en barrières semi-absorbantes, puis disparaissent quasi définitivement à la fin des années 1980.

La diffusion est donc un processus selon lequel une innovation se propage à travers certains canaux dans l'espace géographique. Après ce repérage des éléments caractéristiques des formes spatiales de la diffusion et des différents canaux de communication qu'elle pouvait emprunter, il faut aussi s'intéresser à la forme temporelle de la diffusion.

I.2 LA DIFFUSION DANS LE TEMPS

La dimension temporelle permet de mettre en évidence au moins deux éléments fondamentaux de la diffusion, le temps de réaction de l'individu et le temps de la diffusion. En effet, principaux acteurs de la propagation d'un phénomène, les individus ont des temps de réaction à l'innovation différenciés, qui ne sont pas sans conséquence sur la rapidité et le succès de la diffusion. Nous reviendrons sur ce point dans un paragraphe ultérieur consacré aux travaux du sociologue E. M. Rogers (*III.2.1*). Le temps de la diffusion exprime, lui, l'évolution temporelle de la diffusion dans une dimension globale, c'est-à-dire indépendamment de l'espace de diffusion et de l'hétérogénéité des individus qui le composent.

La dynamique de la diffusion a montré des régularités dans le temps, dont la forme la plus robuste est la courbe en S [Ryan et Goss 1943 ; Hägerstrand 1952]. On peut visualiser cette dynamique à partir d'un graphe représentant la proportion d'individus ayant déjà adopté l'innovation au temps t à partir de son apparition (*figure 6*).

figure 6 La diffusion dans le temps

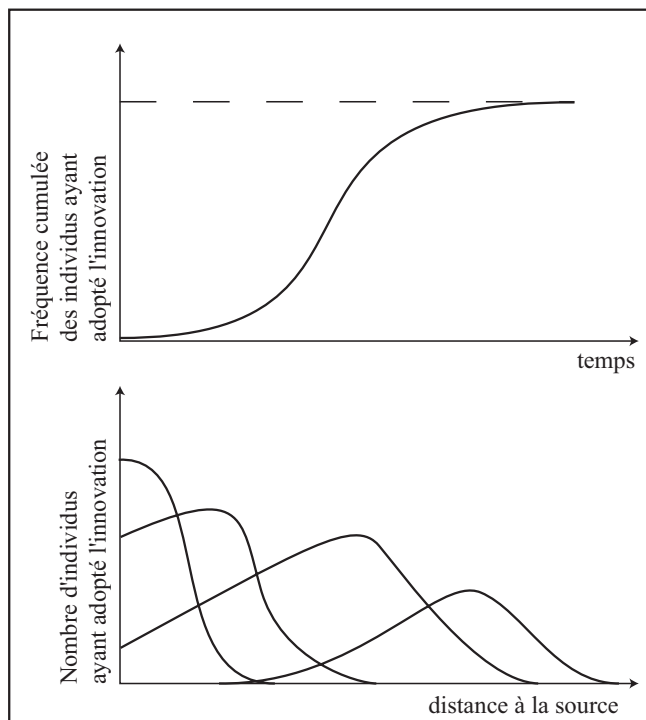
Le taux d'adoption ainsi représenté à différents pas de temps permet de mesurer la vitesse relative d'adoption par les unités d'observation (K), que ce soit des entreprises ou des villes. Il est possible de décomposer la diffusion dans le temps en différents stades :

- une phase *initiale* où apparaît l'innovation et où les adoptants sont peu nombreux,
- une phase de *diffusion majeure* où le nombre d'adoptant croît de manière exponentielle,
- une phase de *condensation*, le nombre d'adoptants à la marge diminuant,
- une phase de *saturation*, l'essentiel des individus concernés par l'innovation l'ayant déjà adopté.

Si la plupart des innovations qui se propagent suivent une courbe en S , la forme exacte de chaque courbe diffère. Les points de retournement peuvent être atteints plus ou moins rapidement, selon la vitesse de propagation de l'objet nouveau.

Lorsque le phénomène étudié peut être caractérisé à la fois par une courbe en S , qui représente une autocorrélation temporelle, et par un processus où l'autocorrélation spatiale agit de manière prépondérante, on observe alors une forme spatio-temporelle de diffusion que l'on assimile à des vagues de diffusion (*figure 7*) [Morrill 1968 ; Saint-Julien 1982].

L'observation de régularités spatiales et temporelles dans les phénomènes qui se propagent a alors entraîné le développement de modèles mathématiques. Ces modèles tentent de traduire mathématiquement les phénomènes de diffusion tels que nous les avons décrits précédemment. Le principal objectif est ainsi de déterminer, dans le temps et dans l'espace, la composition de la population entre les individus qui ont adopté une innovation et les autres.

figure 7 La diffusion dans le temps et dans l'espace

II LES TRAITEMENTS MATHÉMATIQUES ET STATISTIQUES DES PHÉNOMÈNES DE DIFFUSION SPATIALE

S'il existe une grande variété de comportements individuels dans les phénomènes de diffusion, l'intérêt, d'un point de vue statistique, est d'analyser les régularités à un niveau agrégé en laissant de côté le « bruit » relatif à cette diversité. Sur ces modèles mathématiques relatifs aux phénomènes de diffusion, Hudson précise d'ailleurs ce point de vue : « *The assumption [...] is that the complex patterns are nevertheless the outcome of many simpler processes and that the complex is nothing more nor less than the sum of many parts* » [Hudson 1972, 7]. Ainsi, si les différentes formes spatiales de la diffusion ne sont que la manifestation d'un processus simple, il suffit de formaliser ce processus pour rendre compte de la plupart des phénomènes qui se propagent dans le temps et dans l'espace. Les modèles classiques d'interactions spatiales deviennent alors les piliers de la plupart des modèles développés pour reproduire ou prédire l'évolution spatio-temporelle des processus de propagation.

II.1 DES MODELES DE CONTAGION...

Comme nous l'avons vu (I.1.1), la diffusion *par contagion* montre que ce qui apparaît en un lieu est en partie fonction de ce qui s'est déjà produit dans des lieux proches, idée que l'on retrouve dans le concept statistique d'autocorrélation spatiale. De la même manière, la courbe en S met en évidence le poids des événements passés sur les événements à venir, mesuré par

l'autocorrélation temporelle. T. Hägerstrand (1952) a montré que la courbe en S, qui exprime l'évolution du niveau d'acceptation d'une innovation dans le temps, pouvait être formalisée à l'aide d'une fonction logistique.

II.1.1 LE MODELE LOGISTIQUE

Ce modèle élémentaire rend compte du taux d'adoption au temps t_n comme une fonction du nombre d'individus ayant déjà adopté en t_{n-1} . Si $A(t)$ représente le nombre d'individus ayant accepté l'innovation au temps t et P , la taille de la population, ou le nombre d'individus susceptibles d'adopter l'innovation en début de période, on peut écrire :

$$\frac{dA(t)}{dt} = r.A(t).[P - A(t)]$$

Dans ce modèle, r est une constante qui représente le taux de propagation de l'innovation sur l'ensemble de la période et $[P - A(t)]$ le nombre d'individus n'ayant pas encore adopté l'innovation à l'instant t . En supposant qu'à l'instant $t = 0$, x vaut 1, on obtient par intégration :

$$A = \frac{Pe^{Pr t}}{P - 1 + e^{Pr t}}$$

Le nombre d'individus atteints en fonction du temps suit donc une loi exponentielle, la source de diffusion n'étant pas constante sur l'ensemble de la période¹.

Le recours au modèle logistique pour simuler un processus de diffusion par contagion implique de poser des hypothèses qui permettent d'obtenir des solutions mathématiques simples. Ainsi dans ce modèle, tous les individus sont supposés se connaître, ou tout au moins d'interagir. La circulation de l'information est parfaite, chaque individu connaît avec précision le nombre d'individus ayant adopté l'innovation (A) et le nombre d'adoptants potentiels (P). Les individus ont une fonction de décision identique, c'est-à-dire que la fonction d'adoption est homogène pour l'ensemble de la population, qui est constante. Enfin, l'espace, qui n'est pas directement pris en compte dans ce modèle, est supposé également homogène et isotrope puisque les liens sociaux ou les interactions spatiales sont identiques entre les individus, r étant constant dans le temps et dans l'espace.

La fonction logistique est donc caractéristique des modèles de pure imitation, appelés également modèles d'*influence interne* [Mahajan et Peterson 1985]. Relevant du domaine privilégié des épidémiologistes, ces modèles de contagion rendent bien compte de la propagation d'une maladie infectieuse qui dépend dans une large mesure des contacts interpersonnels dans une

¹ Pour les techniques liées à l'intégration des équations de ce chapitre, on pourra se reporter à l'ouvrage de J.-P. Monin *et al.* (1973).

population donnée. Dans ces modèles, la population possède à un moment donné 3 caractères : les individus contaminés, les individus susceptibles de le devenir et les individus résistants. Si l'accroissement du nombre d'individus contaminés dépend à l'origine des contacts avec la source (apparition de la maladie), il est progressivement supplanté par les contacts entre les individus de la population. Ces phénomènes de contagion par les contacts interpersonnels dépassent largement le seul cadre de l'épidémiologie. Les sociologues l'ont étudié dans le cadre de la diffusion d'une rumeur [Knapp 1944 ; Allport et Postman 1946 ; Peterson et Gist 1951 ; Kapferer 1987], le principal objectif à l'origine étant de comprendre les mécanismes de diffusion de la rumeur pour pouvoir la contrôler ou s'en servir (les premières études datent de la seconde guerre mondiale où les rumeurs avaient tendance à démobiliser l'opinion sur les bienfaits de la guerre). Ils sont également utilisés lorsque la communication entre les individus d'un système social est prépondérante pour rendre compte de la propagation d'un phénomène, tel la prédiction de ventes de nouveaux produits [Rashevsky 1951 ; Rapoport 1983 ; Mahajan, Muller et Bass 1993 ; Rogers 1995], ou lorsque le système étudié est relativement petit et homogène. Ainsi, les régularités observées dans le développement des centres urbains peuvent être dans certains cas reproduits par ce type de modèle [Morill 1968, 1970 ; Casetti et Semple 1969].

Afin de dépasser un certain nombre de limites inhérentes aux hypothèses posées, certains auteurs ont par ailleurs proposé des améliorations du modèle de base. La vitesse de transmission de la maladie et son étendue ont ainsi orienté les recherches vers des modèles de propagation avec population hétérogène (homme-femme, différentes probabilités de contamination selon les individus etc.) et sur le rôle de la concentration des populations et des migrations, ou encore sur la masse critique à atteindre pour que la contagion s'exerce [Bailey 1953, 1967 ; Kendall 1965]. Pour contourner l'hypothèse d'homogénéité de la population, on peut également décomposer le système étudié en différents sous-groupes ayant des taux de rencontre (r) différents, le système représentant par exemple des villes [Cliff et Ord 1975]. On peut également introduire une décroissance du taux d'adoption pour exprimer un ralentissement de la diffusion [Dodd 1956].

Certains auteurs ont également soulevé le problème de la décroissance du poids de la source dans le processus global de diffusion, limite qui a donné naissance à une nouvelle génération de modèles. La principale hypothèse est que si la communication est globale entre les agents, un autre processus viendrait s'y rajouter, processus que l'on nomme *influence externe*, et qui caractérise les effets de la source dans la vitesse de propagation de l'innovation, indépendamment du nombre d'adoptants potentiels.

II.1.2 LE MODELE DE BASS

Le modèle de Bass (1969) rend compte de la diffusion d'un nouveau produit de consommation en divisant les consommateurs potentiels en deux catégories, les *innovants* et les *imitateurs*. La fonction de décision des *innovants* pour acquérir le produit est fixé par un coefficient, indépendamment de l'action des autres consommateurs. La fonction de décision des *imitateurs* est affectée par le niveau de vente du produit sur le marché. Ce modèle constitue la référence à de nombreux développements aussi bien en marketing qu'en économie [Mahajan, Muller et Bass 1990 ; Parker 1994 ; Bass, Krishnan et Jain 1994].

Le modèle de Bass met l'accent sur le rôle des méthodes de communication dans l'introduction d'un nouveau produit sur le marché. La fonction d'adoption d'un nouveau produit au temps t dépend ainsi de deux forces : une force appelée *influence interne* et que nous avons déjà mentionné dans le modèle de pure imitation ; une force appelée *influence externe* qui représente la vitesse de propagation du phénomène indépendamment des adoptants. L'influence externe peut représenter par exemple le poids de la publicité dans la fonction d'adoption, il met en évidence l'importance d'une information globale, généralisée sous l'appellation *médias*, par opposition à une information locale comme c'est le cas pour les modèles basés sur les communications individuelles. Le modèle d'influence externe s'écrit donc :

$$\frac{dA(t)}{dt} = q \cdot [P - A(t)]$$

Dans ce modèle, q est une constante qui représente un coefficient de persuasion s'exerçant sur les individus : la diffusion provient ainsi d'une source constante. Le taux d'adoption dépend alors de ce coefficient de persuasion et du nombre d'adoptants potentiels présents sur le marché, les interactions entre les adoptants et les non-adoptants n'étant pas prises en compte. En intégrant cette équation avec pour conditions initiales $A = 0$ lorsque $t = 0$, on obtient :

$$A = P \cdot (1 - e^{-qt})$$

Le modèle de Bass prend alors en compte le modèle d'influence interne et externe pour exprimer le taux d'accroissement d'un phénomène par intervalle de temps. Il s'écrit :

$$\frac{dA(t)}{dt} = (q + r \cdot A(t)) \cdot [P - A(t)]$$

Les études empiriques montrant l'importance des processus de contagion et de l'impact des *médias* dans la propagation de phénomènes sont nombreuses. Les premières applications ont porté sur la diffusion de nouveaux produits de consommation [Bass 1969] et sur la diffusion d'innovations en matière d'enseignement [Lawton 1979]. Mais une application en particulier nous

intéresse ici car elle nous rapproche de préoccupations plus géographiques. Si le modèle de Bass pose par hypothèse que la fonction de décision des *innovants* pour acquérir le produit est fixé par une constante – *influence externe* – et que la fonction de décision des *imitateurs* est affectée par le niveau de vente du produit sur le marché – *influence interne* –, on peut également utiliser ce modèle en inversant la définition donnée aux individus qui obéissent à l'une ou à l'autre de ces influences, et en observer les conséquences spatiales. Dans ce cas, le modèle d'*influence externe* peut caractériser le comportement d'individus dispersés dans l'espace géographique et qui ne sont pas intégrés à des réseaux, alors que le modèle d'*influence interne* caractérisera le comportement des ensembles d'individus regroupés, ou qui sont disséminés dans l'espace, mais qui appartiennent à des réseaux, qu'ils soient sociaux ou professionnels.

II.1.3 LES TRAVAUX DE COLEMAN, KATZ ET MENZEL

L'étude retranscrite dans « *Medical innovation : a diffusion study* » (1966) montre le rôle de la contagion dans la propagation d'un nouvel antibiotique, la tétracycline. Dans cette étude, les auteurs mettent en avant le poids de l'existence de réseaux sociaux et professionnels dans la diffusion.

II.1.3.1 HYPOTHESES ET MODELES

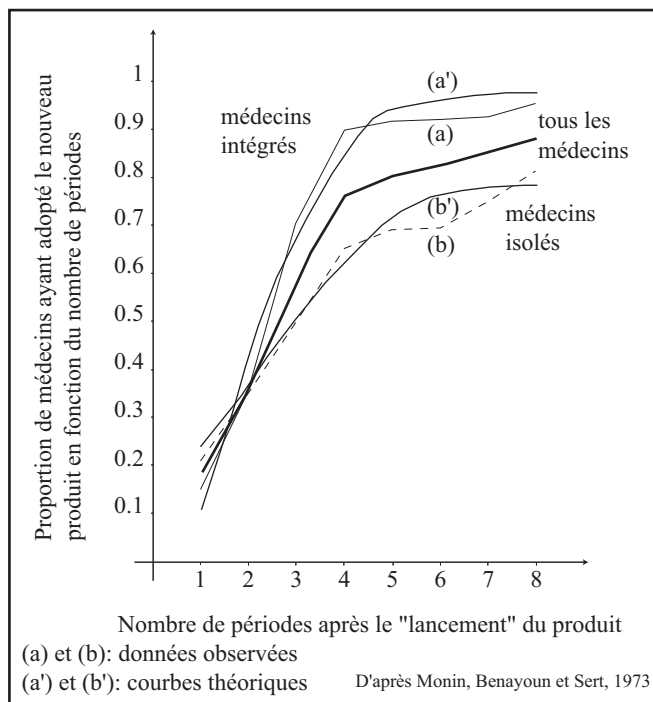
Selon ces auteurs, la population des médecins se divise en deux catégories : dans une première catégorie les médecins sont intégrés à un réseau professionnel où les contacts sont nombreux ; dans une seconde catégorie, les médecins sont plus isolés et n'appartiennent pas à un réseau professionnel. L'hypothèse de cette étude est que l'appartenance d'un médecin à un réseau professionnel a accéléré au sein de ce groupe la diffusion de la tétracycline, alors que la diffusion de l'antibiotique parmi les médecins isolés a été moins rapide, car elle dépendait des contacts directs à la source, sans tenir compte du comportement des autres médecins face à l'innovation. Le modèle d'*influence externe-interne* est utilisé par les auteurs.

Parmi les médecins intégrés à un réseau, la rapidité du taux d'adoption de la tétracycline dépend du nombre de médecins touchés par l'innovation. Ce taux évolue dans de faibles proportions au début, mais il croît rapidement lorsque le nombre de médecins ayant adopté la nouveauté augmente. La source dans ce modèle ne joue qu'un faible rôle, et le taux de propagation de l'innovation parmi les médecins intégrés est mesuré par le modèle d'*influence interne*. En effet, comme les contacts sont nombreux au sein de ces réseaux professionnels, l'information concernant la tétracycline sera d'autant plus efficace sur le taux d'adoption que le nombre de médecins l'ayant adopté est important.

Contrairement aux médecins intégrés, la propagation de l'innovation chez les médecins isolés va dépendre des contacts directs à la source. La source est représentée dans ce cas par la fréquence des contacts avec les visiteurs médicaux et par le nombre d'articles concernant la tétracycline publiés dans les revues médicales. Si ces contacts sont fréquents et stables dans le temps, le taux de propagation le sera également puisqu'il ne dépend que du nombre de médecins non encore touchés et du poids de la source dans le temps. Le modèle d'*influence externe* caractérisera ce processus.

Les auteurs disposent, pour tester les deux modèles, d'informations sur 69 médecins isolés et 56 médecins intégrés, l'information étant répartie sur 16 mois. Sur cette période, un médecin pouvait avoir adopté l'innovation ou non. Le graphe permet de visualiser les taux d'adoption réels et prévus par le modèle pour chacune des deux catégories de médecins sur la période d'étude (*figure 8*).

figure 8 L'étude de Coleman, Katz et Menzel (1957)



II.1.3.2 INTERPRÉTATION DES RESULTATS

L'adéquation entre la diffusion théorique prévue par les modèles et la diffusion réelle observée parmi les deux catégories de médecins conforte les hypothèses de départ des chercheurs. Les médecins intégrés, concentrés dans les villes et donc potentiellement plus aptes à prendre connaissance des nouveautés technologiques, ont un taux d'adoption plus rapide et plus important que leurs collègues isolés et dispersés géographiquement, et dont le potentiel d'adoption est exclusivement lié à la fréquence des rencontres avec les visiteurs médicaux. Cette

étude met également en évidence l'intérêt qu'il peut y avoir à subdiviser la population en différents groupes, le taux de propagation de la diffusion pris dans une acceptation agrégée venant lisser des comportements distincts. L'évidence empirique de l'étude de Coleman, Katz et Menzel est considérée comme la preuve de l'effet des réseaux sociaux – *contagion sociale* – sur la diffusion d'un nouveau produit [Burt 1987 ; Rogers 1994].

La non prise en compte de l'espace explique certainement qu'il n'y a pas, à notre connaissance, d'applications géographiques pour ce type de modèle. On peut pourtant envisager de nombreux cas pour lesquels l'existence ou non de réseaux ont eu une incidence sur le comportement des individus face à une innovation, le réseau renvoyant à des localisations distinctes. Les formes spatiales de la diffusion ainsi décrites ont plutôt amené les géographes à considérer les réseaux à travers le concept d'interaction spatiale, et donc à utiliser des modèles basés sur le poids de la hiérarchie des lieux. Le modèle gravitaire devient ainsi le modèle de référence des études portant sur les processus de diffusion lorsque ceux-ci s'observent sur de vastes étendues.

II.2 ... AUX MODELES DE DIFFUSION SELON LA HIERARCHIE DES LIEUX

Les modèles qui reposent sur les systèmes urbains pour rendre compte d'une propagation mettent en avant l'importance des transferts d'informations entre les lieux. La prise en compte de la population et de la distance est alors jugée suffisante pour rendre compte des modèles de propagation [Berry 1972 ; Robson 1973]. Le modèle gravitaire devient ainsi prépondérant lorsque l'interaction spatiale est privilégiée pour représenter un phénomène de diffusion [Boon 1967 ; Hudson 1972].

Utilisées en géographie, des variantes du modèle gravitaire permettent de mesurer le volume d'échange entre paires de points (villes, régions etc.). Le volume de transaction entre deux villes par exemple sera d'autant plus important que le poids des villes est important et d'autant plus faible que la distance qui les sépare est grande. Si F_{ij} représente les flux entre deux zones i et j , P_i et P_j respectivement les masses de chaque zone et d_{ij} la distance qui les sépare, le modèle s'écrit :

$$F_{ij} = k \cdot \left(\frac{P_i P_j}{d_{ij}^a} \right)$$

Dans ce modèle, k représente une constante de proportionnalité et a , obtenu en général par un ajustement linéaire, un indice qui met en avant le rôle de la distance sur l'ampleur du phénomène observé. Une valeur peu élevée de l'exposant traduit un faible rôle de la distance, on parlera d'une faible intensité de la friction, alors qu'un exposant élevé renforcera le rôle de la

distance dans les flux observés. On peut également, de manière expérimentale, donner à a une valeur supérieure à 2 pour renforcer les effets de la distance sur le phénomène étudié ou une valeur inférieure à 2 lorsque la distance apparaît comme un facteur peu contraignant [Helle 1993].

De nombreuses critiques ont été soulevées sur l'utilisation du modèle gravitaire en géographie [Isard 1972] : la réciprocité des liens qui existe dans les interactions ($F_{ij} = F_{ji}$), l'absence de limites sur la somme des interactions et la distance comme seul facteur explicatif des comportements humains en sont les principales. Afin de contourner ces problèmes théoriques, de nouvelles formulations ou explications ont été apportées [Huff 1963 ; Wilson 1970 ; Stouffer 1940].

Le modèle gravitaire classique a également été modifié pour être utilisé dans le cas de phénomènes qui se diffusent dans l'espace. Les masses qui composent le modèle gravitaire classique sont ici remplacées par le nombre d'adoptants et d'adoptants potentiels [Morill, Gaile et Thrall 1988]. Ainsi, le nombre de contacts entre les adoptants A de la ville i et les adoptants potentiels AP de la ville j est mesuré par l'interaction spatiale entre les 2 villes. Cette interaction est égale au produit des adoptants en i et des adoptants potentiels en j divisé par la distance d_{ij} qui les sépare, en tenant compte des effets de barrières que représente la distance :

$$T_{ij} = k \cdot \left(\frac{A_i AP_j}{d_{ij}^a} \right)$$

Afin d'observer le comportement de ce modèle, nous reprenons un exemple proposé par Morill, Gaile et Thrall (1988)¹. Une innovation ou une maladie apparaît à Pullman au temps t_0 , où 100 individus sont « contaminés » (*figure 9*). Ces individus sont en contact avec les habitants de la ville, mais également avec ceux des autres villes, la fréquence des contacts diminuant avec la distance. Au temps t_1 , ces contacts ont pour effet d'augmenter le nombre de personnes contaminées à Pullman et de diffuser la maladie dans la ville de Spokane, ville la plus proche du foyer initial. Au temps t_2 , le nombre de personnes contaminées augmente dans le foyer initial et la diffusion atteint 5 nouvelles villes, parmi lesquelles on trouve Seattle, ville du haut de la hiérarchie urbaine. A partir de la 3^{ème} période, une fois Seattle touché, la diffusion selon la hiérarchie des lieux se réalise et vient se combiner avec la diffusion par contagion.

¹ $T_{ij} = 500 \cdot \left(\frac{A_i AP_j^{0.5}}{d_{ij}^2} \right)$ avec une distance intra-urbaine minimale de 31,5km.

Le paramètre $b = 0.5$ permet de réduire le poids accordé aux deux masses A et AP , et peut s'expliquer par le fait que tous les contacts n'entraînent pas une adoption immédiate de l'innovation. A chaque itération, seules les villes ayant plus de 100 adoptants sont prises en compte dans les calculs.

figure 9 Un exemple d'utilisation du modèle gravitaire

distances	Pullman	Walla Walla	Spokane	Tri-Cities	Yakima	Seattle	Tacoma	Vancouver	population
Pullman	31,5	115	77	133	193	285	300	343	25000
Walla Walla	115	31,5	158	50	132	263	287	257	35000
Spokane	77	158	31,5	135	192	275	290	343	270000
Tri-Cities	133	50	135	31,5	85	215	240	210	110000
Yakima	193	132	192	85	31,5	145	155	180	80000
Seattle	285	263	275	215	145	31,5	33	163	1400000
Tacoma	300	287	290	240	155	33	31,5	134	400000
Vancouver	343	257	343	210	180	163	134	31,5	130000

villes	temps 0	Pullman temps 1	Walla Walla temps 1	Spokane temps 1	Tri-Cities temps 1	Yakima temps 1	Seattle temps 1	Tacoma temps 1	Vancouver temps 1	total tps 1	% adoption
Pullman	100	797								897	3,6
Walla Walla											
Spokane		438								438	0,2
Tri-Cities											
Yakima											
Seattle											
Tacoma											
Vancouver											
total	100	1235	0	0	0	0	0	0	0	1335	

villes	temps 1	Pullman temps 2	Walla Walla temps 2	Spokane temps 2	Tri-Cities temps 2	Yakima temps 2	Seattle temps 2	Tacoma temps 2	Vancouver temps 2	total tps 2	% adoption
Pullman	897	2343		274						3514	14,1
Walla Walla		212								212	0,6
Spokane	438	1311		5477						7226	2,7
Tri-Cities		281		190						471	0,4
Yakima		114								114	0,1
Seattle		218		164						382	0,0
Tacoma		105								105	0,0
Vancouver											
total	1335	4583		6105						12023	

villes	temps 2	Pullman temps 3	Walla Walla temps 3	Spokane temps 3	Tri-Cities temps 3	Yakima temps 3	Seattle temps 3	Tacoma temps 3	Vancouver temps 3	total tps 3	% adoption
Pullman	3514	4378		1051						8943	35,8
Walla Walla	212	418	1368	318	810					3125	8,9
Spokane	7226	2562	149	21958	305					32201	11,9
Tri-Cities	471	555	963	772	3620	244				6625	6,0
Yakima	114	225	118	326	425	1519	131			2857	3,6
Seattle	382	432	124	665	278	300	11650	5572		19402	1,4
Tacoma	105	208		320	119	140	5674	3269		9835	2,5
Vancouver				130			133	103		366	0,3
total	12023	8778	2723	25539	5557	2203	17587	8943		83354	

villes	temps 3	Pullman temps 4	Walla Walla temps 4	Spokane temps 4	Tri-Cities temps 4	Yakima temps 4	Seattle temps 4	Tacoma temps 4	Vancouver temps 4	total tps 4	% adoption
Pullman	8943	7534	268	1918	292		109			19063	76,3
Walla Walla	3125	669	5029	642	2906	274	180	107		12932	36,9
Spokane	32201	4144	546	44095	1089	354	449	288		83165	30,8
Tri-Cities	6625	887	3595	1583	13187	1189	484	277		27827	25,3
Yakima	2857	359	446	676	1565	7481	920	573		14876	18,6
Seattle	19402	689	475	1394	1034	1494	82472	53501	423	160884	11,5
Tacoma	9835	332	212	666	441	695	39948	31215	333	83677	20,9
Vancouver	366	145	152	275	332	297	944	994	3470	6975	5,4
total	83354	14759	10722	51248	20847	11783	125505	86955	4226	409398	

Remarque : seules les valeurs supérieures à 100 sont mentionnées

A partir de cet exemple, on peut observer que la dichotomie entre des phénomènes qui se propageraient, soit par contagion, soit selon la hiérarchie des lieux, doit être dépassée [Pederson 1970 ; Berry 1972 ; Hudson 1972]. E. Sheppard (1976) propose ainsi un modèle qui prend en compte ces deux aspects de la diffusion afin d'explorer cette opposition.

Le modèle de Sheppard s'écrit :

$$I_{ij} = k \cdot \frac{P_i P_j^\alpha}{d_{ij}^\beta}$$

où I_{ij} représente les interactions entre une zone i et une zone j , P_i et P_j les populations des zones i et j , d_{ij} la distance qui sépare les 2 zones, α et β représentant 2 exposants. Lorsque α tend vers 0, les interactions entre les 2 zones dépendent principalement de la distance qui les sépare – effet de *contagion* – ; quand β tend vers 0, les interactions dépendent principalement de la taille des populations des zones i et j – effet de la *hiérarchie* –. L'utilisation de ce modèle gravitaire dans l'étude de la diffusion de centres commerciaux au Canada a amené E. Sheppard à conclure à l'existence de ce double processus dans la propagation, la diffusion privilégiant les effets de voisinage au fur et à mesure que le bas de la hiérarchie était atteint.

Malgré de nombreux raffinements, le traitement mathématique des phénomènes de diffusion n'est pas sans poser un certain nombre de questions théoriques et pratiques. Explorer de nouvelles voies de recherche implique de repérer les limites des méthodes classiques, c'est l'objet des paragraphes qui suivent.

II.3 LES LIMITES DE LA MODELISATION MATHÉMATIQUES DES PROCESSUS DE DIFFUSION

La formulation d'un problème en langage mathématique implique obligatoirement une réduction du réel, un choix entre ce qui apparaît être fondamental pour rendre compte d'un phénomène et ce qui apparaît secondaire. Ce choix est nécessaire et participe au schéma général de toute modélisation [Haggett 1965]. Ainsi, renoncer à une « traduction » du réel en langage formel, que ce soit sous forme mathématique ou statistique, nous priverait d'une compréhension générale du phénomène observé : un modèle constitue un élément parmi d'autres de meilleure compréhension de la réalité.

Le passage du réel au modèle implique le recours à des concepts, des hypothèses, des relations et des techniques adaptés à l'angle d'appréhension retenu pour l'analyse du phénomène observé. Ceux-ci doivent être suffisamment explicites pour permettre leur réfutabilité [Popper 1959], mais également pour en permettre une bonne interprétation, une bonne traduction lors de la confrontation des résultats du modèle au réel.

Selon E. Rogers (1995), l'approche traditionnelle de la modélisation des processus de diffusion s'est atrophie car toutes les questions importantes sont, semble-t-il, résolues, et les techniques traditionnelles bien connues et facilement reproductibles. Ces modèles mathématiques

et statistiques auraient-ils donné l'essentiel de ce qu'ils pouvaient nous apprendre ? Comme le souligne J. Charre (1995) à propos de la statistique et qu'on peut étendre aux modèles mathématiques, « [...] *la statistique tend à ne faire poser que les questions auxquelles elle peut répondre et donc à limiter le champ des problématiques plus qu'à l'ouvrir. La modélisation statistique ne peut donc être vraiment opérante d'un point de vue géographique que si elle est combinée à d'autres outils de modélisation car c'est surtout l'assemblage d'outils divers qui peut à la fois proposer de meilleures approches des questions en suspens et susciter des problématiques nouvelles* »¹.

C'est en partant de ces constats que nous avons essayé de voir, parmi les modèles présentés, qu'elles pouvaient être les limites conduisant à une inertie de la recherche dans ce domaine.

II.3.1 LES LIMITES LIEES AU NIVEAU D'AGREGATION DE L'INFORMATION

Dans une grande majorité des cas, l'information dont on dispose se présente sous la forme de données agrégées, *ex-post*, c'est-à-dire une fois la diffusion terminée. Les modèles présentés sont construits à partir de ce type d'information, où la donnée de base représente des agrégats d'adoptants. La modélisation consiste alors la plupart du temps à adapter une fonction mathématique simple à ces informations, en ajustant les différents paramètres de l'équation. Ce point de vue agrégé, qui consiste à s'intéresser au comportement de l'ensemble, implique de faire un certain nombre d'hypothèses sur le comportement moyen des individus qui compose cet agrégat.

II.3.1.1 L'HOMOGENEITE DU COMPORTEMENT DES INDIVIDUS

Le nombre d'individus est suffisamment important pour exclure toute influence individuelle sur le devenir de la diffusion, c'est l'hypothèse d'atomicité. Cette hypothèse est renforcée par l'hypothèse d'homogénéité du comportement, les individus composant la population étant caractérisés par une identité parfaite et substituable. Si ces hypothèses permettent de définir le paramètre d'évolution de la propagation dans le temps et donc de comparer différentes diffusions, elles deviennent restrictives lorsqu'on tente d'appréhender la diffusion d'un point de vue explicatif, car, dans ce cas, comment expliquer les différences d'adoption dans le temps ? Si les individus ont tous le même comportement, qu'est ce qui différencie les individus qui « adoptent » précocement des individus qui « adoptent » tardivement ?

II.3.1.2 LA LIBRE CIRCULATION DE L'INFORMATION

L'information dans ces modèles circule librement et elle est universelle, tous les individus disposent de la même information sur le nombre d'adoptants effectifs et potentiels. Ainsi,

¹ Charre J. (1995), *Statistique et territoire*. Montpellier, Coll. RECLUS - Espaces modes d'emploi, p. 108.

L'hypothèse implicite est que tous les agents se connaissent, s'observent et que les contacts s'établissent de manière aléatoire parmi les membres du système analysé [Bailey 1957]. Si cette hypothèse est commode pour ajuster une fonction à des données agrégées, elle pose également un problème heuristique, que l'on soit sociologue ou géographe. On peut en effet considérer que c'est l'hétérogénéité spatiale et/ou sociale qui explique en partie que la diffusion soit un processus qui s'inscrit dans le temps et qui n'atteint pas tous les lieux ou tous les individus composant un groupe.

II.3.1.3 LA FONCTION DE DECISION

La fonction de décision de l'individu est discrète et non dynamique. L'individu est soit adoptant (1) soit non adoptant (0), sa décision ne dépend pas d'un processus d'apprentissage de l'innovation et il ne peut remettre en cause son choix une fois sa décision prise. La non prise en compte d'un modèle dynamique d'évolution de l'état des individus face à la question de l'adoption exclut donc d'importants facteurs qui rendent compte de la réalité, mais est toutefois nécessaire si l'on veut respecter les deux premières hypothèses. Cette formulation montre bien que l'on ne modélise que les succès *ex-post*, ce qui laisse peu de place à une modélisation dans un but prédictif. Le rejet de l'innovation, l'échec de la diffusion, l'existence de seuils à partir desquels un retour en arrière est peu probable devraient faire partie des questions relatives à une étude de diffusion.

II.3.1.4 DES INNOVATIONS STATIQUES

Une fois introduite dans un système, ces modèles postulent implicitement que l'innovation n'évolue pas. Les caractéristiques de l'objet introduit sont strictement identiques entre le lieu et le temps de son apparition dans le système et le moment où il s'est entièrement propagé. Si cette hypothèse ne pose a priori pas de difficulté lorsqu'elle concerne la propagation d'un incendie, elle devient plus contraignante lorsqu'elle s'applique à une innovation technologique. Entre le moment de son apparition et le stade final de diffusion, les caractéristiques de l'objet nouveau peuvent en effet être totalement modifiées : d'un point de vue technique, dans son prix, dans sa complexité d'utilisation, dans les types d'utilisation que les adoptants en font etc. Cette dynamique de l'innovation a une incidence potentiellement très importante sur le taux d'adoption, sur la temporalité de l'adoption et sur les lieux de l'adoption. En tant qu'innovation dans le domaine de la production, le travail intérimaire par exemple tend à évoluer du secteur secondaire vers le secteur tertiaire, ce qui n'est pas sans conséquence sur les zones spécialisées dans les secteurs des services ou du tourisme qui jusqu'à présent ont été « épargnées » par ce type d'activité.

Malgré ces limites, ces hypothèses sont nécessaires et donnent un cadre rigide qui permet d'obtenir des solutions analytiques simples. Les résultats sont donc davantage descriptifs

qu'explicatifs. Il en ressort que la courbe d'adoption est davantage un artefact d'hypothèses subsidiaires que représentatives de la réalité, ne révélant finalement que le bon fonctionnement et la validité du modèle logistique et de ces hypothèses. Ultimo, même une modification de l'hypothèse d'homogénéité du comportement des individus laisserait apparaître une courbe logistique du simple fait de la constance de la population et de la non prise en compte de changements d'attitude face à l'adoption de l'innovation.

II.3.2 LES LIMITES LIEES A LA STRUCTURE DES MODELES

Comme nous l'avons vu, les analyses de diffusion sont essentiellement basées sur des équations différentielles, pour lesquelles les solutions analytiques deviennent rapidement impossibles lorsque plusieurs processus sont introduits, lorsqu'une formalisation de relations différenciées entre groupes d'individus est souhaitable [Hudson 1972] ou lorsque les relations entre les villes d'un réseau urbain sont complexes [Pumain 1998].

Ces difficultés ont amené les chercheurs à proposer soit des modèles théoriques complexes, qui sont des modèles de connaissance sans solution, soit des modèles simples, qui sont alors des modèles spécifiques, qui ne concernent qu'un seul aspect du processus. Ces modèles tendent à surestimer, à amplifier l'importance d'un processus que le modèle est censé représenter et à sous-estimer l'importance de l'ensemble des autres processus en jeu. Par ailleurs, la nature non-linéaire de ces modèles signifie que les données sur les premières étapes de la diffusion ne permettent pas de prédire la suite des événements, ce qui explique qu'on modélise *ex-post*. Ainsi le taux final d'adoption ne peut être évalué qu'une fois collecté un nombre significatif d'informations : le modèle dans un but prédictif est alors inopérant, car une fois ses paramètres calibrés il est souvent trop tard pour envisager une intervention efficace. De plus, ces types de modèles ainsi que leurs conclusions sont difficilement validables, car, comme le note P. Pederson (1970), malgré une structure mathématique, ces modèles sont qualitatifs, le calibrage des constantes et des exposants n'étant que le résultat d'un jeu d'essais et erreurs.

Par ailleurs, la structure de base des modèles qui prennent en compte l'espace repose principalement sur la notion d'interaction spatiale. Dans ces modèles, la proximité dans l'espace géographique, qui peut être de nature continue ou hiérarchique, influence l'intensité des relations qui existe entre les lieux. Ainsi dans les variantes du modèle gravitaire, les interactions spatiales sont données a priori comme éléments déterminants de la rapidité de la diffusion, de son étendue et de son ampleur dans les différents lieux. La dynamique de la diffusion dépend ainsi de valeurs fixées a priori sur les relations entre les lieux. Or, s'il est vrai que la diffusion se caractérise par un mouvement, ceci n'en fait pas une sous-catégorie de l'interaction spatiale. L'interaction spatiale est le résultat observable d'une multitude de comportements, qu'ils soient économiques [Reilly

1931] ou sociologiques [Stouffer 1940] et elle est intrinsèque au maintien des structures spatiales en place. Si la diffusion est un résultat, elle est aussi un ensemble de processus qui peuvent modifier, au moins temporairement, les structures en place et donc modifier, au moins temporairement, les relations à l'intérieur de ces structures [Rogers 1995]. Il en résulte que l'utilisation du modèle gravitaire ou de ses variantes exclut toute possibilité de modéliser autre chose que ce qui existe déjà dans les structures spatiales, ce qui pose des problèmes lorsque la diffusion est le résultat, par exemple, de décisions centralisées, c'est-à-dire contrôlées par des organismes dont les objectifs diffèrent sensiblement de ce que prévoit l'analyse des structures spatiales existantes [Brown 1981].

II.3.3 DES MODELES DETERMINISTES VERS DES MODELES STOCHASTIQUES

Pour contourner l'hypothèse implicite d'homogénéité des comportements individuels, les modèles développés jusqu'à présent dans une version déterministe ont été reformulés de manière stochastique, l'accent étant alors mis sur le comportement de l'individu et non plus sur le comportement de l'ensemble.

Le modèle de D. Huff (1963) rend bien compte de cette volonté de dépasser les hypothèses irréalistes des modèles déterministes. Partant du modèle de W. Reilly (1931), D. Huff propose un modèle d'interaction spatiale pour estimer les aires de marché des commerces. Il soutient que face à la multitude de magasins qui se présente au choix du consommateur, celui-ci peut être amené à ne pas privilégier un seul magasin, les aires de marchés commerciales étant alors davantage probabilistes que déterministes, chaque magasin ayant une certaine probabilité d'être choisi. Le modèle s'écrit alors :

$$P_{ij} = \frac{U_{ij}}{\sum_{k=1}^j U_{ik}} = \frac{S_j^\alpha D_{ij}^\beta}{\sum_{k=1}^j S_k^\alpha D_{ik}^\beta}$$

La probabilité qu'un consommateur en i se rende dans un commerce (ou la ville) situé en j est ainsi proportionnelle à l'utilité de ce commerce pour l'individu (U_{ij}) par rapport à la somme des utilités de l'ensemble des occasions qui lui sont proposées à l'intérieur de son aire géographique¹ [Luce 1959]. Des variantes de ce modèle ont été proposées, notamment en introduisant de nouvelles variables telles que le temps de trajet, la représentation individuelle des enseignes commerciales, les prix pratiqués etc. [Gautschi 1981 ; Craig, Ghosh et McLafferty 1984].

La notion de probabilité individuelle est également mise en œuvre dans les modèles visant à reproduire la propagation d'un phénomène. Le modèle de Bass d'influence interne et externe

¹ S_j = taille du commerce j (ou niveau des commerces de la ville j) ; D_{ij} = distance entre le consommateur localisé en i et le commerce (ou ville) localisé en j ; α et β : paramètres en relation avec la loi de Reilly, $\alpha = 1$ et $\beta = -2$.

rend ainsi compte de la probabilité d'adoption de l'individu i au temps t ($PA_i(t)$) et s'écrit sous sa forme probabiliste :

$$PA_i(t) = \left[1 - (1-s)(1-g)^{K(t)} \right]$$

où s et g représentent respectivement la probabilité d'influence externe et interne et $k(t)$ le nombre d'adoptants aux périodes précédentes.

Ce type de modèle a permis par exemple d'étudier par simulation numérique la diffusion et l'évolution d'opinions selon différents scénarios, en faisant varier les paramètres de l'équation [Monin, Benayoun et Sert 1973]. L'intégration de méthodes stochastiques a également été effectuée pour rendre compte du caractère aléatoire des contacts entre individus, telles que les méthodes de Monte Carlo [Hägerstrand 1965]. J. Hudson (1972, 5) note finalement que les modèles mathématiques stochastiques sont plus réalistes que les modèles déterministes, mais la non-linéarité qui les caractérise en fait des modèles difficiles à résoudre, ce qui a favorisé l'utilisation de modèles déterministes.

Outre cette explication de la prédominance des modèles déterministes, le passage d'une lecture déterministe à une lecture stochastique de la propagation dans l'espace géographique renvoie la plupart du temps à une distinction des phénomènes selon l'échelle spatiale à laquelle on les observe et on les étudie.

II.3.4 LES ECHELLES SPATIALES DE LA DIFFUSION

Comme le rappelle T. Saint-Julien (1985), l'échelle géographique a orienté une formalisation tout à tour déterministe ou stochastique de la diffusion. L'hypothèse implicite est que le degré de liberté des comportements individuels est étroitement lié à l'échelon géographique auquel on observe la diffusion.

A macro-échelle, la diffusion tend à suivre le comportement des grands agrégats et peut par exemple s'appuyer sur la hiérarchie urbaine pour son développement. Ainsi, P. Gould *et al.* (1991) montrent comment le SIDA s'est propagé des grands centres urbains vers les villes de plus petite taille aux Etats-Unis. Dans cette perspective, la prise en compte des comportements individuels et le hasard n'est pas pertinente pour rendre compte de cette propagation, tout au moins d'un point de vue descriptif, les modèles déterministes étant alors privilégiés.

A micro-échelle, la diffusion peut être décrite à travers les contacts interpersonnels, le comportement des individus devient ainsi prédominant pour rendre compte de la propagation. B. Ryan et N. Gross (1943) montrent par exemple comment des semences hybrides ont pu se propager en Iowa à travers notamment des échanges d'informations entre fermiers. E. Morin

(1969) décrit de son côté et de manière discursive les mécanismes de la propagation de la rumeur d'Orléans à travers l'hétérogénéité de la population, les lieux de rencontres et des mécanismes psychologiques. A cette échelle, les modèles stochastiques trouvent ainsi toute leur pertinence.

Enfin entre ces deux échelons, à méso-échelle, il y aurait une répartition entre hasard et détermination, les comportements individuels tendant à s'effacer au profit des structures en place, quelles soient sociales ou spatiales.

Des hypothèses, des modèles et des échelles qu'il convient de dépasser.

Les limites qui viennent d'être posées sont probablement en partie à l'origine de l'inertie de la recherche dans la modélisation des processus de diffusion. Si ces trois composantes – hypothèses, modèles, échelles – sont étroitement liées et ont permis d'avancer dans la connaissance des processus de diffusion, progresser dans ce domaine nécessite un changement de perspective. Des travaux ont déjà été effectués pour poser de manière plus réaliste les hypothèses concernant les caractéristiques de l'innovation et le comportement des individus, notamment par Everett Rogers (III.1). La question des échelles spatiales de la diffusion a également été réinterprétée, nous verrons comment avec les travaux de Lawrence Brown (III.2).

III LES COMPOSANTES DE LA DIFFUSION : L'INNOVATION ET LES UNITES DECISIONNELLES ELEMENTAIRES

Les formes spatiales et temporelles de la diffusion d'un phénomène sont étroitement liées à sa nature, à ses caractéristiques. Nous proposons dans les paragraphes suivants une définition de cet objet appelé jusqu'à présent indistinctement innovation ou phénomène. De même, la propagation ne se réalise que s'il existe des acteurs susceptibles d'être mis en contact entre eux et avec l'innovation. Nous avons présenté différents types de contacts possibles entre les acteurs dans les paragraphes précédents, nous insisterons davantage sur les caractéristiques des individus dans les paragraphes suivants.

III.1 TYPOLOGIE ET CARACTERISTIQUES DE L'INNOVATION

Pour qu'il y ait propagation dans l'espace géographique, il faut à l'origine l'apparition d'une innovation en un lieu. Cette innovation peut prendre différentes formes et doit répondre à certaines caractéristiques pour être susceptible de se propager dans l'espace.

III.1.1 LES TYPES D'INNOVATIONS

L'innovation peut être un objet matériel, telle la télévision ou l'automobile, qui fait partie d'une liste infinie de biens de consommation étudiés. A un objet matériel est souvent associée une nouvelle pratique, qu'elle soit technique, sociale ou culturelle. Ainsi, la diffusion des établissements industriels ou des cafétérias Casino en France [Saint-Julien 1982, 1985] est étroitement liée aux nouvelles formes d'organisation productive des entreprises et à l'évolution du mode de vie des individus. On peut assimiler à cette classe d'objet matériel les migrations-déplacements de population [Redjimi 2000], l'extension urbaine à partir d'un noyau initial [Pinchemel 1978] ou la formation des ghettos dans les villes [Morill 1965].

L'innovation peut être immatérielle, tel un concept, qu'il soit juridique, économique ou technique, ou une idée, quelle soit religieuse ou artistique. La diffusion du travail intérimaire en France [Daudé 2002], de la rumeur d'Orléans [Morin 1969] ou des formes linguistiques en Oklahoma [Wikle et Bailey 1996] relèvent de ce point de vue. A l'instar des objets matériels, les idées innovantes s'accompagnent parfois d'une matérialité, la diversité des nouvelles formes de travail par exemple se réalisant en partie à travers la création d'agences d'intérim.

Enfin une innovation peut consister en l'apparition d'une maladie ou d'une épidémie. Cette classe de phénomène a engendré de nombreuses études et modèles en biologie [Pielou 1969] et en épidémiologie [Bailey 1957 ; Kendall 1965], modèles qui ont ensuite été transférés en sciences sociales.

Quelle soit matérielle ou immatérielle, l'innovation est donc considérée ici au sens de E. Rogers et F. Shoemaker (1971, 19) : « *An innovation is an idea, practice, or object perceived as new by an individual. It matter little, so far as human behavior is concerned, whether or not an idea is objectively new as measured by the lapse of time since its first use or discovery. It is the perceived or subjective newness of the idea for the individual that determines his reaction to it. If the idea seems new to the individual, it is an innovation* ».

III.1.2 LES CARACTERISTIQUES DE L'INNOVATION

Selon E. Rogers (1995), une innovation se caractérise par un certain nombre d'attributs qui influencent le succès de sa diffusion, son taux d'adoption et sa vitesse de propagation.

L'innovation se caractérise par un *avantage relatif*, qui correspond au supplément d'utilité perçu par l'individu entre l'innovation et ce qu'elle est supposée remplacer. Le téléviseur couleur représentait par exemple un avantage relatif par rapport à son prédécesseur noir et blanc. Cet avantage peut se mesurer en termes économiques, en termes de prestige social ou en toute autre forme de satisfaction. A partir du moment où un avantage relatif existe, la diffusion devient envisageable, la vitesse de propagation étant alors en partie liée à l'importance de cet avantage.

L'innovation se caractérise également par un *degré de compatibilité* avec les attentes des individus, avec les pratiques existantes et les expériences passées. Plus le degré de compatibilité sera élevé, plus l'innovation aura tendance à se diffuser rapidement (le téléphone portable par rapport au téléphone fixe par exemple), à charge au marketing de stimuler d'éventuels nouveaux besoins. A l'inverse, une innovation faiblement compatible avec ce qui existe déjà n'aura qu'une faible marge de diffusion (le Minitel par rapport au réseau Internet par exemple).

Le *niveau de difficulté de familiarisation* avec l'innovation constitue également une caractéristique essentielle de succès. Une innovation perçue comme complexe d'utilisation par un nombre important d'individus se diffusera moins rapidement qu'une innovation perçue comme simple d'utilisation, le temps d'apprentissage étant dans ce cas réduit.

L'*apprentissage de l'innovation* a donc également une incidence sur les choix des adoptants potentiels. Si les individus peuvent tester l'innovation, ils feront leur choix en minimisant l'incertitude qui pèse sur la nouveauté, ce qui n'est pas sans incidence sur le taux de propagation de l'innovation. Cet apprentissage caractérise bien le développement des quartiers « branchés » des grandes villes : les noyaux initiaux, parfois réduits à un restaurant ou un bar, drainent une population de plus en plus importante d'individus qui viennent « essayer » l'endroit à la mode, le succès ayant tendance à faire tache d'huile sur les commerces à proximité.

Enfin la possibilité d'observer l'innovation et ses résultats est également importante. La *visibilité des résultats* stimule le comportement des individus et favorise les échanges d'opinions sur l'innovation. B. Ryan et N. Gross (1943) montrent par exemple comment le maïs hybride s'est propagé dans l'Iowa grâce aux échanges d'informations entre les agriculteurs concernés par cette innovation, processus que l'on retrouve dans l'introduction de ces plantes nouvelles dans la campagne béarnaise [Mendras 1967].

Les modèles présentés jusqu'ici ne prennent pas en compte ces différentes caractéristiques de l'innovation. La raison évidente est qu'ils sont en majorité mis en œuvre une fois la diffusion réalisée, l'innovation analysée répondant alors à ces cinq caractéristiques. Au mieux, le taux de propagation de la diffusion mesuré par la ou les constantes du modèle reprend de manière synthétique les attributs qui précèdent. Or, comme le souligne T. Saint-Julien (1985, 7), « *l'espace géographique porte, à toutes les échelles, la marque de processus de diffusion interrompus, inachevés* ». Si la recherche sur les processus de diffusion veut intégrer des raisonnements plus réalistes, non seulement dans un but explicatif mais également prédictif, il convient certainement de ne pas négliger ces aspects de l'innovation.

Outre les caractéristiques de l'innovation, les constantes des modèles agrégés synthétisent, à travers un comportement moyen, des caractéristiques individuelles que nous allons maintenant tenter de préciser.

III.2 DU HOLISME A L'INDIVIDUALISME METHODOLOGIQUE

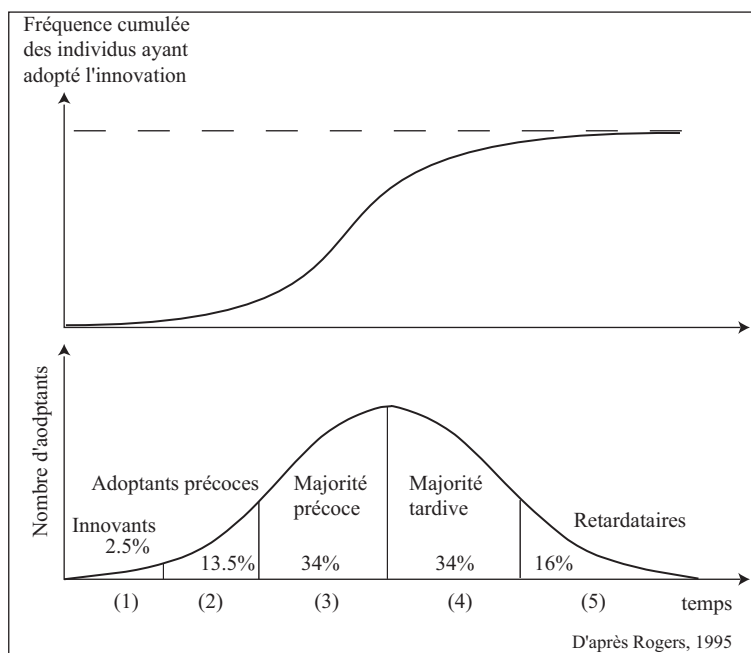
Si on part du postulat que les comportements individuels ont un effet sur le succès, le taux de propagation et la vitesse de diffusion d'une innovation, il reste à décrire ces comportements élémentaires. L'objectif est ainsi de mieux comprendre les relations qui existent entre des comportements individuels et les résultats que l'on observe à un niveau agrégé. Ce point de vue conçoit ainsi que les phénomènes spatiaux et sociaux sont le résultat de comportements individuels différenciés, et que la réduction de ces comportements à un comportement moyen nous prive d'une compréhension de ces phénomènes. Derrière le comportement moyen des modèles agrégés se trouve donc une multitude de comportements individuels, la prise en compte des structures spatiales et sociales ne représente alors qu'un champ des possibles, les régularités structurelles et les relations entre variables prises en compte dans les modèles agrégés apparaissant comme une étape nécessaire mais non suffisante de la recherche.

Ce sont les sociologues qui les premiers ont proposé d'expliquer les phénomènes agrégés à partir de comportements individuels, en développant la notion d'individualisme méthodologique [Boudon, Chazel et Bouvier 1997]. Selon cette perspective, on peut expliquer des phénomènes globaux en montrant qu'ils sont le résultat de comportements individuels autonomes, la notion d'émergence devenant centrale. L'individualisme méthodologique s'oppose ainsi au holisme selon lequel les phénomènes agrégés ne sont que la conséquence de propriétés supra-individuelles inhérentes à la société ou aux structures spatiales par exemple [Valade 1996]. Cette perspective de l'individualisme méthodologique implique, outre la notion d'émergence, la notion de modèle qui reste une procédure indispensable de choix face à la multitude de cas de figure singuliers. Ainsi, puisqu'il n'est pas possible de prendre en considération la totalité des actions et des motivations qui contribuent à l'apparition d'un phénomène à un niveau agrégé, on retiendra seulement les éléments suffisants à son explication et quelques catégories d'acteurs auxquels sont attribués des comportements simplifiés. A cette fin, l'individualisme méthodologique postule que les actions individuelles obéissent au principe de rationalité, c'est-à-dire que les acteurs ont de bonnes raisons d'agir comme ils le font. Ce principe est essentiel et permet au chercheur de donner une explication rationnelle aux phénomènes qu'il étudie. Le principe de rationalité a ainsi amené la micro-économie à développer la notion d'ajustement optimal des moyens en vue d'une finalité. Ainsi le fonctionnement économique est appréhendé comme si les actions individuelles étaient seulement basées sur des comportements maximisateurs. Mais ce principe de rationalité, qui pose comme condition préalable que le comportement des individus est logique, permet avant tout au chercheur de donner une explication à des phénomènes qui pourraient apparaître, sans ce préalable, comme le produit de « forces mystérieuses ». C'est dans cette perspective que sont présentés les travaux du sociologue Everett Rogers.

III.2.1 UNE APPROCHE PAR LA DEMANDE D'INNOVATION

Les travaux pionniers de B. Ryan et N. Gross (1943) dans le champ de la sociologie ont entraîné des réflexions sur les processus de décision des acteurs et sur des essais de typologies de ces acteurs confrontés à l'innovation [Mendras 1967]. Dans cette optique, ce sont les aspects de la demande d'innovations qui sont analysés, c'est-à-dire le point de vue de l'adoptant potentiel et de ses motivations. Selon E. Rogers (1995), les individus peuvent être schématiquement classés en cinq groupes selon leurs aptitudes à adopter plus ou moins rapidement l'innovation : les innovants (1), les *adoptants précoces* (2), la *majorité précoce* (3), la *majorité tardive* (4) et les *retardataires* (5). Cette distinction explique en partie que l'innovation se diffuse selon des temporalités différentes, à chaque groupe étant associée une fonction de décision dynamique. On peut alors rapprocher ces différentes catégories à la courbe du taux d'adoption et donner ainsi une explication plus réaliste au temps de la diffusion (*figure 10*).

figure 10 Une typologie des individus face à l'innovation



Les *innovants* sont des individus caractérisés par un sens aigu de la nouveauté. Leur position privilégiée dans des réseaux de communication nationaux et internationaux leur permet d'être informé de l'apparition de toute nouveauté, la distance physique ne représentant pas pour eux un frein à la communication. Les risques, économiques notamment, liés à l'incertitude de l'avenir d'une innovation ne sont pas déterminants dans leur choix d'adoption et ils ont la capacité d'exploiter rapidement une innovation même complexe. Leur rôle dans le processus de diffusion est fondamental puisqu'ils sont à l'origine de la dispersion des innovations dans l'espace.

Les *adoptants précoces* sont davantage intégrés dans des systèmes locaux que les *innovants*. Ils sont capables d'adopter rapidement l'innovation une fois qu'elle apparaît localement et ont un statut de leaders d'opinion. Cette catégorie d'agents joue donc un rôle important dans la diffusion car elle permet à l'innovation de se diffuser largement parmi la population.

La *majorité précoce* correspond, avec la *majorité tardive*, à la plus grande proportion d'individus qui adopte l'innovation. Ces deux catégories sont déterminantes car d'elles dépend le succès ou l'échec de la diffusion. Une fois la masse critique atteinte, la probabilité que la diffusion soit un échec diminue fortement. Seul le temps de décision distingue ces deux catégories, la « normalisation » de l'innovation venant faciliter son acceptation par la majorité tardive.

Enfin les *retardataires* correspondent à des individus peu influençables par des leaders d'opinion ou des effets de mode, et parfois non intégrés à des réseaux de communication. Ils peuvent également avoir des ressources financières qui limitent leur accès à l'innovation avant qu'elle ne devienne un bien de consommation de masse par exemple.

Les frontières entre ces diverses catégories d'individus se rapprochent des effets de barrières observés en début de chapitre, les barrières pouvant être ici sociales, religieuses, économiques ou psychologiques. A chacune de ces catégories est associée une fonction d'adoption qui est un processus dynamique et non un événement instantané. Ainsi, l'adoptant potentiel prend connaissance de l'innovation et se construit une représentation de l'innovation qui lui permet d'argumenter son choix d'adoption ou de rejet. S'il adopte l'innovation, il la teste, en use et son choix se renforce ou est remis en cause [Rogers 1995].

La distribution spatiale des différents acteurs mentionnés n'est certainement pas sans conséquence sur les formes spatiales de la diffusion. C'est en effet l'existence souvent démontrée de corrélations entre cette hiérarchie des acteurs et la hiérarchie des lieux qui explique le développement des modèles agrégés. On suppose ainsi que si les individus innovants se répartissent au hasard dans une population, les grandes villes qui ont un grand nombre d'habitants ont plus de chance d'avoir beaucoup d'individus innovants. Le déterminisme des structures spatiales l'emporte ainsi sur toute autre considération, la diffusion s'interprétant alors comme un simple phénomène physique, qui renvoie au constat soulevé dans un paragraphe précédent (II.3.4).

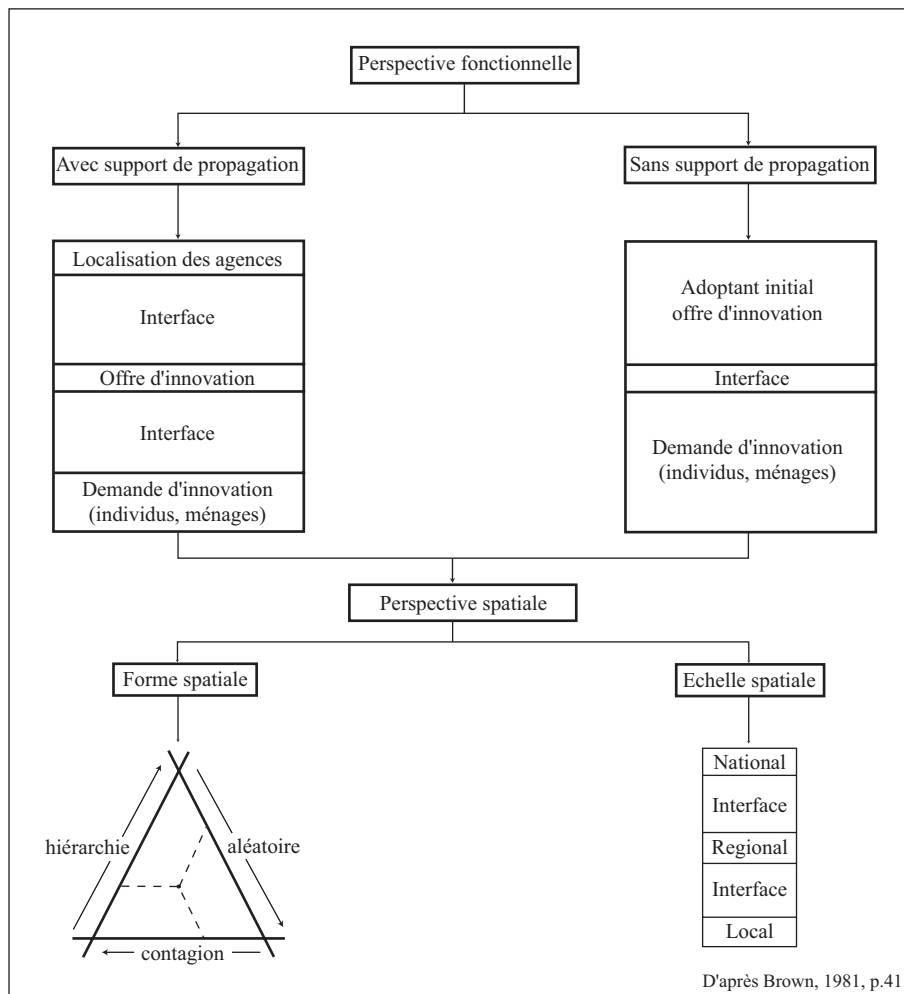
Or si l'innovation qui se diffuse peut être « libre » de toute forme d'intervention, elle peut également être contrôlée, orientée par des acteurs qui mettent en place des stratégies spatiales de diffusion. Ces stratégies peuvent correspondre, dans leurs résultats, aux formes spatiales présentées jusqu'à présent, l'accent étant alors mis sur la rapidité de la diffusion, mais elles peuvent également s'en éloigner, selon les objectifs recherchés par des « organismes » de contrôle. Ce constat renvoie ainsi à une nouvelle perspective, celle de l'offre d'innovation.

III.2.2 UNE APPROCHE PAR L'OFFRE D'INNOVATION

L. A. Brown (1981) distingue parmi les phénomènes qui se diffusent dans l'espace ceux qui se propagent de manière autonome – *processus décentralisé* – de ceux qui relèvent d'un support de propagation – *processus centralisé* –. Il y a *processus centralisé* de diffusion lorsqu'un phénomène se propage sous le contrôle d'un organisme ou par l'intermédiaire d'une politique d'accompagnement (diffusion des établissements gérés par un siège social, systèmes de franchise etc.). A la différence des *processus décentralisés*, un intermédiaire décide des modalités de la diffusion. La prise en charge ou non de la diffusion peut ainsi avoir une incidence sur la temporalité de la diffusion et sur les lieux atteints par cette nouveauté. L. Brown propose ainsi une analyse fonctionnelle préalable aux études des phénomènes de diffusion, afin de distinguer les phénomènes qui relèvent de l'une ou l'autre de ces logiques.

III.2.2.1 LA MAÎTRISE DES MARCHÉS ET LE RÔLE DES INFRASTRUCTURES

Cette approche considère le point de vue de l'offre d'innovation. Comme le montre la *figure 11*, l'accès des *adoptants potentiels* à l'innovation ou la manière dont celle-ci est rendue disponible est fondamental. La colonne de droite décompose les mécanismes de diffusion sans support de propagation, elle correspond aux processus déjà exposés. L'innovation apparaît en un lieu et elle est progressivement adoptée selon différents mécanismes. La colonne de gauche décrit la diffusion avec support de propagation. La perspective par le marché et les infrastructures décompose le processus en trois étapes. Les stratégies de diffusion d'une innovation mises en place par des entités commerciales ou non (Etats par exemple) débutent par la localisation d'agences de diffusion à partir desquelles l'innovation peut toucher les populations. Puis de nouvelles stratégies sont mises en place au niveau de ces agences. Ces stratégies peuvent être communes à l'ensemble, déterminées par l'organisme de contrôle, ou définies par chacune des agences en fonction de leurs aires de marché. Ces stratégies consistent à susciter l'adoption dans la population visée par l'innovation. Elles peuvent recouvrir des réunions d'information, des contrats publicitaires etc. Enfin, le troisième niveau correspond à l'adoption proprement dite de la part des individus et se confond avec les mécanismes sans support de propagation. Dans un cas de diffusion sous contrôle, la temporalité et la localisation des agences déterminent en partie le lieu et le moment où l'innovation sera disponible aux individus.

figure 11 Une perspective fonctionnelle et spatiale des phénomènes de diffusion

La diffusion de l'innovation est donc selon L. Brown le produit de nombreuses décisions humaines, des stratégies de mise en place des agences de diffusion aux choix des consommateurs d'adopter ou non. L. A. Brown distingue ainsi deux dimensions dans le processus de diffusion : la dimension fonctionnelle, qui reflète l'ensemble des décisions prises par les individus, et la dimension spatiale, qui reflète des manifestations de ces décisions tel qu'on les observe dans un contexte spatial. Une des originalités du travail de L. Brown est donc de distinguer ces deux dimensions, ce qui permet de rendre plus réalistes les études sur les processus de diffusion spatiale des innovations. En effet, la perspective spatiale se décompose en modèles spatiaux, ou formes de la diffusion, et en une échelle spatiale de la diffusion. Les formes modélisées de la diffusion ont montré un certain nombre de régularités présentées précédemment et schématisées dans le triangle de la *figure 11*. Les effets de la hiérarchie, de la contagion ou du hasard peuvent être prédominants dans une diffusion, mais la plupart des cas voit une combinaison des trois. La seconde perspective met en évidence que ces formes de diffusion peuvent se produire à toutes les échelles spatiales, ce qui est parfaitement illustré dans le schéma d'Hägerstrand (*figure 3*). Ainsi,

comme le souligne T. Saint-Julien (1985, 18), le choix de l'échelle géographique dans l'étude d'une diffusion relève davantage des préoccupations du chercheur que des mécanismes propres à la diffusion. Le corollaire entre d'une part les phénomènes qui se diffusent à macro-échelle et le rôle des grands agrégats et d'autre part les phénomènes qui se diffusent à micro-échelle et le rôle des comportements individuels doit donc être dépassé. Il est possible par exemple d'étudier la diffusion des Rotary-Club en Europe, à macro-échelle, en prenant en compte les comportements individuels, l'apparition d'un club en un lieu étant davantage liée à la distribution spatiale des membres et à leur appartenance à un certain type de réseau social qu'à la distribution spatiale des populations. Il faut donc distinguer le niveau d'organisation ou de fonctionnement de la diffusion de l'échelle spatiale d'observation.

La perspective fonctionnelle développées par L. A. Brown a alors amené nombre de chercheurs à reconsidérer les propositions et modèles élaborés pour expliquer des phénomènes de diffusion.

III.2.2.2 DES EXPLICATIONS REVISITEES

Nous avons montré que l'évidence empirique de l'étude de Coleman, Katz et Menzel (II.1.3) était considérée comme la preuve de l'effet des réseaux sociaux – contagion sociale – sur la diffusion d'un nouveau produit [Burt 1987 ; Rogers 1994]. Cependant, en reprenant les travaux de J. Coleman *et al.* et à l'aide d'enquêtes à travers les revues médicales de l'époque et du comportement des médecins, des chercheurs ont montré que la diffusion de la tétracycline, le médicament analysé dans *Medical innovation*, relevait davantage de l'effort publicitaire de l'industrie pharmaceutique que de la contagion sociale opérant dans les réseaux de médecins [Lilien et Van de Bulte 2001]. L'effort publicitaire, totalement ignoré dans l'étude originale de J. Coleman *et al.* a été réintroduit dans un modèle stochastique et les résultats montrent la validité de cette ré-interprétation¹.

Ce réexamen du travail de J. Coleman *et al.* met en évidence au moins deux limites rencontrées dans la description et l'explication des processus de diffusion. La première limite est que des processus différents peuvent avoir le même résultat dans l'espace et/ou dans le temps. Une analyse précise de la situation telle que le propose L. A. Brown permettrait entre autres de réduire le risque de confondre une contagion sociale avec des effets contextuels, comme l'ont

¹ Le modèle stochastique utilisé est de la forme :

$P_{0it} \equiv P(Y_{i,t} = 1 \mid Y_{i,t-1} = 0) = F(\alpha x_{it} + \beta z_{it})$ avec :

P_{0it} : probabilité que l'individu i adopte (1) au temps t s'il n'a pas adopté (0) au temps $t-1$; x_{it} : vecteur de variables affectant la décision de l'individu i , indépendamment de toute influence sociale. Ces variables sont des caractéristiques personnelles, les caractéristiques de l'innovation, le prix et l'effort publicitaire attachés au produit ; z_{it} : vecteur de variables représentant l'influence sociale ; α et β : paramètres à calibrer.

démonstré G. Lilien et C. van de Bulte (2001). La seconde limite est que la diffusion est un phénomène complexe qu'on ne peut réduire à un seul processus. Comme on l'a vu précédemment, l'approche traditionnelle de la modélisation de la diffusion d'une innovation consiste à adapter une fonction mathématique simple à un tableau d'adoption agrégé. Si cette approche a un inconvénient majeur dans le domaine de la prédiction, puisque l'on ne modélise finalement que les succès, elle a également un inconvénient en termes purement heuristiques. En effet, bien que les modèles mathématiques et les paramètres qui leur sont associés permettent une interprétation aisée, il n'est pas évident que l'ajustement statistique implique que le ou les paramètres ajustés sont les bons pour rendre compte de cette réalité, pas plus que le modèle choisi pour l'expliquer soit le bon. Si l'objectif de la modélisation d'une diffusion est de comprendre les principaux mécanismes en œuvre, cette limite devrait réduire l'importance que l'on doit accorder à une seule modélisation mathématique de ces processus et à trouver de nouvelles méthodes afin d'appréhender au mieux ces processus.

CONCLUSION DU CHAPITRE 1

Comme le souligne P. Gould (1992), la méconnaissance des véritables processus à l'œuvre lors d'une diffusion a entraîné le développement et le raffinement de modèles ayant une faible portée prédictive et explicative. Ainsi, malgré un certain nombre d'avancées dans le domaine de la diffusion, les champs d'investigation restent importants car le phénomène est complexe : « *The dynamics by which a phenomenon originally located at one point becomes transferred to another is a question which is as difficult to answer as it is easy to pose* » [Cliff *et al.* 1981, 191].

Contrairement à l'affirmation d'Hudson (1972)¹, nous pensons que la complexité de la diffusion ne peut être réduite à un simple processus fondamental, validant ainsi l'utilisation de modèles mathématiques aux hypothèses réductrices, mais que cette complexité peut être appréhendée en formalisant un ensemble d'hypothèses réalistes, en adéquation avec le processus de diffusion étudié, et analysée à l'aide de techniques de simulation qui permettent de dépasser les contraintes des méthodes analytiques. C'est dans cette perspective que le chapitre suivant sera consacré aux travaux de Torsten Hägerstrand.

¹ cf. p. 27 dans ce texte.

CHAPITRE 2. LA SIMULATION DES PHENOMENES DE DIFFUSION SPATIALE

L'existence et la recherche de corrélations entre variables sont à l'origine des modèles mathématiques et statistiques présentés dans le chapitre précédent. Or ces corrélations ne signifient pas que les véritables processus à l'œuvre ont été saisis : au mieux elles permettent de dire, lorsqu'elles existent, que les résultats d'une diffusion sont comparables aux résultats d'un autre phénomène.

On peut s'assurer que les principaux mécanismes en jeu dans une diffusion ont été captés si on est en mesure de modéliser l'ensemble des hypothèses émises sur ce processus et si le modèle reproduit le déroulement de la diffusion dans le temps et dans l'espace : c'est l'objet des méthodes de simulation.

La simulation consiste à créer un monde artificiel à partir de théories, de lois et d'hypothèses et à observer le comportement de cet artefact sur quelques aspects lorsqu'on fait varier certains paramètres du modèle. Ceux-ci peuvent être le temps, les valeurs que prennent les attributs du modèle ou tout autre élément susceptible d'évolution.

Si les méthodes de simulation disponibles aujourd'hui sont nombreuses, que ce soit les systèmes dynamiques à base d'équations différentielles [Forrester 1971, 1980], la micro-simulation [Orcutt 1960, 1976] ou les méthodes issues de l'intelligence artificielle, on doit à T. Hägerstrand d'avoir introduit en géographie une méthodologie qui peut être qualifiée de pionnière par rapport aux approches les plus récentes.

IV LES TRAVAUX D'HÄGERSTRAND SUR LA SIMULATION DES PHENOMENES DE DIFFUSION SPATIALE

Torsten Hägerstrand publie en 1953 une des recherches probablement les plus connues en géographie sur la diffusion des innovations¹. Ses travaux précurseurs ont véritablement ouvert ce champ d'investigation aux géographes qui n'ont eu de cesse depuis d'améliorer nos connaissances sur ce sujet. La présentation des travaux d'Hägerstrand dans ce second chapitre alors qu'ils sont antérieurs à la plupart des travaux exposés jusqu'ici relève d'un choix, d'une prise de position : les recherches d'Hägerstrand ont un double intérêt.

¹ Hägerstrand T. (1967), *Innovation Diffusion as a Spatial Process*. Chicago, University of Chicago Press (1^{er} ed. 1953, traduit par Pred A.).

Le premier, qui est certainement celui qui a le plus marqué les recherches post-Hägerstrand et qui a été développé dans le chapitre précédent, est d'avoir mis en évidence l'existence de régularités empiriques dans les phénomènes de diffusion, tel que l'identification de la courbe logistique et des différentes formes spatiales de la diffusion [Morrill 1968 ; Casetti et Semple 1969 ; Cliff, Haggett et Graham 1983], d'avoir introduit une approche stochastique de la diffusion [Hägerstrand 1952] et d'avoir formalisé les processus de diffusion en introduisant les concepts de canaux de communication et d'interactions spatiales [Pederson 1970 ; Pred 1971 ; Berry 1972], de barrières [Yuill 1964] et de résistances [Roger 1962 ; Morrill et Manninen 1975].

Le second apport des travaux d'Hägerstrand est d'avoir introduit une nouvelle méthodologie dans le champ de la géographie, celle de la simulation à l'aide d'une procédure de type Monte Carlo. Celle-ci permet de générer des résultats et des formes observables à un niveau agrégé à partir de la modélisation des comportements individuels (IV.6). Curieusement, si la plupart des ouvrages qui traitent des processus de diffusion présente de manière plus ou moins détaillée la méthodologie employée par T. Hägerstrand, celle-ci n'a toujours pas, à notre avis, les répercussions qu'elle aurait dû avoir. Diverses explications peuvent être avancées pour rendre compte de ce manque d'intérêt (IV.7).

IV.1 UNE APPROCHE METHODOLOGIQUE

Selon T. Hägerstrand, on doit considérer la diffusion comme un des phénomènes essentiels de la géographie car elle est souvent le résultat de quelques processus universels. En effet, pour qu'une innovation puisse se propager dans l'espace, se transmettre de personne à personne, il doit exister des mécanismes de contacts qu'il est essentiel de repérer. Prenant en compte le point de vue de l'individu, ces mécanismes de contacts, ou canaux de communications, sont le reflet des réseaux relationnels¹ de chaque agent susceptible d'adopter une innovation [Hägerstrand 1965].

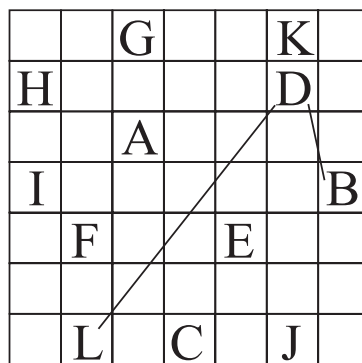
L'information qui est à la source de la diffusion prend la forme de messages, qu'ils proviennent des médias (radio, télévision, journaux etc.) ou des individus ayant déjà adopté l'innovation. Les canaux de communication peuvent être analysés comme des réseaux, avec des arcs et des nœuds. Les arcs représentent les liens qui unissent les individus entre eux, ces liens pouvant être mesurés en distance physique, économique, sociale etc., les nœuds représentant les individus et leur capacité de réaction à l'information. Les mécanismes de la diffusion sont ainsi reliés au niveau de l'individu, à micro-échelle [Hägerstrand 1953] comme à macro-échelle [Hägerstrand 1965]. Dans cette perspective, si ces réseaux de communication sont stables dans le temps et qu'il est possible de les caractériser d'un point de vue spatial, alors la plupart des diffusions spatiales pourront être reproduites.

¹ Ces réseaux « relationnels » peuvent être des réseaux sociaux, qui correspondent aux liens entre individus d'une même famille ou d'un même groupe d'amis, des réseaux professionnels, des réseaux d'intérêt (les membres des Rotary-Club par exemple)...

Information, espace et individus

L'information est indispensable pour que la diffusion puisse avoir lieu, l'innovation ne pouvant être adoptée que si les individus ont pris connaissance de son existence. Cette information peut être transmise aux individus soit sous forme publique, soit sous forme privée¹. L'information publique est rendue disponible à une grande partie de la population, par les médias ou par des conférences par exemple, alors que l'information privée ne circule que dans les réseaux relationnels déjà mentionnés. Dans la *figure 12* par exemple, une information donnée par les journaux sera susceptible de toucher l'ensemble des individus de la population, alors qu'une information privée disponible auprès de l'individu *D* ne circulera que parmi les membres de son réseau relationnel, soit les individus *B* et *L*, qui à leur tour pourront transmettre l'information à d'autres membres de leurs réseaux. Dans les modèles proposés par T. Hägerstrand, la difficulté d'obtenir des informations sur le rôle des médias dans la diffusion des innovations l'amènera à privilégier l'information privée².

figure 12 Individus, information et espace



Les individus sont classés en deux groupes : les informés et les autres, peu importe la manière dont ils ont été informés. Ainsi, que ce soit par voie publique ou privée, à partir du moment où ils disposent de l'information, ils sont susceptibles d'être des adoptants. L'individu réagit donc théoriquement par stimulations, il passe de l'état d'individu non informé à l'état d'individu adoptant, avec une étape transitoire d'individu informé mais se faisant une représentation de l'innovation par rapport à ses propres besoins. Cette dynamique qui représente l'évolution du comportement de l'individu face à l'innovation peut être modélisée par des méthodes probabilistes.

¹ Que l'on formalisera plus tard dans des modèles de type *influence interne et externe* [Bass 1969].

² « [...] I do wish to mention the most noteworthy failure, namely, the impossibility of using the radio as an indicator. » *ibid.* p. 12.

Une procédure aléatoire de type Monte Carlo¹ est employée pour localiser les individus qui reçoivent l'information ou pour faire adopter l'innovation à un individu une fois qu'il a pris connaissance de son existence. Cette méthode est selon T. Hägerstrand susceptible de représenter au mieux ce qui se produit dans la réalité et permet de s'affranchir d'hypothèses certes réalistes mais qui alourdiraient la procédure². Ainsi, l'intervalle de temps entre l'apparition d'une innovation et son acceptation est jugé représentatif de l'évolution du comportement des individus, intervalle de temps qui évolue au hasard pour chaque individu.

L'espace de vie des individus est matérialisé par une grille décomposé en $n*n$ cellules. Cet espace sera tour à tour isotrope, simple support sur lequel les individus agissent sans contrainte spatiale, et hétérogène, l'espace venant contraindre le comportement des individus à travers des effets de distance et de barrières.

Pour résumer ces caractéristiques et mettre en évidence le bouleversement qu'a pu apporter la pensée d'Hägerstrand dans l'univers géographique des années 1950, voyons ce qu'il notait dans son article fondateur :

« Diffusion of an innovation within a population is simulated here with the aid of the Monte Carlo technique. In this connection, the Monte Carlo approach may be said to imply that a society of « robots » is created in which « life » goes on according to certain probability rules. The technique can best be described as a game of dice in which the gaming table represents a part of the earth's surface, the pieces represent individuals living in the area, and the rules of the game constitute the particular factors which we want to study in operation. The dice produce, step by step, new situations within the range of variation which is implicit in the rules. The dice are the motive power of life in the model. A random element is a very characteristic feature even of real life, and it has to be included in a model which pretends to imitate life. » T. Hägerstrand (1965, 12).

L'approche déductive empruntée par T. Hägerstrand l'amène à construire 3 modèles, les hypothèses évoluant vers un plus grand réalisme pour aboutir au troisième modèle, le plus complexe dans ses propositions. Afin, de bien comprendre les mécanismes de cette méthode, nous présentons dans un premier temps le premier modèle, purement heuristique, puis nous présentons l'espace d'application de sa modélisation pour avancer vers le deuxième et le troisième modèle.

¹ La méthode de Monte-Carlo est le nom donné à une méthode utilisant des tables de chiffres aléatoires pour approcher la solution d'un problème mathématique ou physique. Cette table se présente sous la forme d'une suite de chiffres entre 0 et 9 (assimilable à un tirage avec remise) qui peuvent être lus de gauche à droite, de haut en bas, de bas en haut, de la droite vers la gauche, en diagonale. Les chiffres peuvent être lus isolément, par groupe de 2, de 3, ..., de n , en continu ou par sauts, à partir de n'importe quel point d'entrée dans la table. Il faut donc se donner une règle de lecture avant de commencer à lire les tables et respecter cette règle tout au long de la simulation.

² Les simulations proposées ont été réalisées au début des années 50, donc à la « main », sans l'aide des outils informatiques disponibles aujourd'hui. Il était donc difficile de prendre en compte l'évolution du comportement des individus tel que le proposeront plus tard Rogers (1962) ou Brown (1981).

IV.2 MODELE I : AUTONOMIE DECISIONNELLE DES INDIVIDUS ET DIFFUSION SPATIALE

L'espace théorique de ce modèle est une étendue imaginaire avec des qualités homogènes. Cet espace isotrope se décompose en une grille de 81 cellules, sur laquelle « vit » une population distribuée de manière homogène, soit 30 personnes par cellule. Une innovation est rendue disponible et tous les individus connaissent l'existence de cette innovation, grâce à un système d'information publique par exemple (journaux, radio etc.). On suppose alors que tout individu est susceptible d'adopter l'innovation, indépendamment du comportement de ces homologues. L'adoption se fait ainsi au hasard, selon une séquence de tirage au sort des individus¹.

IV.2.1 RESUME DE LA STRUCTURE GENERALE DU MODELE I ET SIMULATIONS

Phase 1 - Initialisation : $t = 0$

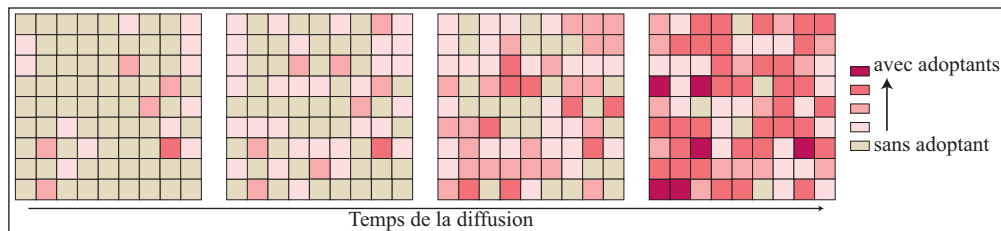
Tous les individus sont informés.

Phase 2 - Simulations : $t = t+1$

Le temps du processus est discret, à chaque pas de temps d'égale durée, un individu sélectionné selon un tirage aléatoire adopte l'innovation.

Phase 3 - Stop : Représentations cartographiques pour 25, 50, 100 et 200 adoptants (*figure 13*).

figure 13 Résultat d'une simulation à partir du modèle I



IV.2.2 COMMENTAIRES A PROPOS DU MODELE I

Etant donné la simplicité des hypothèses du modèle et le poids laissé au hasard, une seule simulation a été réalisée. La série de cartes montre ainsi une réalisation purement aléatoire du phénomène de diffusion, toute autre configuration spatiale étant possible. Une remarque s'impose cependant, celle de l'apparition de groupes d'adoptants non isolés. On ne peut évidemment soutenir un quelconque argumentaire pour expliquer cette concentration, mais ceci soulève une remarque : le hasard et la présence de facteurs explicatifs de localisation peuvent engendrer dans quelques cas les mêmes résultats spatiaux. Comme le note alors T. Hägerstrand, il est important de connaître la probabilité qu'une forme ne soit que le résultat du hasard lorsque qu'un phénomène semble spatialement organisé. En effet, on peut imaginer que les résultats spatiaux du modèle I simulé n fois varieraient du « très organisé », avec par exemple une forte

¹ Les modèles présentés dans ce travail ont été réalisés sous la plate-forme *StarLogo*. Nous proposons en annexes les listings de ces différents programmes. Le programme du modèle I est disponible en *Annexe 1*.

concentration d'adoptants sur quelques cellules proches ou une équirépartition des adoptants sur la grille, au « non organisé ». Bien évidemment, ces cas d'organisation parfaite dans un modèle strictement aléatoire ne représentent qu'une part infime des résultats possibles. Cette proposition a donné lieu à de nombreux travaux statistiques qui visent à étudier soit la probabilité que le phénomène observé n'est pas issu d'un processus aléatoire, qui suit une loi de type Poisson par exemple, soit que le phénomène observé peut se rapprocher d'une loi connue, telle la loi binomiale (Guereau, 1981¹). L'objectif est ainsi de décrire la forme pour poser des hypothèses sur les processus qui sont à l'origine de la diffusion. On peut également noter que s'il est difficile d'observer une différence entre un modèle stochastique et la réalité dans les premières étapes de l'apparition d'une innovation, cette différence s'établit en général distinctement lors des étapes suivantes de la diffusion, ce qui conduit T. Hägerstrand à modifier les hypothèses de son premier modèle et à proposer un cas concret d'analyse de diffusion.

IV.3 LA DIFFUSION DES SUBVENTIONS A L'HERBAGE DANS LES DISTRICTS DE KINDA ET YDRE

En 1928, le gouvernement de Suède décide d'allouer une prime à l'herbage aux fermiers. Cette mesure visait à modifier le comportement des fermiers à l'égard du pâturage libre, qui s'effectuait la plupart du temps en forêt, et à accroître le rendement de l'élevage du bétail, principalement pour se prémunir contre des situations critiques telles que celles qui s'étaient manifestées à la fin de la première guerre mondiale. A cette fin, une association – *Rural Economy Association* – est créée et doit informer les autorités mais également les fermiers sur les risques liés à leurs pratiques² et les avantages d'une nouvelle conception du pâturage. Entre autres rôles, le travail de cette association a été de former des individus dont les activités professionnelles les amenaient à avoir des contacts réguliers avec les fermiers dans toutes les parties du pays³. L'association a également organisé une quinzaine de conférences publiques sur les aspects techniques et économiques de la subvention entre 1925 et 1933. Parallèlement aux actions de l'association, l'information a également circulé à travers les journaux, les livres et la radio.

Ces subventions peuvent être perçues par tout agriculteur disposant de moins de 10 hectares de terres cultivées, qu'il en soit propriétaire ou non, et indépendamment de toute considération économique. De ce point de vue, la catégorie des agriculteurs concernés peut être qualifiée d'homogène. Par ailleurs, le choix de conversion des terres labourables en pâturage est un choix volontaire, non contrôlé⁴ par un quelconque organisme. Afin de palier cette limite du

¹ GUEREAU A. (1981), « Analyse factorielle des correspondances et analyses statistiques classiques : le cas des ordres mendiants dans la France médiévale », *Annales Economies Sociétés Civilisations*, n° 5, p. 869-912, cité par T. Saint-Julien (2001), p. 166-171.

² Le pâturage en forêt entraînait des dommages considérables sur les jeunes pousses d'arbres.

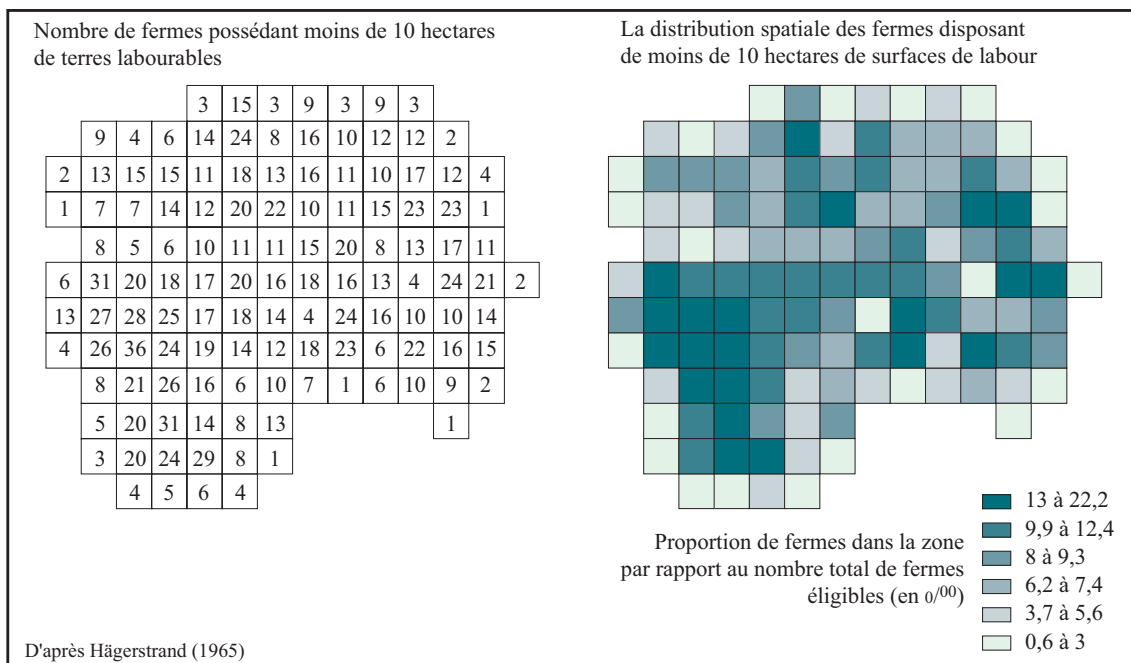
³ *ibid.* p. 47.

⁴ Au sens de Brown (1981).

volontariat, l'aide financière apportée par l'état apparaît comme un stimulant qui influence la rapidité de la diffusion. Cette stimulation économique constitue un avantage pour étudier la diffusion car, dans ce cas, la probabilité que des conditions socio-économiques nouvelles ou que d'autres innovations ne viennent « perturber » la diffusion du pâturage est limitée.

L'aire d'étude de la diffusion se situe au sud de la Suède, plus précisément dans les districts de Kinda et Ydre (*figure 15*). Avec les plus fortes densités dans le sud-ouest et le centre-est de la région, de nombreuses fermes sont susceptibles de recevoir la prime dans cet espace (*figure 14*). Dans cet espace, les fermes de taille moyenne (entre 10 et 20 hectares) et de grande taille (supérieure à 20 hectares) se répartissent sensiblement selon la même configuration, avec dans ce dernier cas une préférence pour la zone nord-est de la région¹.

figure 14 La distribution spatiale des adoptants potentiels



IV.3.1 LA DIFFUSION ENTRE 1929 ET 1932

Entre 1929 et 1932, plus de 300 fermiers ont adopté cette innovation sur les 1620 fermes concernées, soit près de 20% de l'ensemble (*figure 16*). Cette proportion atteint près de 50% en 1944, avec un peu moins de 800 fermiers pratiquant le pâturage à cette date. Il est alors possible de représenter la forme temporelle de la diffusion dans l'espace d'analyse. La courbe logistique généralement repérée lorsqu'on est en présence d'un phénomène de diffusion s'applique bien aussi à la diffusion des subventions aux pâturages.

¹ *ibid.* cartes p. 36.

figure 15 Suède du sud et province d'Östergötland

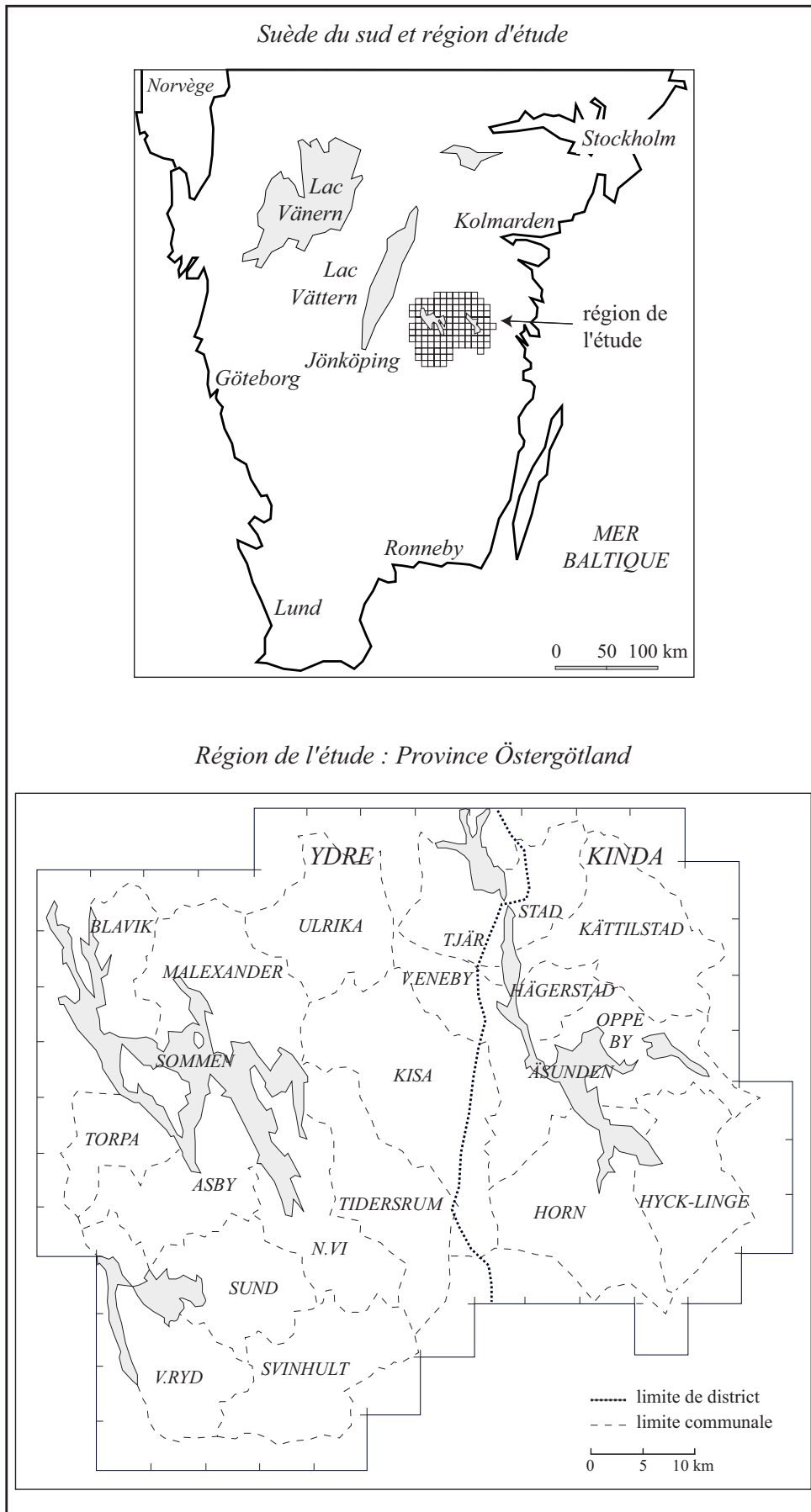
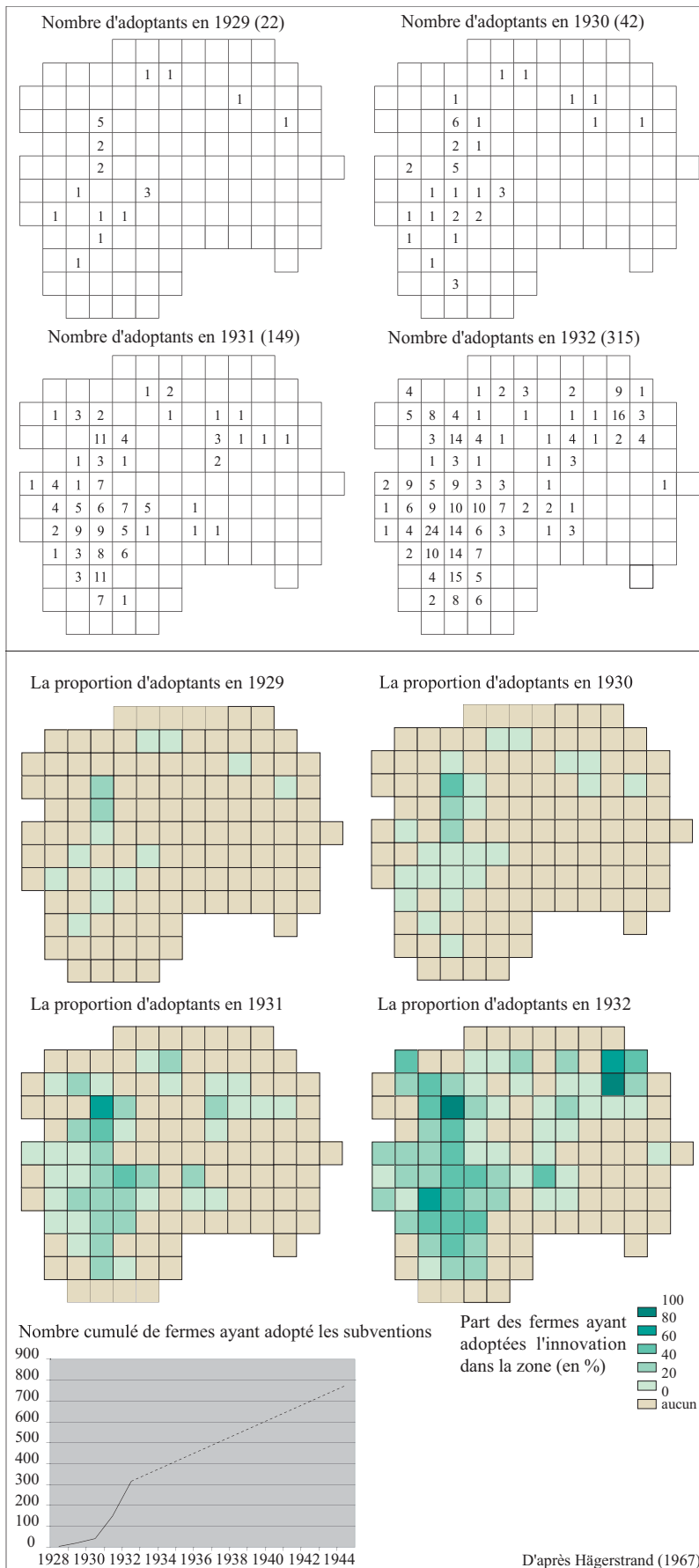
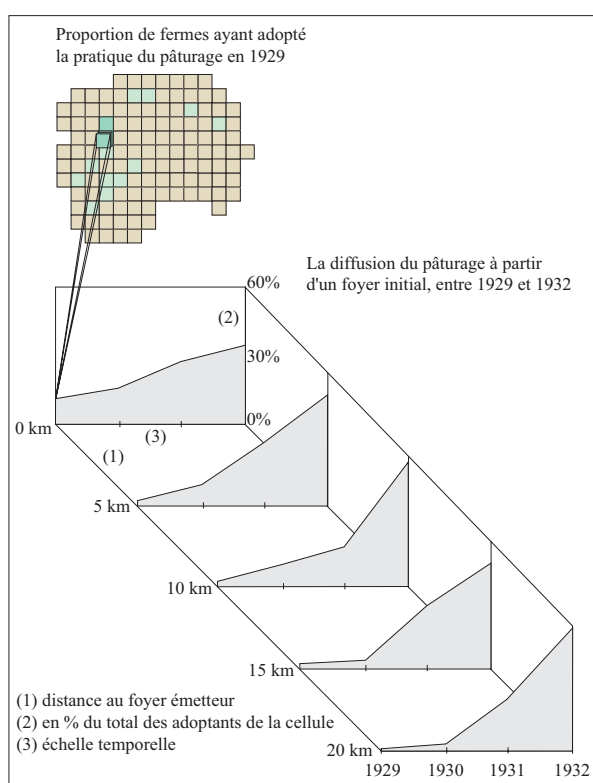


figure 16 La diffusion des subventions au pâturage entre 1929 et 1932



A partir des foyers initialement atteints en 1929, plus nombreux dans la partie ouest de la zone d'étude, la diffusion de la pratique du pâturage associée aux subventions se réalise principalement dans une large partie de l'ouest et dans une moindre mesure dans le nord-est de la zone. En 1932, les taux d'adoption les plus élevés se situent dans des zones proches des fortes densités de fermes de petite taille. Les changements qui s'opèrent dans les districts de Kinda et d'Ydre sont de deux natures : à partir des foyers initialement atteints, la pratique du pâturage se développe de proche en proche, touchant par contagion les zones voisines ; parallèlement à cette propagation, le nombre de fermes qui pratiquent le pâturage ne cesse de croître une fois la pratique introduite dans une zone. Cette diffusion peut donc être assimilée à la forme connue des *vagues de diffusion* (figure 17).

figure 17 Un exemple de vague de diffusion



En 1932, la pratique du pâturage subventionnée s'est développée davantage dans l'ouest que dans la partie orientale de la zone. Quels facteurs peuvent expliquer qu'une innovation économiquement profitable pour les fermiers génère de telles disparités ? D'éventuelles différences de surfaces labourables entre les deux districts n'expliquent pas ces disparités, celles-ci étant équivalentes dans les zones¹. Il n'existe pas non plus de relation entre la taille des exploitations et l'ordre d'apparition des pâturages dans les districts². Par ailleurs, on ne peut pas

¹ *ibid.* p. 67.

² *ibid.* p. 157.

attribuer à la *Rural Economy Association* une volonté de contrôle sélectif de la diffusion, les séances d'information publique s'étant déroulées en nombre et en contenu de manière similaire dans les deux districts. A partir de ces constants, T. Hägerstrand pose comme hypothèse que ce sont les canaux par lesquels l'information a circulé qui sont à l'origine de cette diffusion sélective des subventions, qui se déplace pas à pas à partir de noyaux initialement atteints.

IV.3.2 LES CONTACTS INTERPERSONNELS

Les contacts entre individus sont pour T. Hägerstrand le principal vecteur d'information. Si l'on veut simuler le processus de diffusion, il faut donc connaître les caractéristiques spatiales de ces contacts, *i.e.* la structure spatiale des réseaux de communication individuels. Une observation fine des résultats de la diffusion dans les districts de Kinda et d'Ydre montre que celle-ci s'effectue de proche en proche, comme si la probabilité d'adoption augmentait avec le rapprochement d'individus ayant déjà adopté l'innovation. On peut donc en déduire qu'à cette échelle locale et régionale (*figure 3*), une attention toute particulière doit être portée aux réseaux de communication privée pour définir la structure spatiale des contacts entre individus. L'objectif est alors de mesurer quantitativement ce facteur afin de pouvoir l'intégrer dans un modèle qui permette de reproduire le processus observé. A cette fin, T. Hägerstrand analyse deux types de réseaux de communication : les migrations et les flux téléphoniques.

Dans les populations rurales considérées, les migrations sont des actes « mesurés », car elles sont, dans une grande majorité des cas, en relation soit avec une recherche d'emploi, soit avec un mariage. Selon T. Hägerstrand, ces migrations sont principalement locales, effectuées sur de courtes distances. Elles sont ainsi le reflet des réseaux de relations déjà existants : les familles des mariés se connaissent la plupart du temps bien avant le mariage et continueront de se fréquenter, ce qui implique une certaine proximité physique ; les migrations professionnelles nécessitent quant à elles une information préalable sur les potentialités des différents lieux possibles, information que l'on obtient la plupart du temps auprès des réseaux de relations privés. L'étude des flux téléphoniques confirme en partie cette relation entre la distance et le nombre de contacts entre individus, le nombre d'appels diminuant rapidement avec l'augmentation de la distance. A partir d'une analyse détaillée de ces deux composantes, T. Hägerstrand conclut qu'en moyenne, les opportunités de communications d'un individu tendent à décroître rapidement lorsque la distance augmente¹. Ce résultat doit pouvoir être intégré dans un modèle pour reproduire au mieux la diffusion observée, ce qui l'amène à construire un *champ moyen d'information*, traduction quantitative des réseaux de communications privées.

¹ *ibid.*, Chapitre VII : The spatial characteristics of private information, p. 165-241.

IV.3.3 LE CHAMP MOYEN D'INFORMATION

L'étude des flux téléphoniques et des migrations confirme l'hypothèse d'une probabilité de contact décroissante lorsqu'augmente la distance. L'expérimentation amène à quantifier ces probabilités sous la forme de *champs de contacts*, soit dans ce cas une grille composée de 25 cellules auxquels sont attachés différentes probabilités¹ (figure 18). Le *champ de contact* ainsi défini représente les différentes probabilités d'interactions d'un individu situé au centre du champ avec un autre individu situé dans la grille. La valeur la plus élevée de 0,4432 signifie que l'individu situé dans la cellule centrale du champ a une probabilité de 44,32 % d'établir des contacts avec un autre individu situé dans la même cellule que lui, ces probabilités de contacts diminuant avec les individus qui en sont éloignés.

figure 18 Le champ de contact

0,0096	0,0140	0,0168	0,0140	0,0096
0,0140	0,0301	0,0547	0,0301	0,0140
0,0168	0,0547	0,4432	0,0547	0,0168
0,0140	0,0301	0,0547	0,0301	0,0140
0,0096	0,0140	0,0168	0,0140	0,0096

A partir du *champ de contact*, il est possible de construire le *champ moyen d'information* (CMI). Pour cela, les valeurs de la grille sont converties en plages d'intervalles distincts qui correspondent aux probabilités associées à chacune des cellules (figure 19). A la plage d'intervalle 0,2784 - 0,7216, qui correspond à la cellule centrale du CMI, est ainsi associée la même probabilité que celle de la cellule centre du *champ de contact*. Le tirage aléatoire d'un nombre décimal issu d'une variable uniforme permet alors de définir avec quelle cellule l'individu placé au centre du CMI va interagir.

A partir du *champ moyen d'information*, T. Hägerstrand élabore un nouveau modèle basé sur les contacts entre individus pour rendre compte de la propagation d'une innovation dans l'espace.

figure 19 Le champ moyen d'information

0 - 0,0096	0,0096 - 0,0236	0,0236 - 0,0404	0,0404 - 0,0544	0,0544 - 0,0640
0,0640 - 0,0780	0,0780 - 0,1081	0,1081 - 0,1628	0,1628 - 0,1929	0,1929 - 0,2069
0,2069 - 0,2237	0,2237 - 0,2784	0,2784 - 0,7216	0,7216 - 0,7763	0,7763 - 0,7931
0,7931 - 0,8071	0,8071 - 0,8372	0,8372 - 0,8919	0,8919 - 0,9220	0,9220 - 0,9360
0,9360 - 0,9456	0,9456 - 0,9596	0,9596 - 0,9764	0,9764 - 0,9904	0,9904 - 1

¹ Ces probabilités ont été établies à partir de l'équation : $\log F_i = 0,7966 - 1,585 \log d$

Le champ de contact n'ayant pas de limite absolue, le choix de la dimension de la grille reste arbitraire et dépend des expériences réalisées sur les différentes fonctions d'interaction spatiale. Dans ce cas précis, le champ de contact correspond à un carré de 25 km de côté, soit 25 cellules de 5 km de côté.

IV.4 MODELE II : CONTACTS INTERPERSONNELS ET DIFFUSION DES INNOVATIONS

L'espace théorique de ce second modèle reste identique à celui du modèle I, une grille de 81 cellules sur laquelle se répartit uniformément un ensemble d'individus, soit 30 individus par cellules. L'espace est donc une nouvelle fois discrétisé ainsi que le temps, la simulation se déroulant sur n itérations d'égale durée. A la différence du modèle I, on suppose maintenant que l'information n'est connue au départ que par un seul individu localisé au centre de la grille, l'information publique n'intervenant pas dans ce modèle. L'acceptation de l'innovation par un individu se fait immédiatement après qu'il ait pris connaissance de son existence, *i.e.* lorsqu'un individu l'ayant déjà adopté lui transmet un message sur son existence. La modélisation de ce mécanisme de contacts interpersonnels se réalise de la manière suivante : on déplace à chaque itération le CMI en positionnant le centre de la grille sur les individus susceptibles d'envoyer des messages¹. A partir d'un *adoptant*, le tirage de deux nombres aléatoires² détermine la cellule d'arrivée du message et l'individu auquel il sera adressé.

IV.4.1 RESUME DE LA STRUCTURE GENERALE DU MODELE II ET SIMULATIONS

Phase 1 - Initialisation : $t = 0$

Deux catégories d'individus : les *adoptants-potentiels* et les *adoptants*.

Un seul individu situé au centre de la grille est informé, et donc *adoptant*.

Phase 2 - Simulations : $t = t+1$

A chaque itération, les *adoptants* transmettent un message sur l'existence de l'innovation.

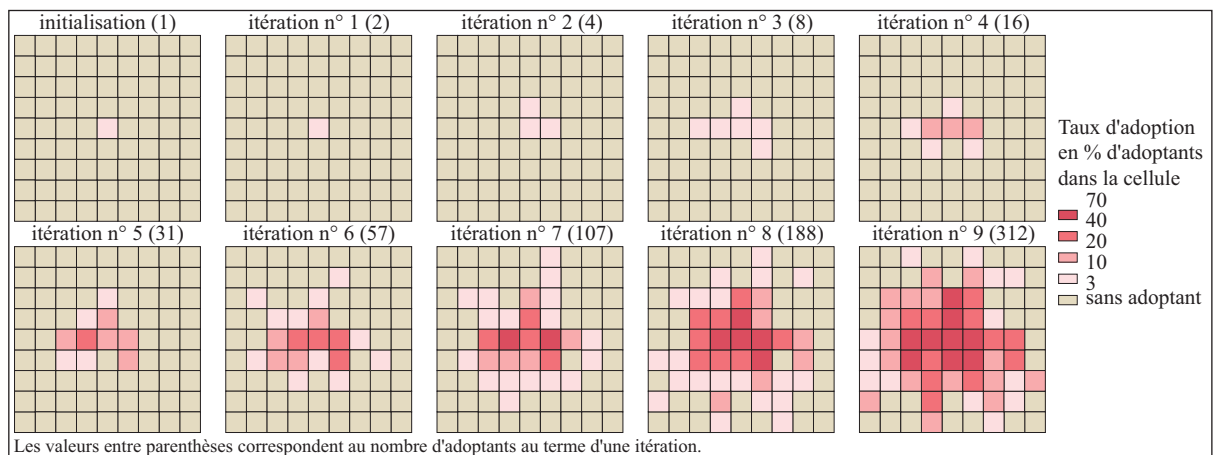
Si l'individu qui reçoit un message est un *adoptant-potentiel*, il devient *adoptant*.

Si l'individu a déjà adopté l'innovation ou si le message est transmis or de la grille, le message est considéré comme perdu.

Phase 3 - Stop : Représentations cartographiques des premières itérations (*figure 20*).

¹ Le programme informatique est disponible en *Annexe 2*.

² Ce sont en fait des nombres pseudo-aléatoires, dans la mesure où la plupart des logiciels proposent des algorithmes itératifs basés sur une distribution uniforme continue pour produire des nombres pseudo-aléatoires, et non pas un tirage au hasard sur une distribution uniforme continu pour obtenir un nombre aléatoire.

figure 20 Résultat d'une simulation à partir du modèle II

IV.4.2 COMMENTAIRES A PROPOS DU MODELE II

Comme dans le cas du modèle I, il ne s'agit ici que d'une simulation, un cas particulier parmi un ensemble de possibles. La structure du modèle permet cependant d'imaginer les formes probables de la diffusion, car seul un processus de contagion « physique » est employé ici, sans autre facteur de ralentissement ou d'accélération de la diffusion. Le résultat de ce type de processus est donc une propagation en tâche d'huile, les probabilités de contacts pouvant entraîner des dissymétries dans la forme auréolaire attendue de la diffusion.

Ce modèle simple de diffusion s'apparente dans ses premiers développements à un modèle de contagion déterministe, le nombre d'individus adoptant l'innovation pouvant s'exprimer à l'aide d'une fonction exponentielle de base 2 (2, puis 4, 8 et 16 adoptants pour les 4 premières itérations). Dès la 5^{ième} itération, le nombre d'adoptant attendu est inférieur à ce qu'il serait si la diffusion suivait une loi déterministe, et ce pour deux raisons. D'une part certains messages peuvent être envoyés à des individus ayant déjà adopté l'innovation : ils n'engendrent donc pas de nouveaux adoptants. D'autre part, les premiers adoptants qui ont été à l'origine de la diffusion se retrouvent rapidement entourés de nouveaux adoptants : leur action « contaminatrice » n'a alors plus aucun effet.

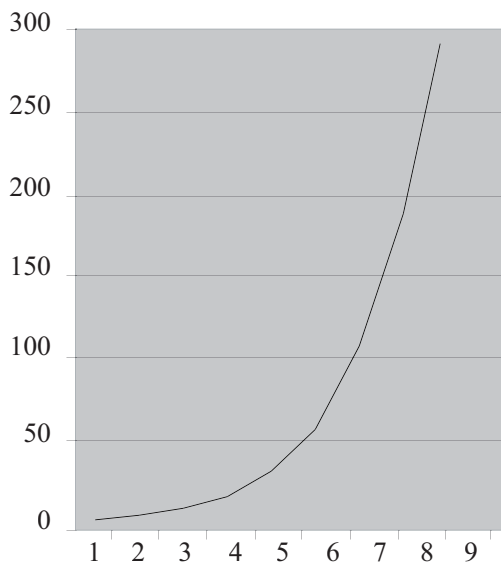
L'introduction de nombres aléatoires dans la simulation renvoie implicitement à une hiérarchisation de l'influence sociale telle qu'elle sera définie plus tard par E. Rogers (1962). En effet, les premiers individus sélectionnés dans une cellule – les *innovants* – ont un fort pouvoir de contamination parmi les individus qui « habitent » la même cellule et les cellules voisines, alors que les derniers individus sélectionnés dans ces cellules – les *retardataires* – n'ont qu'une capacité de contamination résiduelle. Ces individus, que l'on peut imaginer comme insérés dans des réseaux sociaux plus ou moins développés, n'apparaissent ici que comme le résultat de la méthode employée pour simuler le processus de diffusion, car la population qui compose le modèle étant homogène, un même individu peut être tour à tour qualifié d'*innovant* ou de *retardataire* dans deux simulations distinctes.

IV.4.3 CONTACTS INTERPERSONNELS ET DIFFUSION DES SUBVENTIONS AUX PATURAGES : UNE COMPARAISON

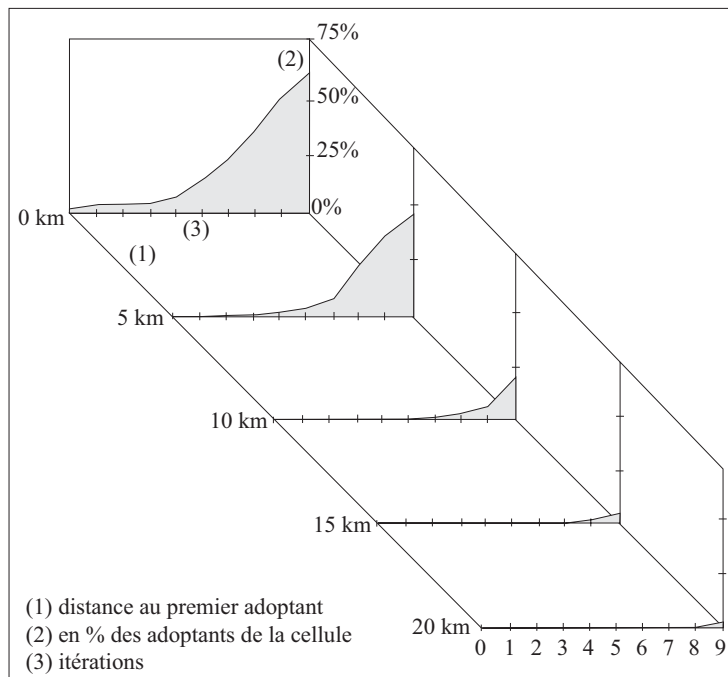
Une confrontation directe des résultats de la simulation aux résultats observables de la diffusion des subventions n'apparaît pas pertinente. Pour éprouver la validité des hypothèses posées sur les processus à l'œuvre dans la réalité, il faudrait introduire dans le modèle II des conditions initiales plus proches des conditions réelles : l'espace théorique n'a pas la même dimension que l'espace observé ; la diffusion s'effectue à partir de plusieurs foyers initiaux alors qu'un seul noyau est utilisé dans le modèle II. Ces problèmes pourraient être dépassés sans aucune difficulté technique, mais il faut rappeler que le modèle II n'en est encore qu'à un stade de développement théorique, dont les valeurs heuristiques sont à tester. On peut cependant comparer les formes temporelles et spatiales, sans faire appel à des cartes de résidus par exemple, afin d'observer si l'on tend vers un plus grand réalisme que dans la situation du modèle I.

La forme temporelle de la diffusion générée par le modèle II (*figure 21*) est assez proche de celle observée dans la réalité (*figure 16*). La diffusion dans les premières périodes est relativement lente puis devient exponentielle lorsqu'un seuil d'adoptants est atteint. Cette forme est liée à la nature du processus employé pour simuler la diffusion et produit une courbe logistique si on laisse la simulation aller à son terme, *i.e.* une adoption par l'ensemble des individus de la population.

figure 21 La forme temporelle de la diffusion à partir du modèle II



La forme spatiale de la simulation montre un développement en tâche d'huile avec des dissymétries et prend la forme de vagues de diffusion, forme que l'on peut observer lorsque la diffusion s'effectue principalement par contagion (*figure 22*).

figure 22 Les vagues de la diffusion associées au modèle II

Ici aussi le modèle apparaît proche des observations faites sur la diffusion des pâturages, notamment dans la partie occidentale de la zone d'étude (*figure 17*). Les densités d'adoption issues du modèle II sont décroissantes à partir de la cellule centrale, peu de ruptures dans les densités étant observables dans cette simulation. Or dans la réalité de la diffusion des pâturages, des ruptures apparaissent dans les taux d'adoption. Dans la partie orientale de la zone d'étude par exemple, des cellules possèdent près de 100% d'adoptants et sont entourées de cellules caractérisées par des taux d'adoption relativement faibles, soit moins de 20% d'adoptants. Le modèle II ne reproduit pas de telles discontinuités, T. Hägerstrand propose donc d'enrichir ce modèle en introduisant une nouvelle hypothèse en vue d'expliquer de telles irrégularités. Cette hypothèse renvoie à une notion centrale dans les processus de diffusion des innovations : la résistance à l'adoption.

IV.5 MODELE III : FONCTION DE RESISTANCE INDIVIDUELLE ET DIFFUSION

Les hypothèses attachées au modèle II permettent de décrire la diffusion d'un phénomène dans un milieu homogène, sans aucune contrainte, limite ou barrière à sa diffusion. Or on peut raisonnablement penser que dans le cas d'une innovation, un délai existe entre le moment où une personne prend connaissance de l'existence d'une innovation et le moment où elle décide de l'adopter. Ce délai sera plus ou moins important selon les aptitudes innovantes de l'individu, *i.e.* sa résistance à l'innovation.

IV.5.1 LA NOTION DE RESISTANCE

La résistance d'un individu face à une innovation peut avoir diverses origines, quelles soient culturelles, psychologiques ou économiques. L'étude des facteurs pouvant influencer cet effet de blocage est alors du ressort des sociologues, psychologues ou des économistes. On peut cependant se limiter dans un premier temps à une évaluation quantitative de cette résistance, à partir de données empiriques sur le nombre d'adoptants au cours du temps. T. Hägerstrand pose alors comme hypothèse qu'un individu devient de plus en plus susceptible d'accepter une innovation si les contacts avec des personnes qui l'ont déjà adoptée sont nombreux. E. Rogers (III.2.1) reprendra plus tard cette idée en proposant une classification de la population en 5 catégories d'individus selon leurs aptitudes à innover. Le troisième modèle proposé est construit sur cette hypothèse.

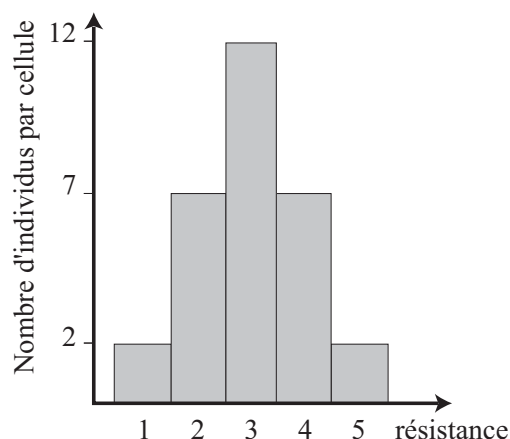
IV.5.2 RESUME DE LA STRUCTURE GENERALE DU MODELE III ET SIMULATIONS

Le modèle III reprend la structure générale du modèle II à laquelle est associée une fonction de décision aux individus, fonction qui représente la résistance des individus à l'innovation. L'acceptation de l'innovation par un individu ne se fait pas immédiatement après qu'il ait pris connaissance de son existence, mais seulement si l'information dont il dispose sur l'innovation est suffisante selon sa logique d'adoption. Les individus dans ce modèle sont donc classés en 5 catégories auxquelles sont associés 5 niveaux de résistance (*figure 23*). La règle d'adoption d'un individu i s'écrit alors :

$$A_{it} \equiv \sum_{l=1}^t I = R_i$$

L'adoption de l'individu i au temps t (A_{it}) se réalise si et seulement si la somme des informations reçues I surpasse, égalise son seuil de résistance R . Un individu ayant un seuil de résistance égal à 4 par exemple devra recevoir 4 messages avant d'adopter l'innovation.

figure 23 Distribution de la population selon le niveau de résistance des individus



La structure générale de la simulation se présente alors sous la forme¹ :

Phase 1 - Initialisation : $t = 0$

Deux catégories d'individus : les *adoptants-potentiels* et les *adoptants*, classés en 5 niveaux de résistance.

Un seul individu situé au centre de la grille et de niveau 1 est informé, et donc *adoptant*.

Phase 2 - Simulations : $t = t+1$

Dans un intervalle de temps constant, chaque *adoptant* transmet un message à un individu sur l'existence de l'innovation.

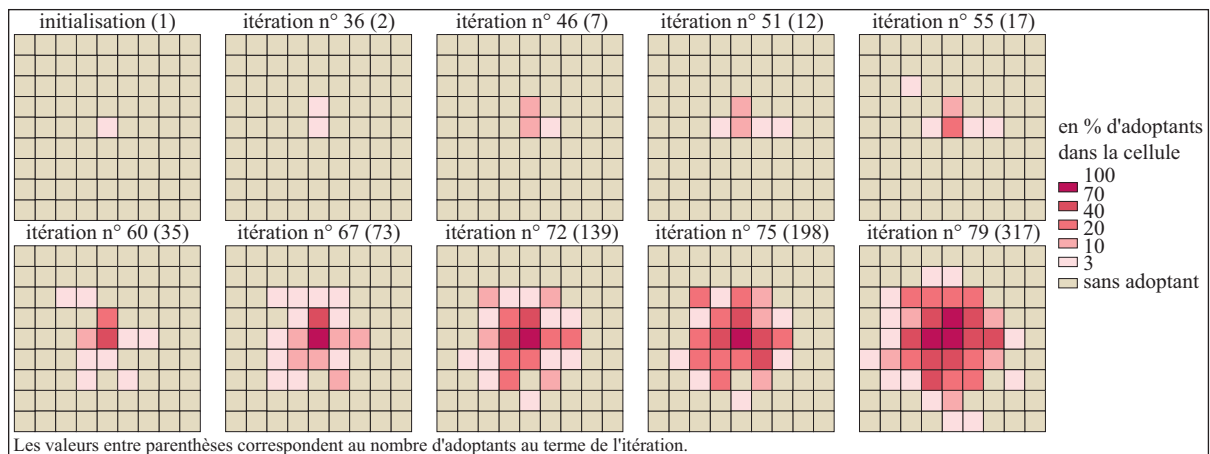
Si l'individu est un *adoptant-potentiel*, il incrémente son niveau d'information d'une unité puis le compare à son *seuil de résistance*.

Si le *seuil de résistance* est atteint, il *adopte*, sinon il attend de nouvelles informations.

Si l'individu est *adoptant* ou si le message est transmis hors de la grille, le message est considéré comme perdu.

Phase 3 - Stop : Représentations cartographiques sur différentes itérations (*figure 24*).

figure 24 Résultat d'une simulation à partir du modèle III



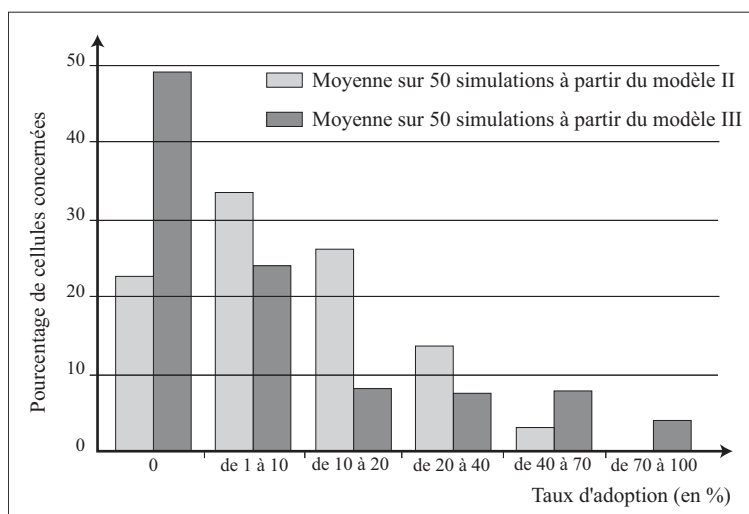
IV.5.3 COMPARAISONS ENTRE LES RESULTATS DU MODELE III, DU MODELE II ET LA DIFFUSION DES PATURAGES

Les hypothèses associées au modèle III entraînent un blocage de la diffusion pendant les premières itérations, car les messages envoyés par le premier *adoptant* ne donnent pas lieu à une adoption immédiate parmi les individus qui les reçoivent. Cet effet tend à augmenter considérablement le nombre d'itérations nécessaires avant d'atteindre des taux d'adoption comparables à ceux du modèle II. Par ailleurs, et toujours en comparaison à la simulation issue du modèle II (*figure 20*), l'aire de diffusion est moins étendue si on observe le nombre de cellules n'ayant aucun adoptant, et plus régulière, l'auréole autour du centre initial étant moins dissymétrique. La concentration spatiale des taux d'adoption les plus élevés semble alors plus forte à partir du modèle III. Pour tester la validité d'un tel résultat, nous avons réalisé 50 simulations à partir des modèles II et III en arrêtant chacune des simulations au seuil de 300

¹ Le programme informatique est disponible en *Annexe 3*.

individus ayant innové¹ (figure 25). La concentration spatiale des adoptants est effectivement plus marquée dans les résultats du modèle III qu'elle ne l'est dans ceux associés au modèle II, avec des moyennes respectives de 50 et de 75% de l'espace couvert. De même, la moyenne des cellules ayant un taux d'adoption élevé est plus importante pour le modèle III qu'elle ne l'est dans le modèle II, avec respectivement plus de 10% des cellules ayant des taux supérieurs à 40 % contre moins de 4%. Ces résultats confirment l'existence d'une relation fonctionnelle entre le niveau de résistance des individus à l'innovation, qui agit comme un *effet de barrière*, et la concentration spatiale des taux d'adoption : plus la résistance est élevée, plus la concentration spatiale est importante.

figure 25 Comparaison entre le modèle II et le modèle III



La comparaison des résultats issus du modèle III avec la diffusion des pâturages montre que ce modèle semble mieux reproduire que le modèle II les irrégularités observées dans la partie orientale de la zone d'étude (IV.3.1). Dans cette partie, en plus d'une forte concentration des taux d'adoption dans quelques cellules s'ajoute un grand nombre de cellules où l'innovation n'est pas encore apparue, au nord et surtout au sud des lieux d'adoption initiaux. Au contraire, le modèle III reproduit mal la diffusion telle qu'on a pu l'observer à l'ouest de la zone d'étude. Dans ce cas, c'est bien le modèle II qui reproduit le réel avec une meilleure précision.

Les hypothèses associées aux modèles II et III permettent de reproduire de manière satisfaisante les configurations spatiales de la diffusion des subventions au pâturage. En empruntant une démarche déductive, la construction de ces différents modèles amène T. Hägerstrand à rendre plus réaliste ses modèles au cours d'une dernière étape. Le passage entre un

¹ Ce nombre a été choisi de manière empirique afin que des effets de bords n'entrent pas en jeu. La grille utilisée n'étant pas fermée, les individus situés à proximité d'un bord peuvent entrer en contact avec des individus situés au bord opposé (bord droite - bord gauche, bord haut - bord bas), ce qui a pour effet direct d'augmenter le nombre d'adoptants à proximité des frontières fictives de la grille.

modèle théorique et un modèle empirique nécessite alors d'intégrer l'hétérogénéité de la distribution de la population et d'établir l'existence de barrières pouvant freiner les communications entre individus. Ce modèle sera présenté dans son article *A monte carlo approach to diffusion* (1965).

IV.6 « A MONTE CARLO APPROACH TO DIFFUSION »

Les disparités observées dans la réalité ne peuvent être reproduites et expliquées que si les règles fondamentales qui agissent sur la diffusion sont connues et si les quelques paramètres fondamentaux qui nous rapprochent de la réalité ont été introduits. Ces paramètres, qui n'ont pas été pris en compte dans les modèles théoriques précédents, sont la distribution réelle des populations et les barrières à la communication.

La grille spatiale utilisée pour simuler la diffusion des pâturages renvoie à celle utilisée pour observer la réalité, l'espace d'étude est ainsi composé de 125 cellules de 25 km² chacune¹. La répartition de la population n'est plus homogène comme dans les modèles théoriques mais reprend la distribution réelle des fermes éligibles aux subventions, et donc susceptibles d'adopter cette innovation (*figure 14*). Cette distribution des populations n'est pas sans effet sur les probabilités de contacts entre individus et vient donc modifier le champ moyen d'information.

IV.6.1 LE CHAMP MOYEN D'INFORMATION PONDERE ET STANDARDISE

L'inégale densité des fermes susceptibles d'adopter l'innovation modifie les probabilités de contacts entre les individus ayant adopté l'innovation et les autres. On suppose en effet que la probabilité de contact entre 2 cellules est fonction de la distance qui les sépare et de la population de chacune des cellules. Le champ moyen d'information est donc modifié selon la nature du voisinage, c'est-à-dire la distribution de la population dans et autour des foyers émetteurs. La probabilité de contact Q associé à une cellule i avec une population N s'écrit alors :

$$Q_i = \frac{P_i N_i}{\sum_{i=1}^{25} P_i N_i}$$

où $P_i N_i$ représente le champ de contact pondéré par la population et Q_i une probabilité de contact standardisé. A chaque cellule correspond donc un champ moyen d'information différent selon la distribution de la population dans son voisinage (*figure 26*).

¹ Deux rangées de cellules non visibles sont ajoutées autour de l'aire d'étude. Les populations théoriques de ces cellules sont calculées en faisant la moyenne des populations jusqu'à un voisinage d'ordre 2. Ainsi les cellules situées aux frontières de la zone d'étude peuvent envoyer des messages à l'extérieur et surtout en recevoir. Dans ce modèle, aucun mécanisme extérieur à la zone d'étude (au-delà de 2 cellules contiguës aux frontières) n'intervient dans le processus de diffusion.

figure 26 Calcul d'un champ moyen d'information standardisé

Pi: champ de contact					Ni: distribution de la population				
0,0096	0,0140	0,0168	0,0140	0,0096	5	6	10	11	11
0,0140	0,0301	0,0547	0,0301	0,0140	20	18	17	20	16
0,0168	0,0547	0,4432	0,0547	0,0168	28	25	17	18	14
0,0140	0,0301	0,0547	0,0301	0,0140	36	24	19	14	12
0,0096	0,0140	0,0168	0,0140	0,0096	21	26	16	6	10

PiNi: champ de contact pondéré

0,048	0,084	0,168	0,154	0,1056
0,28	0,5418	0,9299	0,602	0,224
0,4704	1,3675	7,5344	0,9846	0,2352
0,504	0,7224	1,0393	0,4214	0,168
0,2016	0,364	0,2688	0,084	0,096

Qi: champ de contact pondéré et standardisé

0,003	0,005	0,010	0,009	0,006
0,016	0,031	0,053	0,034	0,013
0,027	0,078	0,428	0,056	0,013
0,029	0,041	0,059	0,024	0,010
0,011	0,021	0,015	0,005	0,005

Champ moyen d'information à partir de la cellule centrale

0 - 0,003	0,003 - 0,008	0,008 - 0,017	0,017 - 0,026	0,026 - 0,032
0,032 - 0,048	0,048 - 0,078	0,078 - 0,131	0,131 - 0,166	0,166 - 0,178
0,178 - 0,205	0,205 - 0,283	0,283 - 0,711	0,711 - 0,767	0,767 - 0,780
0,780 - 0,809	0,809 - 0,850	0,850 - 0,909	0,909 - 0,933	0,933 - 0,942
0,942 - 0,954	0,954 - 0,974	0,974 - 0,990	0,990 - 0,995	0,995 - 1

Les champs moyens d'informations sont ainsi calculés au départ pour l'ensemble des cellules et ne varient pas au cours des simulations. Comme pour les simulations précédentes, le tirage de 2 nombres issus d'une loi aléatoire uniforme définit la cellule et l'individu qui reçoit le message à partir de la cellule source.

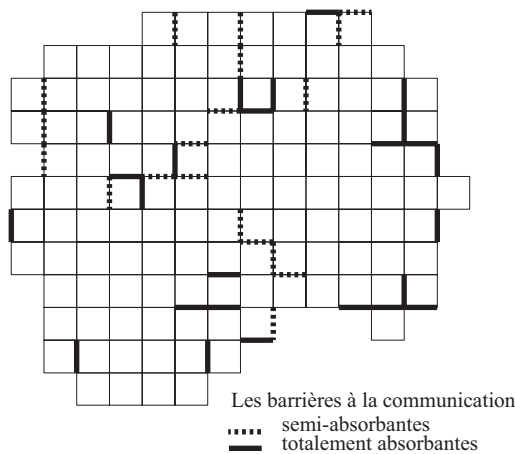
Outre une répartition hétérogène de la population, la prise en compte de barrières à la communication est également introduite dans ce modèle.

IV.6.2 LES BARRIERES A LA COMMUNICATION

L'existence de lacs, de forêts et un déséquilibre dans le développement des réseaux routiers constituent probablement des freins à la communication, au moins dans certaines directions. Pour vérifier cette hypothèse, T. Hägerstrand analyse les flux téléphoniques entre zones voisines

et compare les flux théoriques aux flux observés. La cartographie des résidus négatifs, c'est-à-dire des flux moins importants que ceux attendus, confirme l'existence d'une relation entre la présence d'obstacles physiques entre deux zones et la faiblesse des contacts entre celles-ci¹. Deux types de barrières peuvent être alors définis selon l'intensité de leur relation avec la circulation de l'information. Un premier type de barrières recouvre des freins aux probabilités de contact entre zones voisines : la probabilité de contact entre ces zones est diminuée de moitié, *i.e.* un message sur deux sera envoyé. Ces barrières sont qualifiées de semi-absorbantes ($B^{1/2}$). Un second type de barrières arrête toute possibilité de communication, et donc de diffusion dans certaines directions. Aucun message ne peut franchir ces obstacles, ces barrières sont totalement absorbantes (B^1) (*figure 27*)².

figure 27 Les types de barrière à la communication



IV.6.3 RESUME DE LA STRUCTURE GENERALE DU MODELE ET SIMULATIONS

Dans le modèle présenté dans son article « *A monte carlo approach to diffusion* », T. Hägerstrand reprend les hypothèses associées au modèle II, et ne prend pas en compte la résistance des individus face à l'innovation. Ce choix non justifié provient certainement du fait que la résistance est négligeable face à une innovation qui est économiquement profitable aux fermiers. Nous reviendrons ultérieurement sur ce point (IV.7.2). Le modèle se présente alors sous la forme :

Phase 1 - Initialisation : $t = 0$

Deux catégories d'individus : les *adoptants-potentiels* et les *adoptants*.

Vingt-deux individus sont *adoptants*, ce qui correspond à la distribution observée en 1929.

Phase 2 - Simulations : $t = t+1$

A chaque itération, les *adoptants* i vont transmettre des messages M à des individus j sur l'existence de l'innovation. La localisation et la sélection de l'individu potentiellement récepteur se font au moyen d'un

¹ *ibid.* p. 220-231.

² Pour une connaissance précise des effets de barrières employés ici, voir *Annexe n°4*.

tirage aléatoire et du *champ moyen d'information* associé à la cellule de l'émetteur.

Si les cellules de l'émetteur et du récepteur sont séparées par une barrière, alors on vérifie le *type de barrière* :

- si $B_{ij}^{1/2}$ et $k < 0,5$ alors $M_{ij} = 0$
- sinon $M_{ij} = 1$

où k représente un nombre aléatoire compris entre 0 et 1.

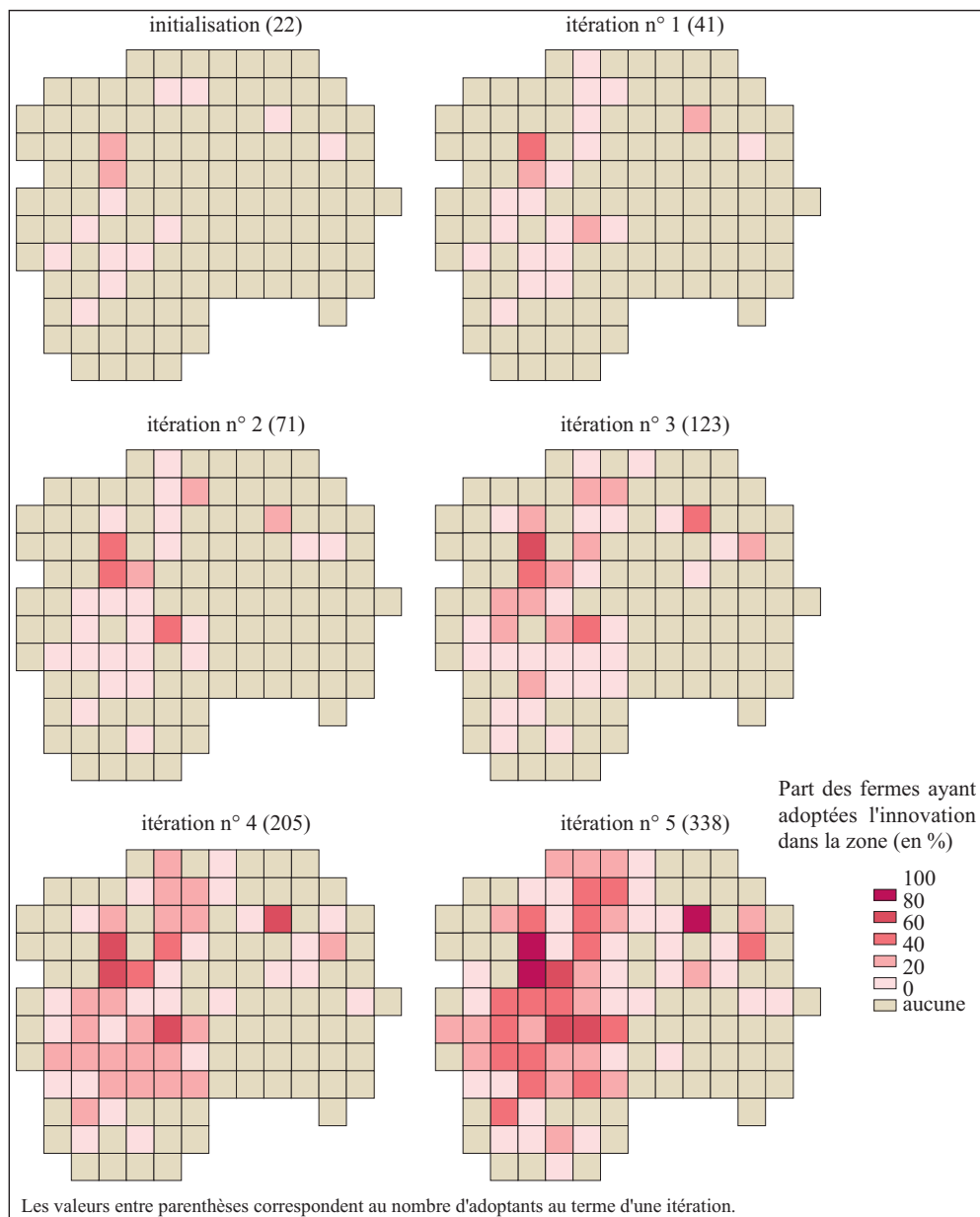
- si B_{ij}^1 alors $M_{ij} = 0$

Si le message passe ($M_{ij} = 1$) et que l'individu est un *adoptant-potentiel*, il devient *adoptant*.

Si l'individu est *adoptant* ou si le message est transmis hors de la grille, le message est considéré comme perdu.

Phase 3 - Stop : Présentation des 5 premières itérations¹ (figure 28).

figure 28 Résultat d'une simulation à partir du modèle d'Hägerstrand



¹ Le programme informatique est disponible en *Annexe 4*.

IV.6.4 RESULTATS DES SIMULATIONS

La nature stochastique du processus tel qu'il est décrit dans le modèle II nécessite qu'un nombre important de simulations soit effectué pour avoir une idée précise des différents résultats possibles. T. Hägerstrand présente les résultats de 3 simulations dans son article, résultats qui sont repris sous une forme récapitulative dans le tableau suivant, la simulation présentée précédemment étant un résultat dans l'univers des possibles.

	<i>Simulation 1</i>	<i>Simulation 2</i>	<i>Simulation 3</i>	<i>Observations</i>
<i>g0</i>	22	22	22	22 (1929)
<i>g1</i>	38	36	42	42 (1930)
<i>g2</i>	69	63	74	
<i>g3</i>	115	108	128	149 (1931)
<i>g4</i>	199	179	209	
<i>g5</i>	318	294	322	315 (1932)

d'après Hägerstrand, 1965

Les trois simulations proposées par T. Hägerstrand et celle que nous avons réalisée ont des résultats sensiblement équivalents au cours des 5 premières générations. L'évolution du nombre d'*adoptants* suit une courbe croissante que l'on repère aisément dans les simulations et les observations. Si on ne peut pas établir à partir des hypothèses du modèle de relation entre une itération et une date donnée de la diffusion, on peut cependant observer si l'on rapproche les observations aux résultats des simulations une certaine coïncidence dans l'évolution du processus, de telle sorte que :

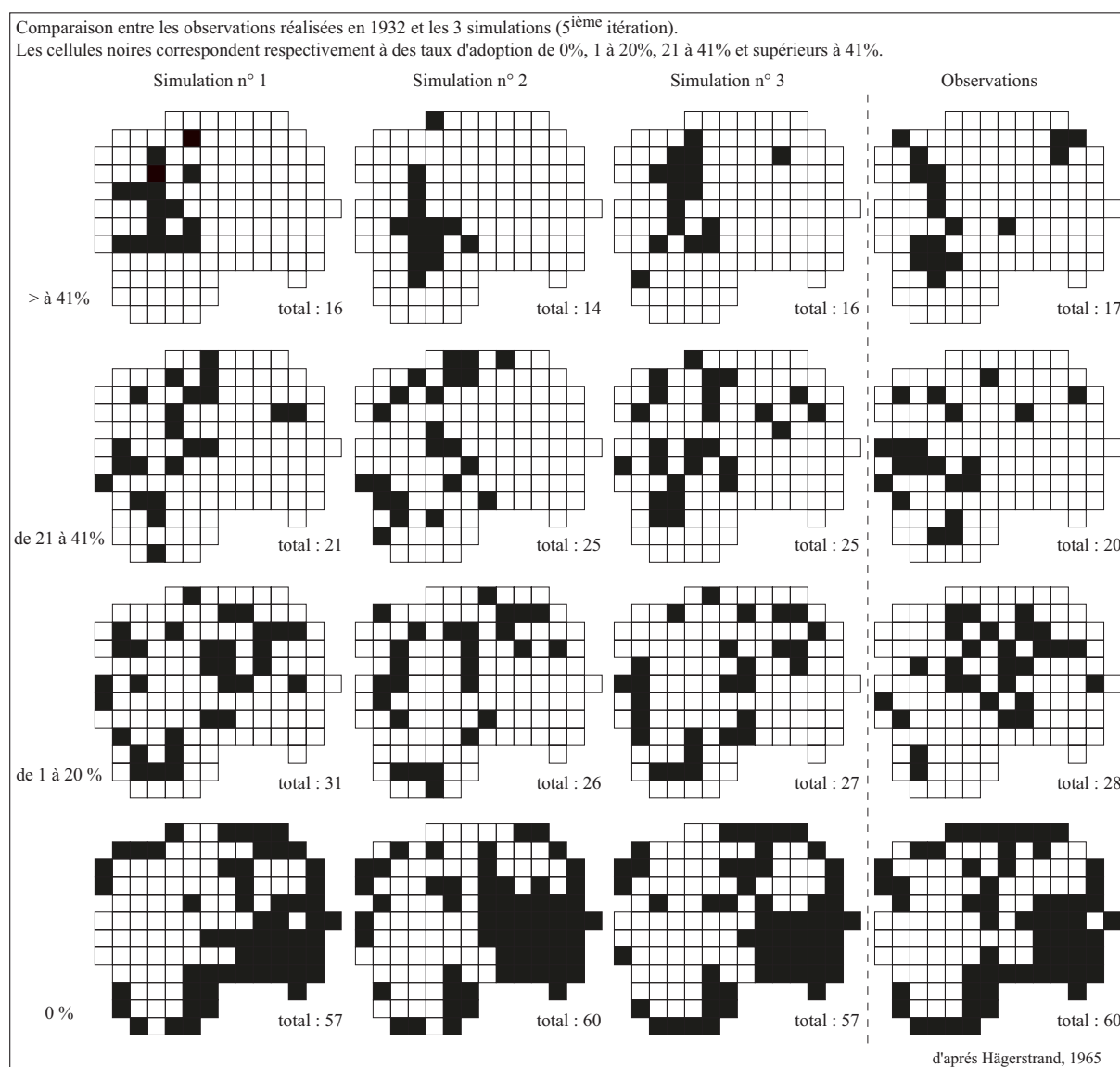
$$sim.1 (g1) \approx sim.2 (g1) \approx sim.3 (g1) \approx observations 1930$$

$$sim.1 (g3) \approx sim.2 (g3) \approx sim.3 (g3) \approx observations 1931$$

$$sim.1 (g5) \approx sim.2 (g5) \approx sim.3 (g5) \approx observations 1932$$

D'un point de vue spatial, la question des différences et des similitudes entre les résultats des simulations et les observations se pose également. Selon T. Hägerstrand, il existe bien des différences entre les simulations et les observations et entre les résultats des simulations eux-mêmes. Cependant ces différences ne sont pour lui que le résultat de la nature stochastique du modèle, car on peut également observer des similitudes qui permettent de penser que le modèle peut fournir des résultats se rapprochant de la réalité. Ainsi, comme le note l'auteur : « [...] *the similarities are such that it seems not to be entirely out of place to view the actual diffusion as just another of the possible realizations of our game* »¹. Les différentes distributions spatiales des taux d'adoption peuvent être analysées en réalisant des cartes comparatives, l'objectif étant d'observer les formes spatiales des différentes distributions (*figure 29*).

¹ Hägerstrand T. (1965), p. 22

figure 29 Comparaisons entre les taux d'adoption simulés et les observations

Même si le nombre de simulations proposées est insuffisant pour aboutir à des conclusions définitives, on peut noter que les taux d'adoption les plus élevés se trouvent dans la partie ouest de l'aire d'étude, ce qui, à quelques exceptions près, est conforme aux observations réalisées. Dans la partie est de la zone d'étude et concernant les taux d'adoption nuls, la même remarque peut être faite entre les résultats des simulations et les observations. Cette partie de la zone d'étude se caractérise en effet par un nombre important de cellules non atteintes par l'innovation, déficit que les simulations ont dans l'ensemble pu reproduire. En ce qui concerne les niveaux d'adoption intermédiaires, on peut observer que ceux-ci s'arrangent autour des taux d'adoption les plus élevés, les similitudes entre les simulations et les observations étant dans ce cas moins importantes que pour les taux extrêmes. L'analyse des cooccurrences entre d'une part les taux observés et d'autre part les taux issus des simulations confirment ces interprétations graphiques. En moyenne sur les 3 simulations, près de 74% des cellules concernées par l'absence

de l'innovation le sont également dans la réalité. Ces cooccurrences sont ensuite les plus nombreuses pour les taux les plus élevés, avec près de 35% des cellules concernées dans les simulations qui le sont également dans la réalité. Viennent ensuite les taux intermédiaires, avec respectivement 30 et 26% de cooccurrence pour les taux inférieurs et supérieurs à 20% d'adoption. La faiblesse des coïncidences pour ces deux dernières tranches d'adoption provient de la nature même du modèle qui a tendance à lisser les taux d'adoption à partir des foyers émetteurs, résultat en partie prévisible lorsqu'on utilise un processus d'*imitation pure*.

Malgré ces quelques limites relevées par T. Hägerstrand, le modèle permet de reproduire les disparités observées entre d'une part une importante couverture spatiale des pâturages dans la partie orientale des districts de Kinda et Ydre et d'autre part une relative concentration des pâturages dans la partie nord-est de la zone. Selon T. Hägerstrand, les limites mentionnées pourraient être dépassées en introduisant d'autres facteurs que la seule communication entre individus et en rendant encore plus réaliste le comportement des individus face à l'innovation.

IV.7 VALIDITE ET PORTEE DES TRAVAUX D'HÄGERSTRAND

La méthode développée dans « *A monte carlo approach to diffusion* » a stimulé le travail de nombreux chercheurs principalement dans deux directions : l'hypothèse posée sur le processus à l'œuvre dans la diffusion des subventions est-elle valide ? Les résultats des simulations sont-ils conformes à la réalité ?

L'hypothèse de la prégnance des contacts interpersonnels et donc d'une diffusion par effet de voisinage a donné lieu à de nombreux travaux de vérification. Les données originales ont été analysées par des méthodes statistiques qui n'existaient pas dans les années 1950. L'existence d'un effet de voisinage dans la diffusion des subventions est confirmée en partie par R. Morrill (1970) qui emploie une équation polynomiale et exponentielle dans le temps et la distance et par R. Haining (1982) qui utilise une équation d'interaction spatiale basée sur le plus proche voisin. B. Barton et W. Tobler (1971) montrent également une contagion par vague de la diffusion des pâturages en utilisant une analyse spectrale. Si les hypothèses posées par T. Hägerstrand sur les mécanismes en jeu lors de la diffusion sont ainsi en partie validées, il n'en est pas de même pour la validité des résultats simulés.

IV.7.1 LA VALIDITE DU MODELE ET DES RESULTATS

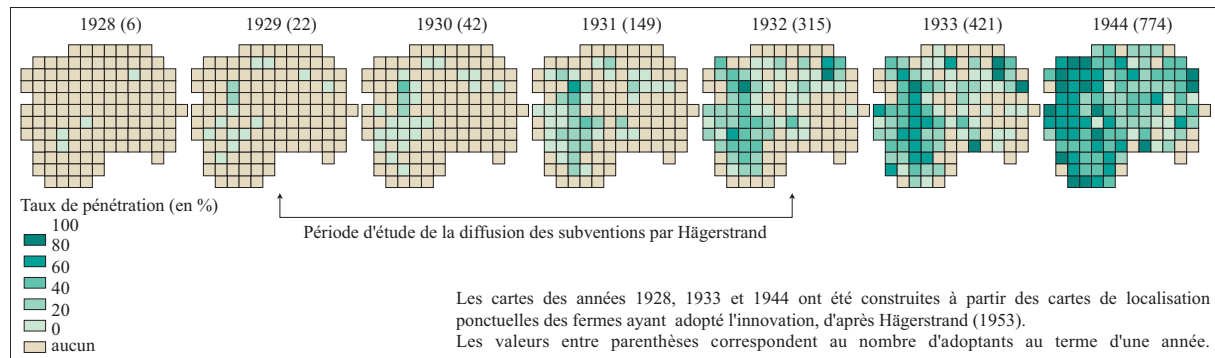
La question ici est de savoir si les résultats simulés sont suffisamment proches de la réalité, confirmant ainsi que les règles intégrées dans le modèle sont conformes à celles responsables de la diffusion observée. S'il n'est pas pertinent de complexifier les méthodes employées pour vérifier la pertinence des résultats eu égard à la simplicité du processus simulé, quelques

précautions doivent cependant être prises pour confronter les résultats simulés aux observations. Si l'on retient peu de contraintes du réel et si la place du hasard est importante dans le modèle, alors les mêmes règles peuvent produire une grande diversité de résultats. La confrontation des écarts entre une seule simulation et la réalité ne met ainsi en évidence que la nature stochastique du modèle, la dynamique de la contagion sociale ayant tendance par exemple à suivre la direction que le hasard a introduit dans les premières phases de la simulation. Ce biais directionnel peut être lissé par diverses techniques, dont la base est la multiplication des simulations à partir de conditions initiales identiques. On réalise alors une carte où la valeur d'une cellule est égale à la moyenne des n valeurs prises par cette cellule dans m simulations [Cliff et Ord 1973]. Le rôle des tests statistiques est ensuite de mesurer les structures spatiales produites et de déterminer si les structures réelles sont proches de celles simulées. En testant les résultats de la diffusion, plutôt que l'exacte localisation des adoptants, on a ainsi une meilleure image de la concordance des simulations et de la réalité. En effet, plus le degré d'incertitude ou d'aléatoire est important, alors moins il est fructueux de comparer les résultats des simulations à la réalité, et il vaut mieux évaluer la pertinence des modèles spatiaux. Les tests d'autocorrélation spatiale, des plus proches voisins ou les tests des quadrats par exemple sont donc bien adaptés à cette perspective. T. Hägerstrand (1953) a proposé deux types de confrontation des résultats simulés aux observations : d'un point de vue général, en agrégeant toutes les cellules afin de confronter les différentes courbes d'adoption dans le temps ; du point de vue de la cellule, en calculant les cooccurrences entre simulations et observations (IV.6.4). L'analyse des résultats des simulations a ainsi montré une autocorrélation spatiale des résidus [Cliff et Ord 1973]. Ces résultats tendent à prouver ce qu'avait déjà remarqué T. Hägerstrand, à savoir que le modèle lisse les résultats alors que, dans la réalité, les taux d'adoption se caractérisent par des ruptures dans l'espace. A un autre niveau d'analyse, Thomas (1976) utilise la méthode des quadrats qui indique une certaine ressemblance, c'est-à-dire une tendance à la concentration, entre les données observées et simulées.

Au terme de ces différentes analyses, les conclusions sont mitigées quant à la capacité du modèle à reproduire de manière satisfaisante la réalité. Une décroissance trop rapide de la probabilité d'adoption avec la distance, une sous-estimation du rôle des propagateurs [Haining 1982 ; Harvey 1966], des effets de barrières trop réducteurs par rapport à l'espace ou à l'innovation étudiée [Yuill 1964 ; Cliff et Ord 1973], ou la simplicité du processus et des comportements des individus dans la diffusion de cette innovation [Hägerstrand 1953] peuvent être à l'origine des différences entre la distribution géographique observée et simulée.

Par ailleurs, T. Hägerstrand ne prend en compte dans son étude qu'une période limitée de la diffusion des subventions, entre 1929 et 1932, alors que les données dont il dispose couvrent la période 1928-1944 (*figure 30*).

figure 30 La diffusion des subventions entre 1928 et 1944



On ne peut qu'émettre des hypothèses sur cette sélection temporelle car il ne précise pas les raisons de ce choix : cette sélection serait-elle la plus conforme aux résultats des simulations réalisées ? Des simulations réalisées à partir des données de 1928 engendreraient-elles des résultats insatisfaisants lors de la confrontation avec les observations ? Quelles formes spatiales aura la diffusion si on poursuit les simulations jusqu'à atteindre les taux d'adoption de 1944 ? Comment se répartiront ces taux simulés dans l'espace ? Des simulations ont été réalisées et analysées pour tenter de répondre à chacune de ces interrogations.

IV.7.2 QUELQUES EXTENSIONS AU MODELE D'HÄGERSTRAND

Les seules règles spatiales intégrées au modèle sont certainement à l'origine des écarts importants mis en évidence lors de la confrontation des résultats des simulations au réel. Il est possible de vérifier cette hypothèse en prolongeant les simulations au-delà de 1932, et en comparant les résultats avec les années 1933 et 1944. Par ailleurs T. Hägerstrand notait que la simplicité des comportements individuels face à l'innovation était à l'origine des écarts observés par rapport au réel. Cette hypothèse n'ayant pas été testée, nous proposons d'en faire l'expérience dans une section suivante.

IV.7.2.1 DES EXTENSIONS TEMPORELLES DU MODELE

L'objectif des simulations qui suivent est d'observer le comportement de la diffusion lorsque d'une part les données initiales sont modifiées, c'est-à-dire que la diffusion débute à partir de 1928, et d'autre part lorsque celle-ci se prolonge au-delà de 1932, date limite des simulations proposées par T. Hägerstrand.

Une première série de simulations a été réalisée en employant le même modèle¹ mais avec pour condition initiale la situation des adoptants de 1928. Comme le nombre d'*adoptants* artificiels au terme d'une itération correspond que très rarement au nombre d'*adoptants* observés à une date donnée, il est nécessaire d'établir un protocole d'arrêt des simulations et le conserver pour l'ensemble des simulations. Le protocole suivi consiste à conserver le résultat de l'itération qui se rapproche le plus du nombre d'adoptants observés pour les années 1929 à 1933 et en 1944, et se présente sous la forme suivante :

si ((AS (α) - AO (t)) <= 0) et ((AS ($\alpha+1$) - AO (t)) >= 0) alors si min { AS (α) - AO (t) AS ($\alpha+1$) - AO (t) } = α alors, sim.n (α) \approx observations (t) sinon sim.n ($\alpha+1$) \approx observations (t) avec AS(α) le nombre d' <i>adoptants artificiels</i> à l'itération α , AO(t) le nombre d' <i>adoptants observés</i> au cours des différentes dates.

Nous présentons une simulation qui n'est ici qu'un résultat possible parmi un ensemble de possibilités, et une carte qui représente l'étendue spatiale de la diffusion de l'innovation sur une moyenne de n simulations² (*figure 31*). Cette carte moyenne a l'avantage de présenter une image de toutes les cellules susceptibles d'être atteintes par l'innovation si le processus ne dépendait pas d'un tirage aléatoire, toute chose égale par ailleurs. Ce résultat moyen issu de n simulations diffère donc peu d'une solution déterministe unique. Les résultats de ces simulations montrent bien l'importance des conditions initiales lorsque seul un processus de contagion interpersonnelle est simulé : les individus trop éloignés des premiers adoptants ne sont pas atteints avant un nombre important d'itérations, c'est le cas des zones au nord-ouest et au sud-est dans la simulation (*a*). Comparés à la diffusion observée (*figure 30*), les taux d'adoption apparaissent fortement éloignés de la réalité car, entre autre, le foyer d'adoptants présent dans la partie nord-ouest de la zone en 1929 n'apparaît pas en 1928. Par ailleurs, l'autocorrélation spatiale mise en évidence par A. Cliff et J. Ord (1973) est nettement visible sur la carte moyenne des taux d'adoption (*b*), les taux simulés évoluant inversement avec la distance aux premiers adoptants. Ces résultats montrent que pendant les premières phases de la diffusion, entre 1928 et 1929 notamment, le processus de contagion par contacts interpersonnels n'est pas prépondérant et qu'il existe au moins un autre processus dont les règles n'ont pas été formalisées dans le modèle. La localisation et la diffusion des premières subventions sont certainement liées aux campagnes de « propagande » de la *Rural Economy Association* (IV.3) et au poids des médias, à travers les journaux et la radio par exemple.

¹ cf. Annexe n° 4.

² 50 simulations ont été réalisées pour obtenir ces cartes, auxquelles est appliquée la formule suivante pour chacune des cellules :

$$T_{moy\ i\ t} = \frac{1}{AP_i} \left(\sum_{s=1}^{50} A_{ist} \times \frac{1}{50} \right) \text{ avec } T_{moy\ i\ t} \text{ le taux moyen d'adoption de la cellule } i \text{ à l'itération } t \text{ (} t = 1 \text{ à } 7\text{),}$$

AP le nombre d'adoptants potentiels dans la cellule i , s une simulation et A_{ist} le nombre d'adoptants dans la cellule i pour une simulation s à une itération t .

Ainsi, si l'hypothèse du rôle de l'association et des médias dans la diffusion des subventions est privilégiée, au moins dans un premier temps, alors il n'y a aucune raison de penser que ce rôle ne s'est pas poursuivi au-delà de 1929. Ce fait est d'ailleurs confirmé par T. Hägerstrand qui précise « [...] *we must of course assume that in reality information of this nature circulates during the entire diffusion process. This fact is ignored in the model* »¹. Le modèle ne permet donc pas de reproduire correctement la réalité lorsque les conditions initiales sont modifiées, c'est-à-dire lorsqu'on commence les simulations à partir des données de 1928 et que l'on s'arrête approximativement en 1932. Qu'en est-il si l'on reprend le modèle à partir de l'année 1929 et que l'on prolonge les simulations pour obtenir des résultats similaires aux années 1933 et 1944 ?

Une remarque préliminaire s'impose avant de commencer une série de simulations : certaines fermes qui pratiquaient le pâturage en 1933 ne le pratiquent plus en 1944. On observe en effet sur la *figure 30* certaines évolutions dans les taux de pénétration associés à chacune des cellules : des fermiers ont abandonné la pratique du pâturage au nord-est et au centre-ouest de la zone d'étude, ce qui se traduit pour ces cellules par une diminution des taux entre 1933 et 1944. Cette évolution — abandon de l'innovation après une période d'essai — qui n'est pas prise en compte dans les règles comportementales des fermiers, devrait se traduire par une sur-représentation des taux pour les zones concernées par ce rejet de l'innovation. Il faudra donc tenir compte de cette évolution dans l'interprétation des résultats, même si ces abandons sont finalement résiduels et ne concernent que quelques zones. Ici aussi sont présentées une carte montrant une réalisation possible de la diffusion et une carte représentant la forme spatiale de la diffusion sur une moyenne de n simulations (*figure 32*).

Une comparaison directe entre la carte (*a*) et les résultats observés montre une sous-représentation des taux d'adoption aux marges de l'aire d'étude, la carte (*b*) montrant quant à elle que les taux d'adoption les plus élevés issus des simulations sont situés plus au sud que les taux les plus élevés dans la réalité. Ce constat est confirmé par le calcul des résidus entre les données simulées et les données observées. Pour cela, on compare le taux d'adoption simulé de chaque cellule à son taux d'adoption réel, en 1933 puis en 1944, opération que l'on répète pour les n simulations. Si pour une simulation le taux est convergent, on dira qu'il y a cooccurrence de la simulation à l'observation et si la cellule a un taux supérieur (inférieur) à la réalité, il y a sur-représentation (sous-représentation) de la simulation par rapport à l'observation. A partir de ces trois variables, il est possible de calculer le pourcentage de ressemblance ou de divergences par cellule sur les n simulations (*figure 33*).

¹ *ibid.*, p. 257.

figure 31 Simulations à partir de 1928

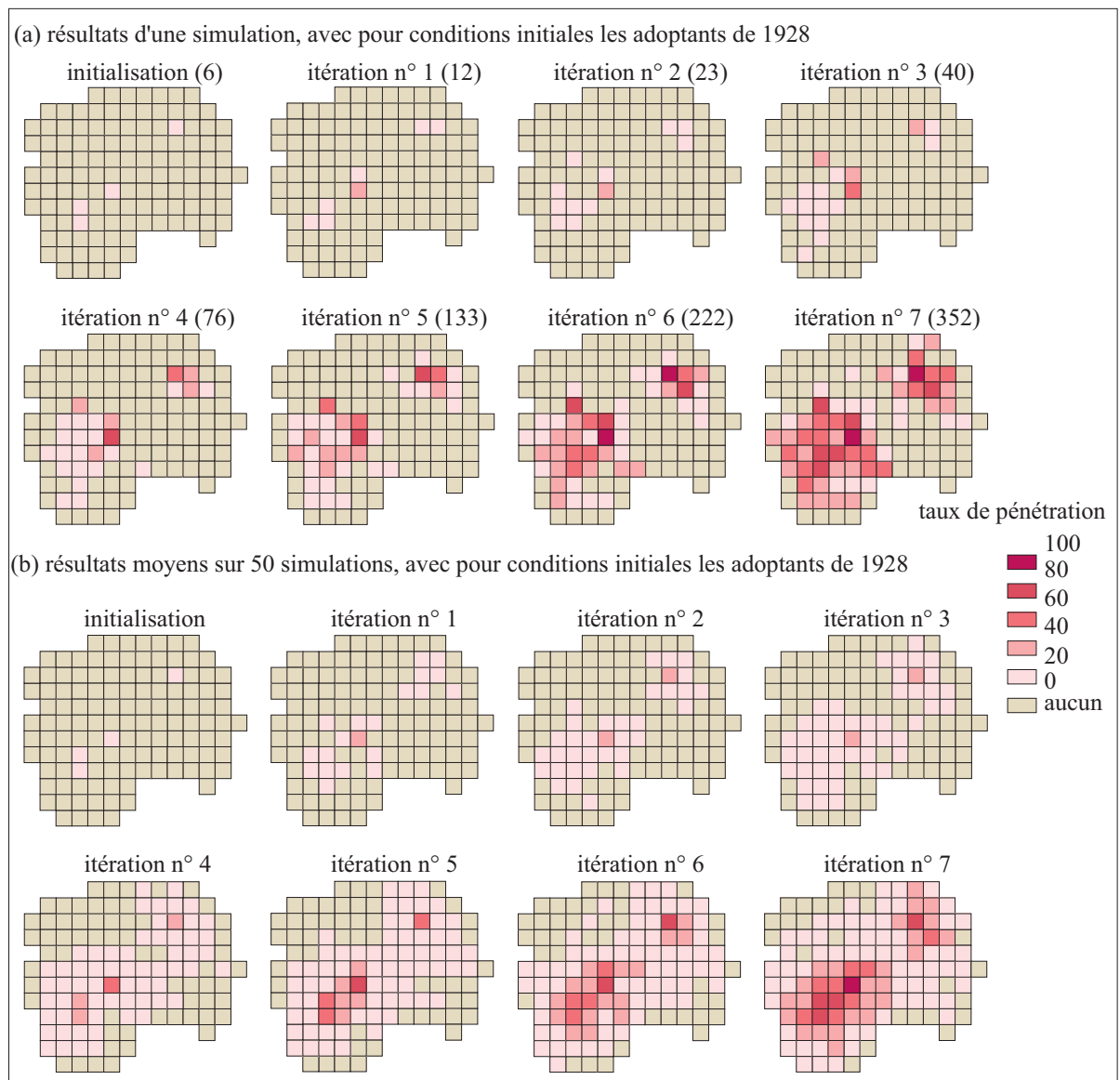


figure 32 Simulations des subventions aux pâturages jusqu'à 1944

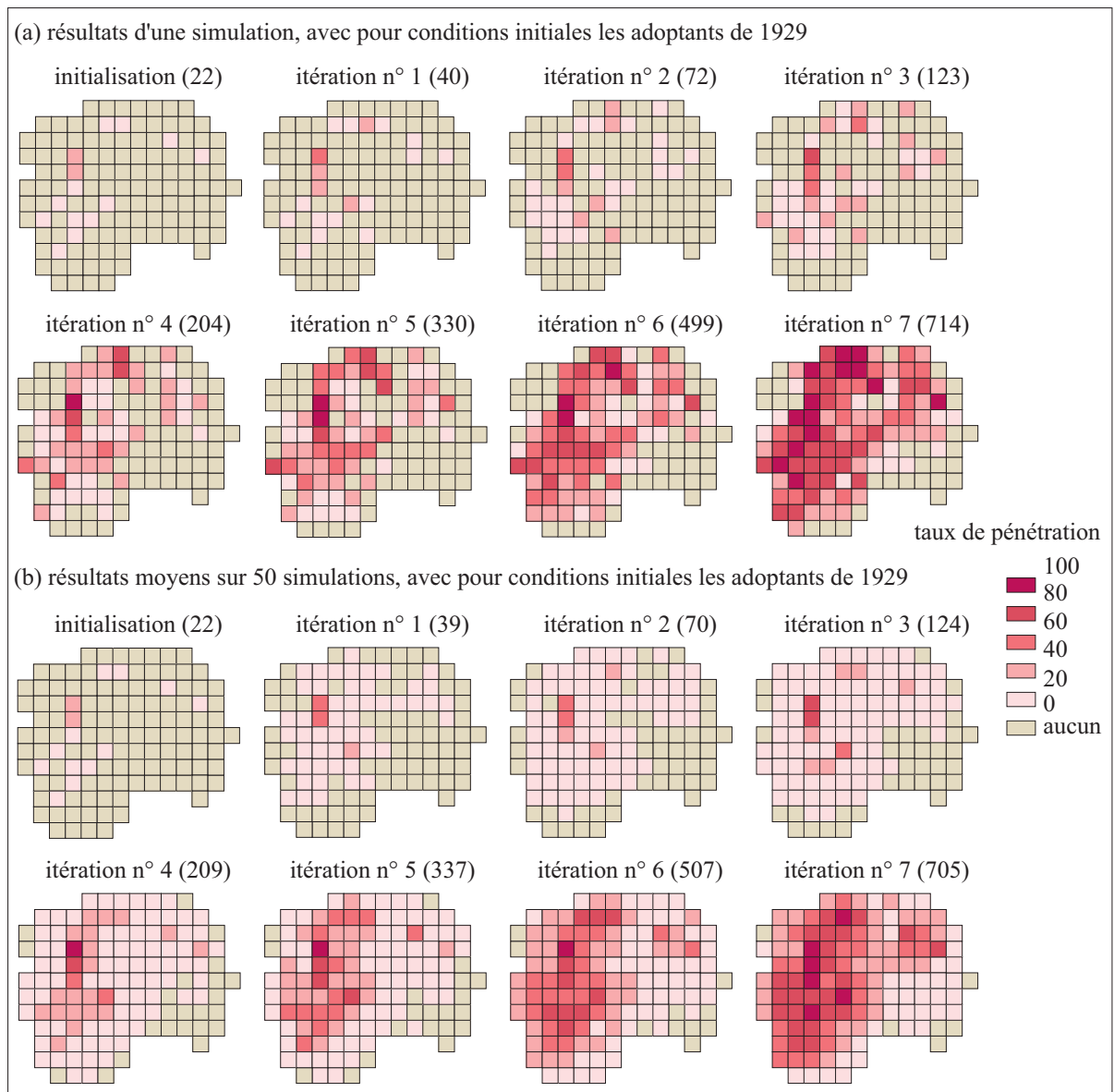
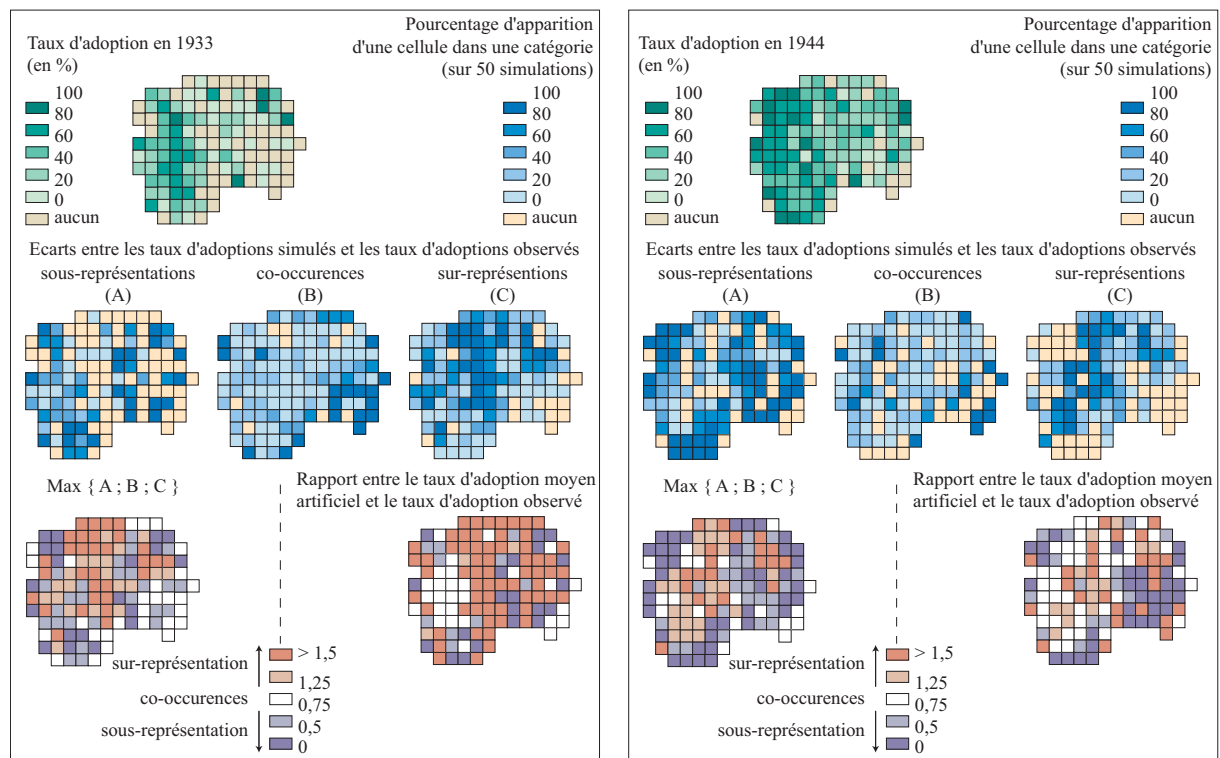


figure 33 Différences entre simulations et observations en 1933 et en 1944

Ce type de représentation a l'avantage, par rapport à une carte moyenne à partir de laquelle on calcule des résidus, de montrer les fréquences d'apparitions des cellules dans les diverses catégories. Les résidus calculés à partir d'une carte moyenne sont en effet le résultat d'un lissage des taux simulés : une cellule qui est sur-représentée dans 50% des simulations et sous-représentée dans les 50% autres apparaîtra conforme à la réalité si on se limite au calcul et à la représentation d'un taux moyen ; de même, une cellule qui n'est atteinte que dans 5% des simulations et qui n'accueille pas d'adoptants dans le réel apparaîtra sur-représentée par le modèle, même si ce n'est que dans 5% des cas. On présentera donc, pour palier à cet inconvénient et pour relativiser les cartes des résidus, à la fois les cartes en pourcentage d'apparition dans une catégorie, les cartes où sont représentées la catégorie la plus concernées pour chaque cellule¹ et les cartes des résidus calculés sur la moyenne des simulations. Ce modèle tend ainsi à sur-représenter les cellules initialement atteintes par l'innovation et celles qui leurs sont proches, et à sous-estimer les taux dans les cellules qui en sont les plus éloignées. La confrontation de l'évolution du comportement du modèle aux données observées en 1933 et en 1944 confirme donc la tendance de celui-ci à s'éloigner du réel au fur et à mesure que le « temps » s'écoule. Les cooccurrences localisées sont ainsi de moins en moins nombreuses alors que les cooccurrences temporelles sont relativement bien conservées par le modèle. En effet, si on

¹ Pour cela, on applique un test logique du type : si $Max\{sous-représentation ; co-occurrence ; sur-représentation\} = sous-représentation$, alors la cellule sera représentée dans la catégorie *sous-représentation*.

compare le nombre d'adoptants artificiels en moyenne sur les 50 simulations réalisées et au terme de chaque itération selon le protocole d'arrêt présenté plus haut, on obtient :

$$\text{Moyenne des simulations (g1)} = 40 \approx \text{observations (1930)} = 42$$

$$\text{Moyenne des simulations (g3)} = 124 \approx \text{observations (1931)} = 149$$

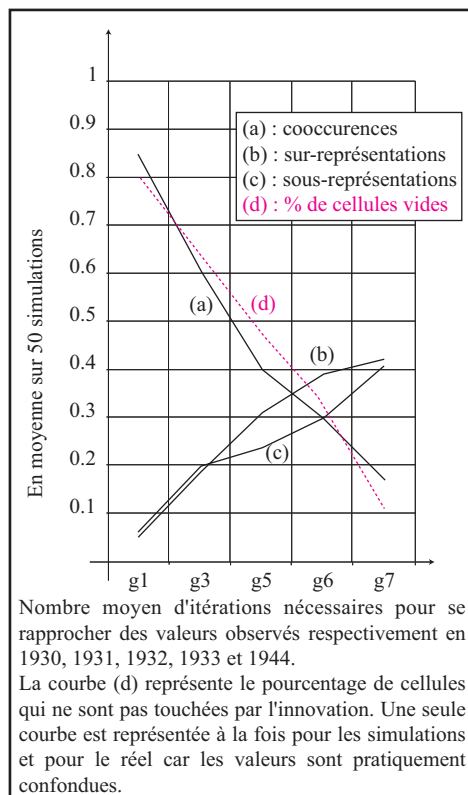
$$\text{Moyenne des simulations (g5)} = 337 \approx \text{observations (1932)} = 315$$

$$\text{Moyenne des simulations (g6)} = 489 \approx \text{observations (1933)} = 421$$

$$\text{Moyenne des simulations (g7)} = 759 \approx \text{observations (1944)} = 774$$

Le modèle fonctionne ainsi selon un processus d'amplification, à la fois d'un point de vue temporel et spatial. D'un point de vue temporel, le nombre d'itérations nécessaire pour se rapprocher des données observées diminue au fur et à mesure, car si deux 2 itérations sont nécessaires pour couvrir une année d'observation, comme c'est le cas pour les années 1931 et 1932, une seule itération est nécessaire pour représenter l'intervalle de temps entre 1933 et 1944. D'un point de vue spatial, l'amplification se traduit par une sur-représentation des *adoptants artificiels* à proximité des foyers émetteurs et à une sous-représentation à la marge de l'aire d'étude, les cooccurrences spatialisées ayant alors tendance à diminuer lors de l'évolution du modèle (*figure 34*).

figure 34 Evolution des écarts au réel au cours des itérations

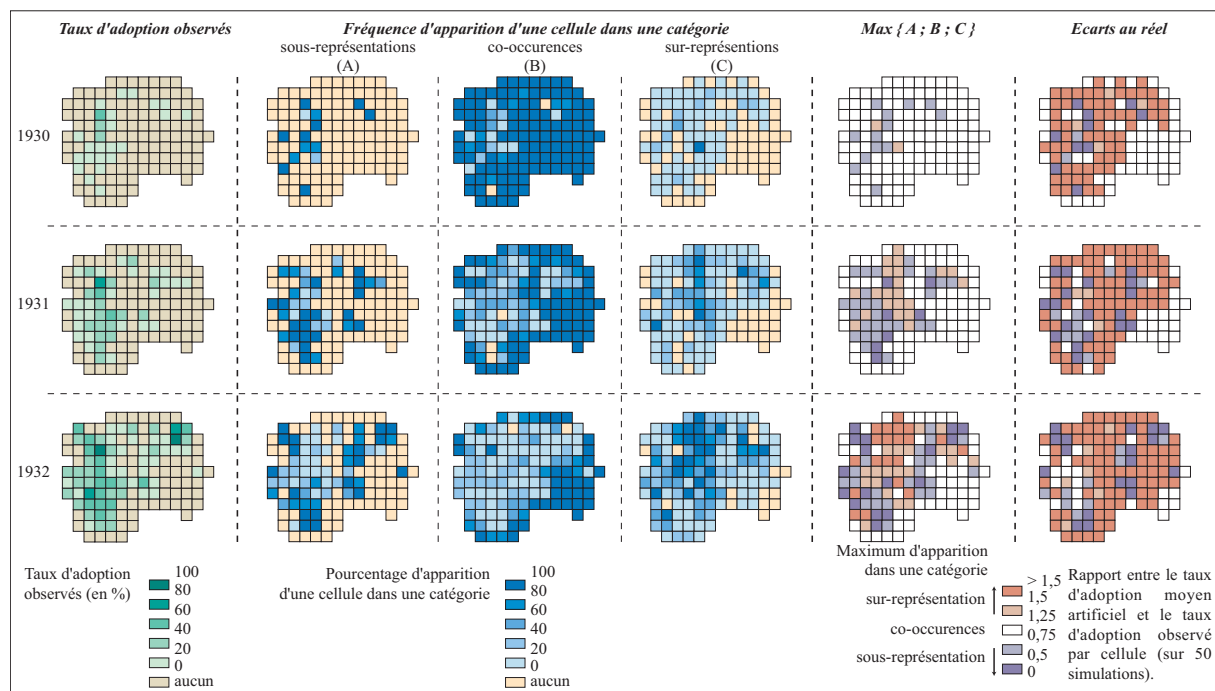


Le déclin des cooccurrences entre les simulations et le réel s'explique en partie par le fait que le nombre de cellules non encore touchées par l'innovation décroît, à la fois dans le réel et dans les simulations, lorsque l'on s'éloigne de la configuration initiale de 1929. En effet,

$$\begin{aligned} \text{Moyenne des cellules sans innovant (g1)} &= 21 \approx \text{observations (1930)} = 25 \\ \text{Moyenne des cellules sans innovant (g3)} &= 42 \approx \text{observations (1931)} = 43 \\ \text{Moyenne des cellules sans innovant (g5)} &= 67 \approx \text{observations (1932)} = 65 \\ \text{Moyenne des cellules sans innovant (g6)} &= 81 \approx \text{observations (1933)} = 81 \\ \text{Moyenne des cellules sans innovant (g7)} &= 95 \approx \text{observations (1944)} = 111 \end{aligned}$$

Il y a donc une forte corrélation entre la série des cooccurrences et les taux de cellules non encore atteintes par l'innovation sur la période d'étude. De plus, comme on peut le constater sur la *figure 35*, il y a une bonne relation entre la localisation de ces cellules dans le réel et dans les simulations, ce qui signifie que le modèle est bien représentatif, au moins jusqu'à 1932, de l'évolution des marges de la diffusion, comme un front pionnier, mais qu'il perd de sa significativité lorsque la diffusion a été introduite dans une cellule, l'hypothèse d'une trop forte tendance à l'auto-corrélation spatiale du modèle devant alors être vérifiée.

figure 35 Les écarts au réel en 1930, 1931 et 1932



Afin de vérifier l'importance de l'effet d'amplification relevé précédemment et pour observer le comportement du modèle par rapport aux observations, des mesures d'autocorrélation spatiale des taux observés en 1944 et simulés ont été réalisées. L'hypothèse de l'importance des contacts interpersonnels dans la diffusion des subventions implique

théoriquement que le taux d'adoption dans une cellule dépend en partie des taux d'adoption des cellules voisines. Pour tester cette hypothèse, on utilise la statistique de Moran (1950) qui s'écrit :

$$M = n \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \mu)(y_j - \mu)}{\left(\sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2 \right) \left(\sum_{i \neq j} w_{ij} \right)}$$

où n représente le nombre d'observations (cellules), $y_{i/j}$ représente la valeur prise par une cellule, μ la moyenne des y et w_{ij} la matrice des interactions spatiales à laquelle sont associés trois coefficients distincts (figure 36).

figure 36 La matrice des interactions spatiales

0	0	0	0	0
0	0,71	1	0,71	0
0	1	1	1	0
0	0,71	1	0,71	0
0	0	0	0	0

w est une matrice de type King, les 8 voisins d'ordre 1 sont pris en compte avec des coefficients différents selon leur position¹.

La statistique de Moran est donc le ratio de la covariance entre observations contiguës à la variance totale. Basé sur la covariance, l'indice varie dans l'intervalle [-1 ; +1] en présence d'autocorrélation spatiale négative ou positive, et se rapproche de 0 dans le cas d'une distribution aléatoire. L'expérience ayant démontré que des valeurs tirées selon un processus aléatoire pouvaient présenter une autocorrélation spatiale², il est nécessaire de tester la significativité de l'indice si une autocorrélation est détectée. A partir de quel seuil peut-on conclure à la présence d'une autocorrélation spatiale, quelle soit positive ou négative ? Dans quelle mesure la valeur obtenue s'écarte-t-elle d'une valeur obtenue au hasard ? On démontre qu'asymptotiquement, la statistique de Moran suit une loi normale de moyenne $E(M)$ et de variance $V(M)$, on peut alors calculer la statistique centrée réduite :

$$T_M = \frac{M - E(M)}{\sqrt{V(M)}}$$

¹ Les coefficients de la matrice peuvent être de diverses natures, remplacés par exemple par une fonction continue de la distance et s'étendre ainsi au-delà d'une contiguïté d'ordre 1. Les coefficients utilisés ici sont imposés par le logiciel utilisé pour calculer les coefficients d'autocorrélation spatiale, à savoir IDRISI.

² Voir par exemple IV.2.2 : *Commentaires à propos du modèle I*

On utilise ensuite un test de normalité sous l'hypothèse $T_M=0$, c'est-à-dire l'absence d'autocorrélation. On suppose ainsi que les valeurs ont été obtenues par des tirages aléatoires indépendants et de même loi dans chacune des cellules, la probabilité de chacune des valeurs étant égale à p . Si T_M est significativement positif (négatif), on pourra conclure à l'existence d'une autocorrélation spatiale positive (négative)¹. Les différents coefficients calculés sont récapitulés dans le tableau ci-dessous.

	M	$E(M)$	$V(M)$	T_M
observations 1944	0,32	-0,008	0,0022	6,86 **
moyenne des simulations	0,709	-0,008	0,0022	15,1 **
<i>sous-représentations</i>	0,19	-0,008	0,0022	4,08 **
<i>cooccurrences</i>	0,03	-0,008	0,0022	0,82
<i>sur-représentations</i>	0,356	-0,008	0,0022	7,709 **

** significatif selon un test unilatéral au risque $\alpha = 0,01$ (loi normale)

Ces résultats montrent la présence d'une autocorrélation spatiale des taux d'adoption observés en 1944 et confirment ainsi en partie l'hypothèse du poids des contacts interpersonnels dans la diffusion de l'innovation. Cependant, les résultats des simulations présentent un coefficient d'autocorrélation 2 fois plus important, ce qui était prévisible étant donné le protocole choisi pour calculer la carte moyenne. Pour les n simulations réalisées, le coefficient varie de 0,42 à 0,65, ce qui est largement supérieur à celui observé en 1944. De plus, si on compare ces résultats pour l'année 1944 à ceux calculés par A. Cliff et J. Ord (1973) pour les années 1931 et 1932, on constate que l'autocorrélation ne fait que s'amplifier lors de l'évolution du modèle². Plus intéressants sont les coefficients d'autocorrélation associés aux pourcentages d'apparitions des cellules dans une des trois catégories : si les cooccurrences ne présentent pas de logiques spatiales décelables du point de vue de l'autocorrélation, les cellules sous-représentées et surtout les sur-représentations présentent une autocorrélation spatiale forte et confirment l'hypothèse que le modèle a tendance à sur-estimer le frein de la distance dans la diffusion ou bien à laisser de côté des règles significatives dans le déroulement de la diffusion.

A partir de ces résultats, on peut noter qu'un raisonnement strictement spatial ne permet qu'une description et une explication partielle de la diffusion des subventions aux pâturages. Il est probable, et les résultats le montrent, que le mécanisme de propagation par contacts interpersonnels a été primordial lors des premières années de la diffusion, entre 1930 et 1931-1932. Le modèle reproduit correctement, malgré des écarts de plus en plus prononcés, le

¹ Pour une démonstration des propriétés de la statistique de Moran, on pourra consulter Cliff et Ord (1973).

² Cliff A. et Ord J. (1973), p. 79.

déplacement de l'innovation. Cependant ces écarts ne cessent de croître et le modèle ne parvient pas à reproduire les taux d'adoption observés en 1944 car d'autres règles, non modélisées, ont dû contrebalancer les déterminants spatiaux de la diffusion. L'hétérogénéité des individus dans les choix d'adoption est-elle à l'origine de ce renversement ? C'est ce que nous allons tenter de voir dans la section suivante.

IV.7.2.2 LA PRISE EN COMPTE DE L'HÉTÉROGÉNÉITÉ DANS LES COMPORTEMENTS INDIVIDUELS

T. Hägerstrand avait posé l'hypothèse d'une production de taux d'adoption différenciés dans l'espace de part l'hétérogénéité dans la fonction d'adoption des individus, mais n'a pas proposé d'application concrète. Il s'agit donc ici de voir si cette hypothèse, modélisée à partir de la fonction de résistance des individus, est suffisante pour améliorer les résultats des simulations précédentes.

Fidèle aux propositions d'Hägerstrand (IV.5), chaque individu se voit affecter, selon une certaine probabilité, un niveau de résistance à l'innovation. Ce niveau de résistance peut correspondre au volume d'information que le fermier souhaite disposer avant d'adopter l'innovation : un agent dont le niveau de résistance est égal à 1 adoptera l'innovation dès le premier message reçu, le nombre de messages et le temps d'adoption associé aux autres agents dépendant de leurs niveaux respectifs, qui varient de 1 à 5. A partir des conditions identiques au modèle présenté dans la section précédente et en introduisant une hétérogénéité dans la fonction d'adoption des agents, on obtient en moyenne sur n simulations des résultats agrégés proche de ceux observés dans la réalité :

$$\text{Moyenne des simulations (g10)} = 43 \approx \text{observations (1930)} = 42$$

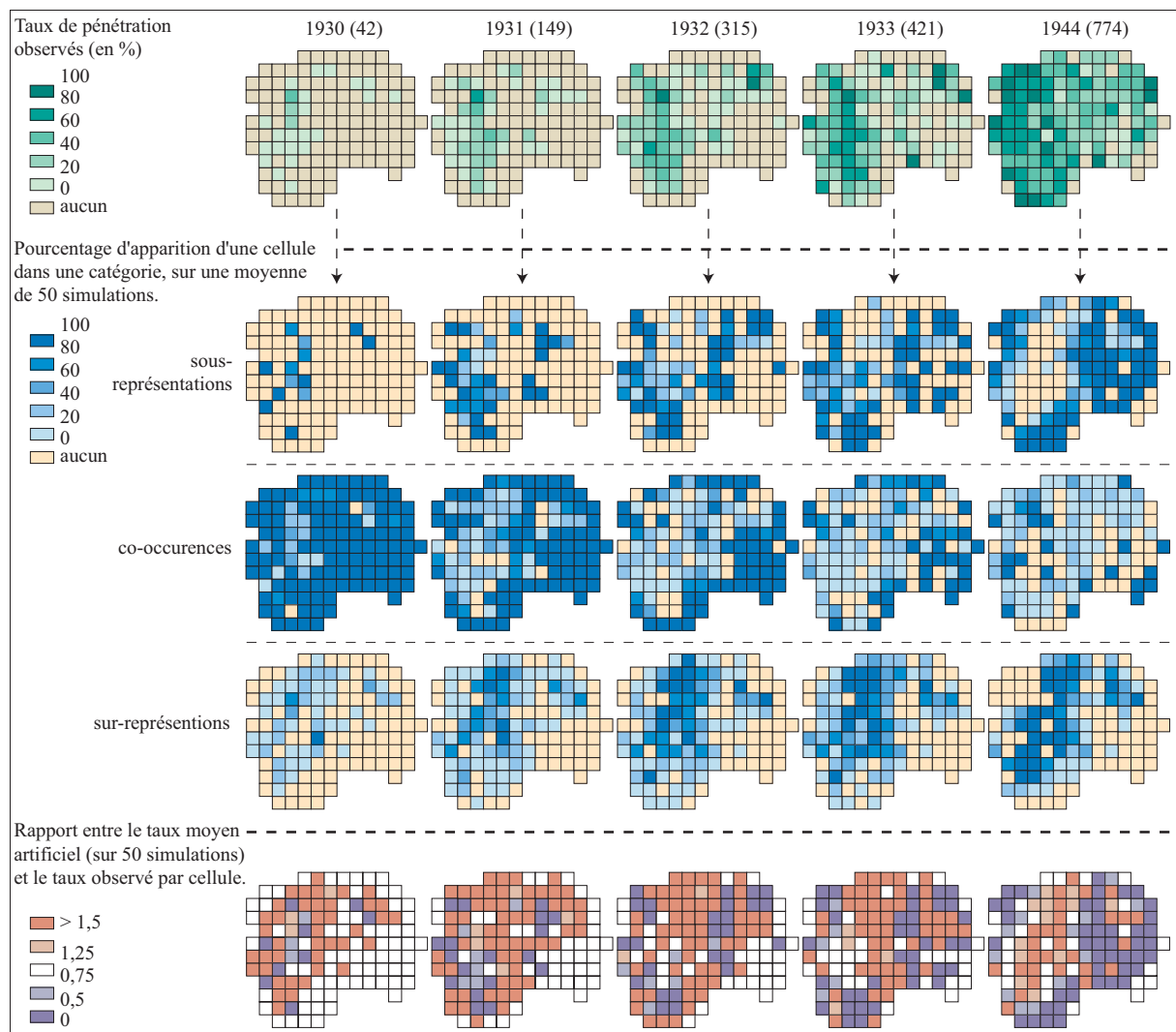
$$\text{Moyenne des simulations (g21)} = 149 \approx \text{observations (1931)} = 149$$

$$\text{Moyenne des simulations (g27)} = 317 \approx \text{observations (1932)} = 315$$

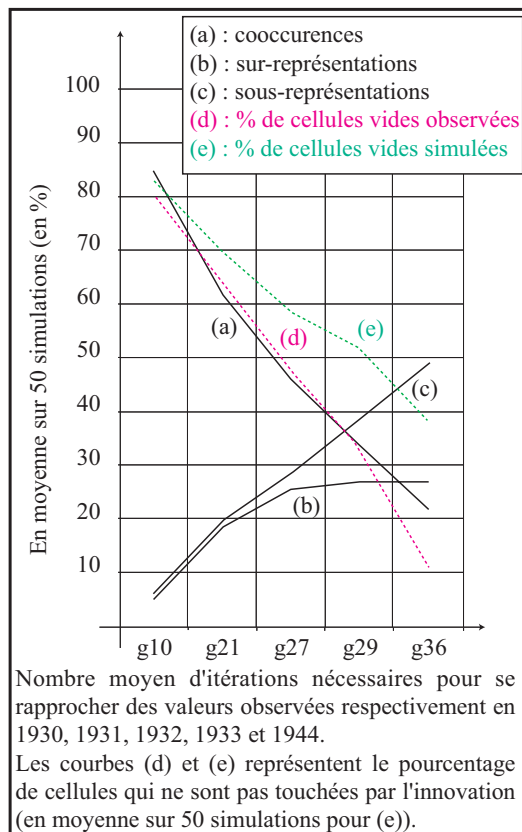
$$\text{Moyenne des simulations (g29)} = 430 \approx \text{observations (1933)} = 421$$

$$\text{Moyenne des simulations (g36)} = 774 \approx \text{observations (1944)} = 774$$

Compte tenu du frein que constitue l'envoi de message à caractère « informatif », le nombre d'itérations nécessaire pour atteindre ces proportions sont plus importantes que dans les modèles précédents. Si l'on observe maintenant le comportement de ce modèle dans l'espace, on peut constater à partir de la *figure 37* que l'hétérogénéité de la population telle qu'elle est définie par T. Hägerstrand constitue un frein à la propagation des subventions dans l'espace.

figure 37 La diffusion des subventions avec une population hétérogène

La dynamique de diffusion dans ce contexte favorise les agents qui sont proches des foyers d'adoption initiaux, principalement dans la partie ouest de la zone. Ces agents sont en effet les premiers concernés par l'envoi de messages, et à niveau d'information équivalent, ils seront les premiers à adopter l'innovation par rapport à ceux qui en sont éloignés. Ce mécanisme tend alors à surévaluer le nombre d'adoptants dans ces zones et à sous-estimer celui dans les zones éloignées, malgré un effectif global proche des données réelles. Ce constat est confirmé par le calcul des différences entre les taux simulés et les taux observés (*figure 38*). Pendant les simulations, le nombre de cellules non atteintes par l'innovation est plus important que dans le réel, ce qui se traduit par une tendance du modèle à sous-estimer le nombre d'adoptants dans une grande partie de l'espace d'étude (près de 50% des cellules sont concernées pour l'année 1944). Pour atteindre le taux réel observé à un niveau agrégé, le modèle tend alors à surestimer les valeurs pour près de 30% des cellules.

figure 38 Courbes des écarts au réel

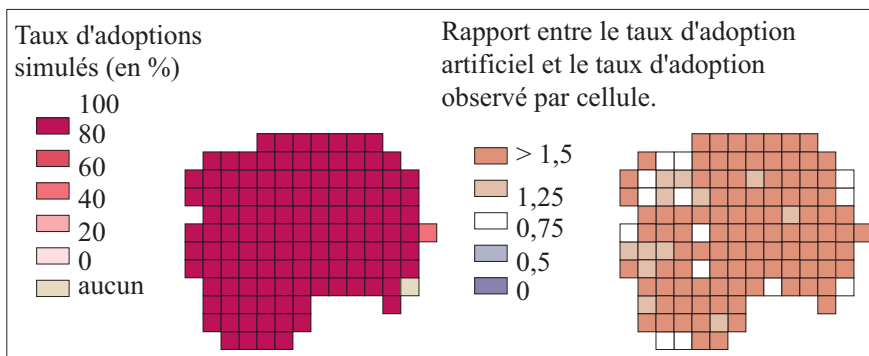
Ainsi malgré l'introduction d'une règle non spatiale, proche des travaux des sociologues [Rogers 1995], qui coexiste avec les déterminants spatiaux de la diffusion, le modèle ne permet toujours pas d'expliquer la distribution spatiale des taux d'adoption en 1944, date qui correspond au terme de la diffusion.

IV.7.3 LE MODELE EST-IL ADAPTE POUR LA PREDICTION ?

Une des principales attentes d'un modèle de simulation est que celui-ci soit apte à produire des scénarios probables d'évolution du phénomène en question. On se doit donc de tester ses capacités prédictives afin de juger du caractère « métaphysique » ou non de sa construction, la prédiction apparaissant ainsi comme le plus sûr moyen de distinguer la science de la pseudo-science [Popper 1959]. L'hypothèse explicite est que si le modèle intègre de manière correcte les principaux processus qui sont le moteur de la dynamique du phénomène, alors ce modèle, lorsqu'il est soumis à la contrainte du temps, doit être en mesure de produire des résultats similaires à ceux qu'on observe dans la réalité [Coquillard et Hill 1997]. Notre propos n'est pas ici de proposer un argumentaire contre la tentative quasi-permanente qui consiste à juger de la validité d'un modèle selon sa cohérence prédictive, nous y viendrons dans la seconde partie, mais plutôt de montrer la difficulté d'une telle opération à partir d'un exemple concret.

Plaçons-nous dans une situation où nous serions confronté à un besoin de prédiction, disons en 1933. Le modèle de T. Hägerstrand a les limites que nous venons de soulever, mais il est capable de reproduire de manière quasi-parfaite le nombre total d'adoptants au terme des différentes années, de 1929 à nos jours, donc en 1933. Après avoir analysé les différents résultats des simulations, on observe que le nombre d'adoptants au terme de chaque année qui s'écoule est reproduit d'abord par deux puis par une itération du modèle. Une des solutions les plus couramment employée pour faire de la prédiction étant de prolonger la tendance d'un modèle lorsque celui-ci est caractérisé par de bonnes bases, c'est à dire qu'il produit des résultats jugés satisfaisant sur les périodes qui se sont écoulées, on décide alors de lancer le modèle et de la faire évoluer jusqu'à la dix-septième itération¹, qui devrait correspondre à l'année 1944 (*figure 39*).

figure 39 Taux d'adoptions prévus pour l'année 1944



Si l'on compare maintenant les résultats que l'on aurait prédit en 1933 avec les résultats effectivement observés en 1944, une première difficulté se manifeste et sera permanente dans toute entreprise de prédiction, celle du temps de la simulation et du temps des processus. Alors que le temps de la simulation est bien corrélé avec le temps de la diffusion dans le réel jusqu'à 1933, celui-ci ne correspond plus, dans son amplitude, au temps réel pour atteindre les taux de 1944. Cette difficulté sera d'autant plus prononcée que la plupart des modèles, dans lesquels de nombreuses interactions et de nombreux processus coexistent, produisent des dynamiques non-linéaires. La prédiction dans ce cas devient un exercice difficile car contrairement aux modèles corrélatifs, qui prolongent des tendances, les modèles de simulations peuvent présenter une grande sensibilité à de petites variations initiales : pour les modèles statistiques traditionnels, une petite erreur dans les données initiales ne produit jamais qu'une petite erreur dans les données prévues, alors que dans le domaine de la simulation, ces légères variations initiales peuvent, par le jeu de boucles de rétroactions positives par exemple, s'amplifier et produire de grandes erreurs au terme des simulations. Nous reviendrons sur ce problème dans une seconde partie, en distinguant les modèles produits dans un but heuristique de ceux produits dans un but prédictif.

¹ Compte tenu des résultats attendus selon la nature amplificatrice du processus, une seule simulation est réalisée.

IV.7.4 UNE METHODOLOGIE REEMPLOYEE... ET MODIFIEE

L'impact de cette approche méthodologique notamment parmi les géographes américains a été important [Bowden 1965 ; Pitts 1963, 1965, 1967 ; Morrill 1965 ; Yuill 1964 ; Wolpert 1966] et elle a été employée avec succès dans l'étude de nombreux cas : la diffusion de plans sanitaires à Détroit [Shannon 1970] ; la diffusion de franchises commerciales dans le nord-est de l'Iowa [De Temple 1971] ; la diffusion d'innovations agricoles à Mysore, en Inde [Misra 1969] ; la diffusion de systèmes d'irrigation dans le Colorado [Bowden 1965].

De nombreux chercheurs ont utilisé cette méthode en apportant des modifications. L. Bowden (1965) emploie par exemple un champ moyen d'information basé sur des interactions locales et régionales, obtenant ainsi un champ moyen d'information circulaire et non plus carré, avec une portée des interactions jusqu'à 100 km. Les résultats obtenus lors des simulations ont permis de bonnes prédictions sur les taux d'adoption dans cette région. De leur côté, D. Marble et J. Nystuen (1963) incorporent dans le CMI des biais directionnels leur permettant de simuler des diffusions dans un contexte urbain, alors que R. Yuill (1964) explore de manière systématique les effets de barrière sur la diffusion.

CONCLUSION DU CHAPITRE 2

Après quelques raffinements, la méthodologie développée par T. Hägerstrand a été délaissée par les géographes car elle est jugée non viable. Cet abandon relatif provient en partie de la difficulté d'obtenir des données spatiales désagrégées mais également du fait que dans les années 1970, les méthodes de simulation demandent des temps de calcul relativement longs, ce qui est inacceptable pour la plupart des chercheurs en sciences sociales [Marble 1972]. L. Brown (1971) ira jusqu'à dire que les travaux des géographes se sont poursuivis en réaction aux insatisfactions et aux nombreuses questions laissées en suspens dans le modèle d'Hägerstrand, celui-ci n'étant selon eux applicable que sous des circonstances précises. Le faible coût de l'innovation, sa disponibilité en même temps et pour tous, le peu d'infrastructures nécessaires à son applicabilité et son introduction dans un groupe homogène de fermiers pour lesquels les contacts interpersonnels sont dominants en font un cas particulier, non reproductible si l'une ou l'autre de ces conditions n'est pas respectée [Clark 1984]. On peut alors s'étonner, au vu de ces quelques remarques, que les seules règles spatiales prises en compte par T. Hägerstrand et améliorées par ses successeurs n'aient pas produit de meilleurs résultats, si on fait abstraction de leurs pertinences pour décrire le déplacement de la diffusion.

Malgré ces critiques, le principal apport des travaux d'Hägerstrand est d'avoir proposé une démarche méthodologique qui considère qu'il est plus pertinent de partir des comportements individuels pour comprendre le fonctionnement d'ensemble d'un système. C'est alors avec le recours de la simulation que cette démarche prend tout son sens, car l'étude analytique d'un tel système n'est en général pas possible car trop complexe. La simulation en tant que méthode spécifique d'investigation permet alors d'appréhender les propriétés de tels systèmes. Elle offre la possibilité de modéliser un ensemble d'hypothèses relatives à son fonctionnement afin d'explorer le champ des configurations de la diffusion lorsqu'évoluent les paramètres du modèle.

CONCLUSION

Le développement des modèles mathématiques et statistiques à la suite des travaux pionniers d'Hägerstrand a permis de décrire avec plus de rigueur les phénomènes de diffusion dans le temps et dans l'espace. Ces modèles ne sont cependant pas sans limites d'un point de vue descriptif et explicatif (II.3) et ils n'ont pas de solution analytique explicite lorsque les paramètres du modèle sont nombreux. La conséquence est que ces modèles sont souvent utilisés en amplifiant l'importance d'un processus au détriment de l'ensemble des autres processus pouvant participer à la diffusion.

Il est probable que les méthodes traditionnelles présentées dans ce premier chapitre nous ont appris l'essentiel de ce qu'elles pouvaient nous apprendre, et qu'il faut emprunter de nouvelles voies dans une perspective plus réaliste d'exploration des processus de diffusion. Dans un autre contexte, J. Charre (2000) pose bien le problème : on est assuré d'avoir saisi les règles essentielles dans le fonctionnement d'un processus si on est capable de reproduire correctement le déroulement de ce processus dans le temps et dans l'espace, et si ces règles sont également capables de générer, dans des conditions sensiblement équivalentes, autre chose que ce que l'on attendrait. A titre d'exemple, le modèle logistique est capable de reproduire le déroulement temporel d'une diffusion jusqu'à sa phase de saturation, mais il n'est pas capable de décrire une diffusion qui s'arrête brusquement, avec éventuellement un retour à la situation initiale. Ainsi, *« lorsqu'une chose qui pourrait être est absente, les règles que l'on applique sont annulées par d'autres règles, non envisagées dans le raisonnement »* [Charre 2000, 288]. Dans le cas du modèle logistique, ce sont les hypothèses restrictives sur la fonction de décision des individus qui ne permettent pas ce retour en arrière (II.1.1). Si les individus pouvaient refuser l'innovation ou revenir sur leur choix une fois l'adoption réalisée et qu'ils pouvaient influencer de manière « négative » les individus n'ayant pas encore adopté, alors, malgré cette nouvelle règle, la réalisation d'une courbe logistique serait intellectuellement plus stimulante, et l'aspect explicatif du modèle, plus important, car il permettrait des bifurcations. L'espace géographique est ainsi peuplé d'innovations qui ne se sont jamais totalement diffusées. Finalement, *« L'indécision montre qu'il y a de l'indétermination, des bifurcations possibles et donc notre incapacité, avec des raisonnements uniquement spatiaux, à produire de l'espace. On n'y parvient pas sans eux, ils sont nécessaires, mais ne suffisent pas. L'indécision relève des acteurs économiques et politiques, qui utilisent plus ou moins bien les potentialités d'une situation géographique ou historique. En produisant de l'indécision, ces acteurs sont la source du « hasard spatial », si l'on accepte de nommer ainsi ce qui est inexplicable par les règles spatiales »*¹.

¹ J. Charre, (2000), « Le pourquoi et le pourquoi pas », *Géopoint*, Université d'Avignon et des pays de Vaucluse, p. 289.

Les critiques adressées aux travaux d'Hägerstrand nous semblent aujourd'hui pouvoir être dépassées. Tout d'abord, l'accroissement constant de la capacité de traitement des ordinateurs a réduit considérablement les temps de calcul nécessaires à la réalisation de simulations¹. Concernant la difficulté d'obtenir des données désagrégées, de nombreuses démarches méthodologiques considèrent aujourd'hui qu'il est plus pertinent de partir des comportements individuels pour comprendre le fonctionnement d'ensemble d'un système. Ces démarches, comme la microsimulation par exemple, ont mis en avant le besoin d'utiliser une information plus fine que celle généralement utilisée à un niveau agrégé. De nombreux pays disposent d'ailleurs aujourd'hui d'informations au niveau de l'individu, comme c'est le cas en Suède et au Canada par exemple mais aussi en France dans certains domaines². D'autres méthodes de simulation ont été développées qui prennent en compte les comportements individuels, notamment celles utilisant l'approche des sociétés artificielles. Cette approche permet de faire une analyse « sensible » de différentes hypothèses, sans que soit nécessairement prise en compte une information précise des comportements individuels. Comme le soulignent B. Latané et A. Nowak (1997), l'objectif est ainsi de montrer que l'existence de différences est fondamentale pour rendre compte des dynamiques, peu importe l'exacte mesure de ces différences. Selon cette perspective, il est possible d'explorer les différentes dynamiques de la diffusion, quelle que soit l'échelle spatiale d'observation, à partir de l'étude et de la modélisation du comportement des unités de base responsables de la propagation. Ces unités élémentaires peuvent être des individus (dans le cas du SIDA), des ménages (pour l'automobile), des entreprises (les innovations technologiques), des états (accords économiques³) qui peuvent avoir des comportements différents face à une innovation.

La modélisation au niveau des individus par rapport à une modélisation à un niveau agrégé ne semble pas entraîner d'opposition entre chercheurs lorsque l'échelle spatiale de la diffusion correspond à son échelle fonctionnelle, comme c'est le cas pour la diffusion des pâturages par exemple. En revanche lorsqu'il s'agit de modéliser les comportements individuels pour rendre compte de l'évolution d'un phénomène que l'on observe généralement à un niveau supérieur, disons macro-géographique, une opposition entre chercheurs partisans de l'une ou de l'autre méthodologie apparaît. Concernant les phénomènes qui se diffusent dans l'espace, nous pensons que le niveau pertinent d'analyse est celui de l'individu, car c'est de la diversité des

¹ Le modèle d'Hägerstrand implémenté par F. Pitts et D. Marble dans les années 1960 ne pouvait fonctionner que sur des grilles d'une centaine de cellules. Ce même modèle peut fonctionner aujourd'hui sur des grilles de plusieurs milliers de cellules.

² L'enquête « Budgets de famille » de la CNAF par exemple.

³ Encore que, dans ce cas, on peut supposer qu'il existe des niveaux « inférieurs » qui viennent influencer les décisions des états, tels les groupes politiques, les lobbies, les associations etc.

comportements individuels que résulte la dynamique de la diffusion. Ce sont ainsi les interactions entre des individus aux comportements différenciés d'une part et entre différents processus de communication d'autre part qui sont fondamentales pour rendre compte de la propagation d'un phénomène dans l'espace géographique. La seconde partie a été envisagée dans cette perspective et sera ainsi consacrée aux apports méthodologiques des sciences de la complexité et aux domaines de recherche de l'intelligence artificielle distribuée.

**PARTIE II. SCIENCES DE LA COMPLEXITE ET DIFFUSION
SPATIALE DES INNOVATIONS**

INTRODUCTION

La première partie a mis en évidence les principales limites des modèles analytiques lorsqu'ils sont utilisés pour rendre compte de la dynamique d'un phénomène tel que la diffusion d'une innovation – une prise en compte simplifiée et appauvrie de l'espace et des interactions spatiales ; un comportement homogène pour les populations considérées ; une réduction-simplification de la diffusion à un seul processus –. Réduire ainsi le réel en quelques facteurs jugés déterminants dans son fonctionnement implique de poser un certain nombre d'hypothèses sur le fonctionnement du réel et d'utiliser des clauses particulières pour nos raisonnements. Dans ce contexte, un procédé classique est l'analyse « toutes choses égales par ailleurs » ou « tous les facteurs significatifs restant identiques ». Dans l'analyse des phénomènes économique par exemple, il est courant d'utiliser cette clause pour réaliser des expériences dites abstraites. Soit le phénomène X que l'on sait être influencé par les phénomènes Y, Y' et Y''. Si l'on veut étudier l'influence du phénomène Y sur le phénomène X, on isole artificiellement les deux phénomènes de Y' et Y'' qui sont alors fixes par rapport au phénomène X, même si l'on sait qu'ils peuvent varier et donc modifier X. Ce procédé souvent utilisé pour des analyses partielles apparaît nécessaire car l'expérimentation en sciences humaines et sociales est souvent impossible. Or les sciences de la complexité offrent aujourd'hui non seulement une nouvelle manière d'appréhender le fonctionnement du réel mais également des outils permettant d'observer cette complexité. Dans ce contexte, les méthodes de simulation apparaissent alors comme une voie médiane, entre un formalisme restrictif propre aux équations différentielles et l'imprécision ou la nature peu opératoire des théories discursives.

Présentée ainsi, la simulation, notamment dans sa formulation par les systèmes multi-agents (SMA), apparaît comme un instrument supplémentaire de la boîte à outil du chercheur. Or les SMA font partie d'un corpus théorique qu'il convient de connaître, car au-delà de l'exposé de quelques potentialités de cette méthode ici, ils sont de nature à bouleverser notre manière de penser le réel. Il revient ainsi à chaque chercheur de se faire sa propre opinion sur ces nouvelles méthodes avant que celles-ci ne deviennent éventuellement un paradigme méthodologique. C'est dans cet esprit que les sciences de la complexité et les systèmes multi-agents sont abordés dans cette seconde partie, avec des détours qui peuvent parfois paraître éloignés de préoccupations strictement géographiques, mais qui sont cependant nécessaires pour apprécier l'étendue des possibilités offertes par de telles méthodes.

Les systèmes multi-agents s'intègrent dans ce qu'il convient de nommer les nouvelles sciences de la complexité, qui postulent que des structures, des formes, des comportements observés à un niveau macro peuvent être le résultat d'une grande variété d'interactions entre

éléments opérant à un niveau micro. Des théories de la complexité sont apparues de nombreux domaines de recherche, tels que les théories du chaos, de l'auto-organisation, des systèmes adaptatifs, des dynamiques non linéaires et de la vie artificielle, ainsi que des concepts, comme l'émergence.

L'utilisation d'un outil de simulation tel que les systèmes multi-agents doit permettre d'examiner rigoureusement les processus de propagation d'une innovation dans l'espace et le temps. Ceci implique que l'on puisse intégrer différents mécanismes et hypothèses jugés réalistes par rapport au phénomène étudié, tels que la prise en compte de l'hétérogénéité des comportements individuels face à l'adoption de l'innovation et la manière par laquelle l'information est transmise d'un individu à un autre. Les modèles ainsi créés permettent de tester ces hypothèses, d'observer le comportement de la diffusion lorsque l'on modifie certains paramètres ou lorsque sont introduits de nouvelles hypothèses ou de nouveaux mécanismes. Au-delà d'une tentative de reformulation des processus de diffusion spatiale, travail qui sera présenté dans une troisième partie à la suite des recherches de T. Hägerstrand, c'est bien une analyse sensible des phénomènes de diffusion qui nous préoccupe en premier lieu, car cette méthode expérimentale permet de soulever de nombreuses questions :

- Est-ce que l'hétérogénéité au niveau micro constitue un frein à la diffusion au niveau macro ?
- Peut-on modéliser un processus de diffusion réversible, c'est-à-dire une diffusion qui ne parvient pas à son stade « prévisible » de saturation, voire qui échoue après une phase de décollage ? Comment modéliser cet aspect dynamique de la diffusion ? A quel niveau de paramètre ce renversement se produit-il ? Est-ce que la distribution spatiale des adoptants potentiels joue un rôle dans ce phénomène ? Cette distribution spatiale a-t-elle plus de poids dans le déroulement de la diffusion que n'en a le nombre d'adoptants indépendamment de leur localisation ?
- Est-ce que la modélisation d'une population hétérogène à la fois dans son comportement et dans ses choix de décisions face à l'innovation fait malgré tout émerger un niveau d'adoption comparable à ce que l'on peut observer d'un point de vue agrégé ?

La simulation multi-agents s'inscrit donc dans l'appréhension du phénomène de diffusion à travers les sciences de la complexité et les concepts qui y sont associés. Nous proposons dans un premier temps une introduction à ces nouvelles sciences et à ces concepts, puis nous présentons différentes méthodes de simulation qui prennent en compte les comportements individuels afin de montrer que les SMA sont bien adaptés à cette problématique. L'intelligence artificielle distribuée sera finalement présentée dans un dernier chapitre, pour montrer avec plus de précision la pertinence des systèmes multi-agents dans certains champs d'application.

CHAPITRE 3. COMPLEXITE, AUTO-ORGANISATION ET EMERGENCE

La méthode analytique développée par René Descartes a permis le développement de la science en fournissant une démarche rigoureuse. Cette méthode postule qu'il est possible de décomposer tout phénomène en un nombre limité d'éléments simples, et que la simple analyse de ces constituants élémentaires suffit à la compréhension de l'objet dans sa totalité. Cette démarche a stimulé l'acquisition de connaissances dans tous les domaines et a introduit une certaine rigueur scientifique, notamment avec l'apport de l'expérimentation, permettant de vérifier ou d'infirmer les hypothèses émises sur le fonctionnement des systèmes observés.

Les découvertes et les théories qui émanent de l'approche analytique ont cependant soulevé un certain nombre d'interrogations et d'insatisfactions. Un raisonnement fondé sur le fractionnement, la séparation en entités élémentaires est-il capable d'expliquer le réel ? Peut-on additionner ces connaissances élémentaires, réductions du réel, pour obtenir une compréhension de la totalité ? Les sciences de la complexité apportent une réponse négative à cette question avec la formule aujourd'hui classique « le tout est plus que la somme des parties », car au-delà des éléments qui constituent un système, c'est bien la prise en compte des relations qui les unissent qui rapprochent du réel [Atlan 1979].

V LES SCIENCES DE LA COMPLEXITE

Qui n'a jamais observé avec curiosité une file de fourmis dans la nature, des centaines d'individus constituant une forme qui se déplace de manière incroyablement ordonnée dans un environnement contraignant. Les éthologues ont souvent été tentés d'attribuer ces formes complexes observables au niveau de la colonie de fourmis à l'existence d'individus eux-mêmes complexes, *i.e.* capables de prendre en compte une multitude de paramètres pour adapter leurs comportements. De la terre au ciel, des similitudes s'exhibent au regard de l'observateur. Les nuées d'oiseaux ou d'insectes se lancent dans des ballets aériens ininterrompus et lisses que seul, pense-t-on, le regard attentif d'un chorégraphe-concepteur permet de contrôler et de coordonner. Les oiseaux et les moustiques, de grands chorégraphes et de grands voltigeurs ? A y regarder de plus près, au niveau de la fourmi, du moustique ou de l'hirondelle, ce n'est plus un mouvement ordonné que l'on observe mais une multitude d'attitudes, de mouvements chaotiques, un déplacement comme une succession de jeux d'essais et d'erreurs. Ce que la méthode classique ne permet pas de comprendre ni de décrire, au risque, dirions-nous en géographie, de produire une erreur écologique, c'est que certains phénomènes ne peuvent se comprendre par la simple

décomposition et l'analyse de leurs constituants, ici des fourmis. Car la complexité à un niveau global n'est pas nécessairement liée à l'existence de comportements complexes à un niveau local, mais peut être le résultat de quelque chose en plus, qui se produirait entre l'échelle de l'individu et l'échelle de l'agrégat, création que la démarche analytique classique a toujours mise de côté.

V.1 NATURE ET MESURE DE LA COMPLEXITE

Les sciences de la complexité sont nées à l'intersection de plusieurs théories : la théorie de l'information¹, la systémique, la théorie du chaos et la théorie de l'auto-organisation. Elles tentent d'expliquer comment se réalise la transition entre une organisation ou des objets d'un niveau donné et celle dont elle (ou ils) constituent les éléments de construction [de Rosnay 1995].

La complexité telle que nous l'avons présenté dans les exemples précédents s'apparente à une production : comment passe-t-on d'un mouvement désordonné au niveau de l'oiseau à un mouvement régulier de la nuée d'oiseaux ? Mais la complexité s'interprète également en terme de relations entre éléments qui constituent un système : ces relations sont simples dans la plupart des sociétés d'insectes, et beaucoup plus nombreuses et diversifiées pour les sociétés humaines. *Complexus, ce qui est tissé ensemble*, caractérise ainsi des éléments qui ont en commun un ensemble de relations.

Un système complexe se caractérise ainsi par le nombre d'éléments qui le constituent : les fourmis sont nombreuses dans une fourmilière, les hommes sont nombreux dans une grande agglomération et un peu moins dans une petite entreprise. Dans les systèmes complexes, ceux-ci sont caractérisés par les liens qui les unissent, c'est-à-dire la nature et la variété des relations, ainsi que le nombre d'interactions entre ces éléments : malgré leur très grand nombre, les fourmis entretiennent entre elles des liens relativement simples, alors que dans les villes ou un territoire, ces liens sont nombreux et variés. Ces liens sont créateurs de complexité, car de la multitude des interactions entre ces éléments va parfois naître à un niveau supérieur une propriété que l'on ne peut déduire de la somme des éléments de niveau inférieur.

¹ Notamment à partir des travaux de mathématiciens tels Kolmogorov (1965), Chaitin (1977) et Bennett (1987). Selon la théorie de l'information, la complexité peut révéler de l'ordre, c'est-à-dire qu'elle est structurée, organisée et qu'elle est riche en information. A l'opposé, la complexité peut être synonyme de chaos, d'aléatoire, sans régularité. J. P. Delahaye (1994) les nomme *complexité organisée* et *complexité aléatoire*, celles-ci devant s'interpréter comme la quantité d'information contenue dans un objet. A partir de ces 2 catégories, l'auteur propose de classer les objets en quatre catégories, selon leurs degrés de complexité en se basant sur le temps de calcul minimal nécessaire à la reproduction de l'objet par un calculateur universel, du « simple et peu profond » comme les cristaux au « complexe et profond » comme les êtres vivants, la profondeur renvoyant alors au niveau d'organisation de l'objet.

V.1.1 REDUCTIONNISME VERSUS SYNTHÉTISME

La complexité crée des niveaux d'organisation, elle se maintient et s'amplifie grâce à l'existence de ces niveaux. Un des effets pervers de la méthode analytique est d'avoir mis « à plat » ces différents niveaux, d'avoir supprimé cette hiérarchie de niveaux et les effets de leurs interactions qui permettent d'expliquer le réel [de Rosnay 1995]. Réduire la connaissance d'un tout à la connaissance des parties qui le composent c'est adopter un point de vue déterministe, le raisonnement scientifique s'organisant ainsi autour de chaînes causales essentiellement linéaires. L'application de la logique mécanique aux problèmes vivants, humains et sociaux inscrit alors les phénomènes dans un temps réversible : ainsi en est-il d'un temps cyclique, du mythe de l'éternel retour. L'état présent de l'univers est le résultat de son état antérieur et cause de son état futur. Une intelligence qui connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée pourrait prévoir entièrement l'avenir. Cette intelligence supérieure est illustrée par le démon de Laplace, qui exprime l'idée que les causes à l'œuvre dans le présent déterminent rigoureusement le futur et permettent de retrouver avec exactitude le passé ; les mêmes causes produisent toujours les mêmes effets. L'abstraction mathématique opère alors une scission avec le concret pour privilégier ce qui est calculable et formalisable, en recherchant des chaînes causales, la réduction brisant de manière arbitraire les relations d'une partie au tout [Morin et Le Moigne 1999]. La réduction comme mode de connaissance occulte ainsi l'aléa, le nouveau, la capacité qu'on les éléments constitutifs d'un système à inventer. Ainsi la complexité évolue dans le temps, elle est le résultat des nombreuses interactions qui s'établissent à l'intérieur et entre les différents niveaux d'organisation, et inscrit les phénomènes dans un temps irréversible [Prigogine et Stengers 1988]. Ce sont alors, au-delà de cette hiérarchie, les propriétés de chaque niveau qui intéressent les sciences de la complexité, car ces propriétés leur sont propres – on dira qu'elles sont *émergentes* – et ne peuvent être déduites des propriétés des éléments de niveaux inférieurs.

Le géographe s'est heurté relativement tôt à l'existence et au rôle de différents niveaux d'organisation dans les systèmes qu'il étudie. De l'individu à l'entreprise, en passant par la ville, la zone d'emploi ou la nation, il compose avec autant de niveaux inter-reliés dont les méthodes classiques ont des difficultés à rendre compte. Comment imbriquer, relier des modèles et des processus qui s'observent ou se manifestent à une échelle globale, agrégée, avec ceux qui se produisent à une échelle locale ? Le nivellement ou la suppression des niveaux propre à la méthode analytique confronte le géographe à l'erreur écologique : les résultats obtenus, observés à un niveau agrégé ne peuvent être liés aux individus qui forment cet agrégat. Comme nous l'avons vu dans l'introduction de ce texte, le modèle de Thomas Schelling (1969) exprime bien ce dilemme, car la ségrégation observable à un niveau agrégé est le résultat de processus

interdépendants qui opèrent au niveau micro. Dans ce modèle, l'action d'un individu au comportement intégrateur dépend de l'action d'un autre individu ayant le même comportement, et la simple analyse de ces individus ne permet pas d'expliquer la structure qui s'observe à un niveau global, car les liens dynamiques entre ces niveaux ne sont pas pris en compte. De part la nature non linéaire de telles relations, on ne peut postuler que le comportement d'ensemble de ces systèmes se réduise à la somme de comportements moyens de ses constituants [Holland 1995].

Ainsi, avec les sciences de la complexité, une nouvelle forme de compréhension et d'exploration du réel est en train de naître : comprendre par la composition d'éléments en constante interaction plutôt que par l'analyse. Cette démarche explore la complexité par le jeu des interactions entre les parties, mécanismes qui forment progressivement des ensembles de plus en plus complexes. Dans ce contexte, on postule que tous les constituants concourent à la dynamique du comportement global d'un système et que celui-ci se caractérise par des propriétés émergentes, qui apparaissent au niveau global alors qu'elles ne sont pas directement observables au niveau des constituants élémentaires du système : une structure ségrégative émerge dans le modèle de Thomas Schelling malgré un comportement plus ou moins intégrateur des individus. La complexité se caractérise ainsi par un développement non linéaire, par des créations, des inhibitions, des phases de fluctuations que l'on ne peut prédire par la seule analyse. La notion de niveau est donc indispensable pour aborder les sciences de la complexité, il faut alors définir plus précisément ce que signifient ces niveaux d'organisation.

V.1.2 LA HIERARCHIE DES NIVEAUX DE COMPLEXITE

Pour tenter d'expliquer le chemin choisi par une colonie de fourmis pour se rendre à une source de nourriture, l'approche par les théories de la complexité amène à distinguer deux niveaux d'organisation, celui de l'agrégat et celui de la fourmi, le macro et le micro. L'objectif est de reconstruire la réalité du parcours du groupe de fourmis et cela à partir d'éléments et de lois simples au niveau des individus. E. Bonabeau *et al.* (1997a) montrent par exemple qu'avec des règles de comportements extrêmement simples, les fourmis sont capables de trouver une solution optimale dans la recherche de nourriture, l'intelligence collective des fourmis étant alors le produit de l'interaction d'une multitude d'individus au comportement simple. C'est l'information qui circule entre les fourmis qui est à l'origine de cette solution optimale, information qui relève ici d'une substance chimique, la phéromone.

Dans leurs déplacements, les fourmis déposent régulièrement de la phéromone sur le sol, l'accumulation de cette substance indique alors le passage régulier de fourmis en ce lieu, traçant ainsi des chemins éphémères dans l'espace de parcours. Ephémère car la phéromone s'estompe

avec le temps, et si plus aucune fourmi n'emprunte ce chemin, plus aucune trace du parcours ne subsiste. Lorsqu'elles trouvent la nourriture, les fourmis rentrent à la fourmilière en posant sur le sol l'information de leur passage. Peu à peu, les fourmis qui sont encore à la recherche de nourriture et qui se déplacent au hasard vont rencontrer le message, remonter à la source, prendre de la nourriture et revenir à la fourmilière tout en ayant laissé des marques de leur passage le long du chemin emprunté. La densité de circulation augmentant sur le sentier, la phéromone s'accroît et l'odeur devient de plus en plus attractive pour les fourmis. Une boucle de rétroaction positive se met alors en place, plus l'odeur est forte est plus le nombre de fourmis qui emprunte le sentier est important, venant encore augmenter sa capacité d'attraction : c'est l'autocatalyse. La sélection du chemin par cet effet exclut au moins pour un temps tout autre parcours. Nous verrons à la suite de cet exemple et dans une section consacrée à l'auto-organisation et à la systémique que les boucles de rétroaction positive et l'autocatalyse peuvent être à l'origine de la création de structures [Bonabeau *et al.* 1997b] et qu'elles se combinent souvent, notamment dans les systèmes vivants, avec d'autres effets qui « évitent » que le système n'explose, telles les boucles de rétroaction négative.

Le comportement structuré de l'agrégat de fourmis qui trouve le chemin le plus court de la source de nourriture à la fourmilière n'est pas déductible du comportement de l'individu qui n'est pas « programmé » pour trouver seul ce chemin. L'émergence de cette solution optimale se construit dans le temps, de manière chaotique au départ, puis de plus en plus structurée, jusqu'à ce que le chemin le plus court soit effectivement trouvé. Pour décrire la complexité de ce système, seulement 2 paliers successifs sont nécessaires. Au premier niveau se trouve la fourmi avec ses propres règles de fonctionnement, le grand nombre d'interactions entre ces individus produisant à un niveau supérieur une organisation persistante, repérable dans l'espace et dans le temps. Le principe de construction de ces différents niveaux d'organisation est généralisable à l'ensemble des systèmes vivants, principe que l'on peut représenter sous la forme d'une pyramide de complexité [Reeves 1986]. Dans ce modèle, chaque niveau correspond à une organisation qui possède ses propres propriétés et dont les combinaisons et les interactions permettent l'émergence de nouvelles propriétés. Ainsi en va-t-il des propriétés de l'eau : la combinaison des 3 niveaux d'organisation que sont les atomes, leurs agencements et le réseau moléculaire est responsable des propriétés émergentes de l'eau sous la forme solide, liquide ou gazeuse [Heudin 1998].

Ces exemples montrent que la hiérarchie des niveaux d'organisation évolue dans le temps, puisque de nouvelles propriétés et de nouveaux paliers émergent des combinaisons des niveaux inférieurs. Plus le nombre de niveaux est élevé et les interrelations nombreuses, plus le système

sera complexe et susceptible de générer de la nouveauté. Accélération de l'histoire et évolution de la complexité s'inscrivent ainsi dans un temps irréversible [Prigogine et Stengers 1988]¹. Cette évolution vers une complexité croissante offre une image des systèmes vivants à la fois plus instable et imprévisible que celle du paradigme newtonien, mais également plus ouverte car créatrice de nouveauté. Le plus surprenant dans cette évolution vers une complexité croissante est que les règles sont les mêmes pour tous les systèmes vivants : de l'atome aux états en passant par les individus, les entreprises ou les villes, tous s'organisent « *à partir de blocs de construction emboîtés et reliés en réseaux interdépendants* » [de Rosnay 1995]. Cette évolution vers un niveau supérieur de complexité réside dans le principe de *variation - stabilisation*, deux processus qui s'appliquent à tous les niveaux d'organisation et qui fonctionnent en parallèle [Heudin 1998]. Schématiquement, ce principe fonctionne de la manière suivante : l'apparition d'une nouveauté à un niveau d'organisation donné est précédée par des variations, des fluctuations dans son état antérieur, la stabilisation entraînant celui-ci vers un état stationnaire, la nouveauté étant intégrée dans le système. Ces fluctuations initiales qui font que le système passe d'un état à un autre peuvent être de diverse nature. Ce peut être le résultat du hasard, le résultat de petites variations dans les paramètres qui gouvernent le fonctionnement du système, elles peuvent être produites par de nouvelles propriétés issues des autres niveaux avec lequel il est en interaction ou par un événement extérieur au système. A partir de ces fluctuations, le système peut évoluer vers différents états de stabilisation difficilement prévisibles [Wolfram 1984 ; Langton 1991]. On parlera de transition de phase : le système évolue sur une trajectoire stable, la configuration d'ensemble du système ne se modifie pas, puis il connaît une phase d'instabilité, une bifurcation qui peut l'amener sur une nouvelle trajectoire. C'est pendant cette phase, à la frontière du chaos [Langton 1991], que les possibilités de création de nouvelles structures sont importantes, le système pouvant osciller pendant un certain temps entre plusieurs états possibles ou bien être attiré de manière irréversible vers une nouvelle trajectoire, le système se stabilisant à nouveau.

V.1.3 LA DIFFUSION DES INNOVATIONS EST-ELLE UN PHENOMENE COMPLEXE ?

De nombreux éléments justifient le transfert des concepts présentés précédemment à notre problématique. Rappelons avant tout que les théories de la complexité impliquent que le système étudié puisse être décomposé en au moins deux niveaux d'observation, un niveau

¹ Hubert Reeves illustre cette accélération et évolution de la complexité en imaginant l'évolution de la vie sur terre en une journée. La terre apparaît à minuit, puis « *à quatre heures du matin, les algues et les bactéries, déjà, prolifèrent dans les mers tièdes. Les premiers mollusques et crustacés ne se constituent que le soir, vers 18 ou 19 heures. Les dinosaures entrent en scène vers 23 heures et en sortent quarante minutes plus tard. Pendant les vingt dernières minutes, les mammifères envahissent la planète et se différencient rapidement. Nos ancêtres primates apparaissent dans les dix dernières minutes et voient leur cerveau tripler de volume au cours des deux dernières minutes ...* ». Ainsi la vie peut être décrite comme une longue chaîne d'éléments de complexité croissante, des particules les plus élémentaires jusqu'aux sociétés humaines [Reeves 1986].

macroscopique qui peut correspondre dans ce travail au taux d'adoption global ou à la forme spatiale de la diffusion, et un niveau microscopique, celui des individus nombreux et hétérogènes qui constituent cet agrégat. De ce point de vue, les structures et les régularités qui émergent à un niveau macro, comme la fonction logistique ou une couverture spatiale privilégiant l'autocorrélation spatiale, sont le résultat d'une grande variété de comportements individuels en interactions. On ne peut par ailleurs prévoir le taux d'adoption à un niveau agrégé à partir de la seule analyse des entités élémentaires qui ont un pouvoir décisionnel, c'est-à-dire les individus qui ont le choix d'adopter ou non l'innovation.

Avant d'exposer les divers éléments qui nous confortent dans l'utilisation des concepts et des méthodes associées aux théories de la complexité, on peut se reporter à un exemple de diffusion dans lequel plusieurs niveaux d'organisation interagissent, celui de la diffusion du maïs hybride dans le Béarn [Mendras 1967]. Henri Mendras montre comment une innovation technologique a modifié en profondeur un système agricole pérenne, l'innovation entraînant une rupture essentielle dans le système agricole du sud-ouest de la France. Au-delà des effets indirects que l'introduction du maïs hybride a provoqué, tant d'un point de vue sociologique, économique ou politique, ce sont les mécanismes essentiels qui ont concouru à sa diffusion qui nous intéressent ici.

Introduit au sortir de la seconde guerre mondiale dans la région, la propagation du maïs hybride se met difficilement en place. Il faudra attendre la fin des années 1950 pour que la diffusion atteigne sa phase finale d'adoption : « *Un groupe de dirigeants agricoles, présidents de syndicats locaux, fit un voyage d'étude aux Etats-Unis en 1951. En 1952, une action collective fut mise sur pied. Les agriculteurs qui ont joué le jeu, dès cette époque, ont rapidement évolué. Ces groupes ont servi d'exemple aux autres agriculteurs pour lesquels des visites de démonstration étaient organisées. Simultanément, la coopérative de Billères permettait d'écouler le surcroît de production. Cette action intensive et directe était doublée d'une propagande par écrit dans différents organes de presse professionnelle. [...] Par contre, les conversations avec les agriculteurs et l'observation des champs des voisins ont naturellement beaucoup plus d'importance à mesure que la culture se répand, qu'on voit des champs d'hybride un peu partout et que les conversations à ce sujet deviennent plus fréquentes* »¹. Ce sont ainsi trois niveaux avec des types différenciés de relations qui apparaissent dans la diffusion du maïs hybride dans le Béarn. L'agriculteur est le niveau élémentaire du système agricole avec ses caractéristiques économiques, une propension à l'innovation plus ou moins importante et un ensemble de relations qu'il entretient avec les autres agriculteurs et avec les dirigeants agricoles. Ces derniers constituent alors le second niveau de ce système. Les dirigeants agricoles ne sont pas seulement une somme d'agriculteurs, c'est un ensemble de

¹ H. Mendras (1967), p. 48

professionnels qui ont des objectifs plus larges que chacun des agriculteurs précédents, notamment celui d'imposer la culture du maïs hybride dans une région, avec l'utilisation de moyens économiques, par le biais de la coopérative, et médiatiques. Enfin un troisième niveau est constitué par le niveau d'adoption global à un moment donné, produit par l'interaction entre ces différents objectifs et comportements¹.

La diffusion du maïs hybride est typique d'un phénomène complexe en évolution, avec un effet autocatalytique qui fait que le produit s'impose, devient obligatoire pour les agriculteurs à partir d'un certain moment. La céréale ne s'est pas imposée d'elle-même, il a fallu l'intervention et un ensemble d'interactions entre les agriculteurs et les dirigeants puis entre les agriculteurs eux-mêmes pour que celle-ci devienne incontournable et qu'elle dicte sa loi au système agricole, en attendant une nouvelle bifurcation. Dans ce système, la diffusion est le résultat d'un ensemble d'entités en interactions qui opèrent sur des niveaux d'organisations différents, qui sont associés à des échelles spatiales de référence distinctes et qui sont unis par des liens de diverse nature. Ces liens ont une forte composante spatiale pour les individus du premier niveau, celui des agriculteurs pour lesquels la proximité spatiale est dans ce cas fondamentale pour observer l'innovation et l'implanter dans leurs propres parcelles. Pour les dirigeants agricoles, l'espace de diffusion ne se limite pas aux parcelles d'un seul agriculteur mais bien à la région tout entière, leurs comportements et les moyens qu'ils mettent en œuvre pour que l'innovation se diffuse sont donc différents de ceux mis en place par les agriculteurs. Les conséquences ou les résultats de ces différents comportements sont évidemment imprévisibles, car de nombreux aléas subsistent quant au succès de l'innovation. A ce titre, il est intéressant de constater que la diffusion du maïs hybride s'est accompagnée, comme bien souvent dans le cas d'innovations techniques, d'une diffusion de rumeurs venant le stigmatiser : « *Un changement technique si inoffensif en apparence mais dont les effets indirects risquent d'être si révolutionnaires, ne pouvait apparaître sans une escorte de rumeurs et d'affabulations mythologiques, traduisant les anxiétés profondes des agriculteurs et les tensions sociales et politiques qu'il ravivait.* » [Mendras 1967, 62]. Le succès de cette diffusion tient donc en partie au fait que les rumeurs ont été moins forte que le discours et les campagnes de propagande des dirigeants locaux. Ainsi, concernant le maïs hybride dans le Béarn, un événement exogène a provoqué des changements fondamentaux et de nature irréversible dans le système d'exploitation, la trajectoire réalisée par la diffusion étant celle d'un « verrouillage » quasi-total de l'agriculture par ce type de produit au détriment d'autres produits agricoles. Les sciences de la complexité offrent alors des concepts et des méthodes appropriés à l'étude de la diffusion du maïs hybride dans le Béarn.

¹ On peut concevoir un autre niveau, celui du marché mondial des céréales, mais les effets de celui-ci sont largement inclus dans la politique de la coopérative. On peut malgré tout penser que le marché mondial est en partie responsable de la bifurcation du système d'un état à un autre, car le maïs hybride est bien une perturbation extérieure, exogène au système agricole béarnais.

L'étendue spatiale et les taux d'adoption peuvent s'interpréter comme le résultat de logiques qui agissent à plusieurs niveaux interreliés, où différents acteurs interviennent, avec chacun des objectifs et des comportements distincts selon le niveau d'organisation auxquels ils appartiennent : contacts interpersonnels qui favorisent une propagation locale de l'innovation, campagnes d'information et réseaux professionnels qui appuient une propagation à un niveau macro. Des nombreuses interactions qui se produisent à l'intérieur et entre ces différents niveaux émerge alors progressivement un taux d'adoption global et une propagation de l'innovation dans l'espace béarnais.

A partir de cet exemple et des principes qui en ressortent, il devient possible d'insérer les processus de diffusion spatiale dans le champ des sciences de la complexité selon trois éléments. Le premier est que toute diffusion fait intervenir un *nombre important d'éléments*, ici des individus, aux comportements variés, de quelques milliers pour l'espace agricole des districts de Kinda et Ydre à des millions pour des biens de consommation courante. Le second élément est dans la *nature des relations* que ces diverses entités entretiennent entre elles. En effet, comme nous l'avons vu dans la première partie de ce texte, l'information et les canaux qu'elle emprunte pour circuler sont responsables en grande partie de la diffusion. Les interactions sont facteurs de circulation de l'information, par le biais de réseaux professionnels ou sociaux, mais également par contacts interpersonnels, que ce soit du mimétisme ou de la persuasion. Cette information peut également circuler à des niveaux d'organisation qui échappent au niveau individuel, ce qui amène à un troisième élément justificatif : l'existence de *plusieurs niveaux d'organisation* repérables et persistants est manifeste dans les processus de diffusion. Dans la plupart des phénomènes qui se diffusent, on trouve au minimum trois niveaux pertinents : le niveau élémentaire de l'individu, un second niveau, qui correspond à l'environnement ou aux structures spatiales existantes, et un troisième niveau qui nous permet d'observer la diffusion à un niveau global. Toute la richesse des sciences de la complexité est de distinguer ces différents niveaux en fonction de propriétés qui leurs sont propres, ce qui signifie dans ce cas que le second niveau, celui des structures spatiales, ne détermine pas a priori le comportement du premier niveau, celui de l'individu. On peut également, à la suite des travaux de L. Brown (III.2.2), prendre en compte l'existence de niveaux d'organisations supplémentaires lorsque la diffusion est en partie sous le contrôle d'un ou de plusieurs organismes responsables de la propagation.

A partir d'une échelle locale, celle de l'individu, et d'une multitude d'interactions, émerge à un niveau agrégé une structure, une propriété, celle de la propension à adopter une innovation, qui suit une fonction logistique. Dans les systèmes complexes, ces propriétés imprévisibles renvoient à la notion centrale d'émergence, la section suivante propose d'en définir plus précisément les contours afin de situer son acception dans ce travail.

VI L'EMERGENCE ET LA THEORIE DE L'AUTO-ORGANISATION

Certaines propriétés d'un système sont dites émergentes parce qu'elles apparaissent à un niveau global et qu'elles ne sont pas observables au niveau des éléments constitutifs du système en question. L'observation d'une fourmi ne permet pas de déduire le chemin le plus court choisi par la colonie de fourmis pour se rendre à une source de nourriture, de même l'observation d'un agriculteur ou de l'ensemble des agriculteurs béarnais ne permet pas de prédire si la diffusion du maïs hybride va réussir ou non. Employé à l'origine par les philosophes, les biologistes et les physiciens pour exprimer l'idée qu'une chose puisse en sortir d'une autre sans que celle-ci la produise, dans le sens où une cause produit nécessairement un effet et suffit à en faire comprendre la création [Bergson 1941], le concept d'émergence est aujourd'hui réutilisé dans de nombreux domaines scientifiques et a subi de nombreux enrichissements, si bien que l'on peut parler, au pluriel, des concepts d'émergence.

VI.1 LES CONCEPTS D'EMERGENCE

Les théoriciens de la complexité ont recours au concept d'émergence lorsque les interactions entre des objets d'un niveau donné produisent différents types d'objets à un autre niveau, ces objets pouvant être des entités, des structures, des propriétés ou des processus [Mataric 1993]. Outre l'apparition de ces objets, le phénomène sera considéré comme émergent s'il nécessite de nouvelles catégories pour le décrire [Epstein et Axtell 1996] : à la différence d'une collection d'atomes, l'atome isolé n'a pas de température. Ce concept se définit donc par l'absence de quelque chose — ce qui est présent à un niveau est absent à un autre —, par son imprédictibilité et est parfois associé à une incompréhension ou une incapacité du chercheur à expliquer certains phénomènes, plaçant ainsi le regard de l'observateur au premier plan.

VI.1.1 STATUT ET « UTILISATION » DE L'EMERGENCE

Certains phénomènes naturels sont incompréhensibles selon une logique réductionniste, en ce sens que l'on ne peut les expliquer à partir des seuls éléments qui les composent. Face à cette incapacité à expliquer des phénomènes naturels par la décomposition, deux attitudes radicalement opposées ont alors été adoptées. Une première consiste à dire que notre incapacité à donner une explication à ces phénomènes n'est finalement que le reflet de notre propre ignorance en tant qu'observateur. Dans cette perspective, ces phénomènes pourraient être expliqués comme le résultat de compositions sous-jacentes, mais nous sommes provisoirement incapables de trouver les liens de causalité qui les unissent à d'autres phénomènes. Ainsi, l'émergence n'existerait pas dans la chose mais dans notre manière d'observer le phénomène, et celle-ci dépend alors de notre point de vue et de l'état des connaissances [Memmi 1996]. La deuxième attitude pour appréhender ces phénomènes est de dire qu'ils existent en dehors de notre regard,

et donc de toute tentative momentanée d'explication, de description ou de compréhension, et qu'en modifiant notre manière d'observer le monde on se donne les moyens de les percevoir, et donc de les caractériser comme phénomènes émergents : le chemin le plus court trouvé par le groupe de fourmis émerge sans la présence d'un observateur. Dans ce contexte, l'émergence ne se définit pas par une méconnaissance des chaînes causales mais par un changement de regard et permet alors une approche alternative pour la compréhension de ces phénomènes. Ainsi, par opposition à l'attitude exposée précédemment, une propriété sera qualifiée d'émergente si elle n'est pas réductible aux propriétés non relationnelles de ses parties [Bunge 1977 ; Teller 1992]. Cette définition implique donc qu'une propriété à un niveau sera qualifiée d'émergente si elle peut se composer à partir des interactions entre ses entités. Ainsi la structure ségrégative du modèle de Schelling est un phénomène émergent qui tire son origine des nombreuses interactions entre les individus de cette cité artificielle. Pour les sciences de la complexité, l'émergence est donc un concept constructif, qui permet de progresser dans l'exploration du réel. C'est en observant et en caractérisant les phénomènes émergents que l'on peut tenter de découvrir les éléments qui ont permis leur apparition. L'émergence conserve ainsi son statut de phénomène imprédictible, mais on se donne des moyens de pouvoir l'expliquer.

VI.1.2 EMERGENCE, EMERGENCE DE SECOND ORDRE ET NIVEAU EMERGENT

Nous avons vu dans la première partie, notamment dans la section consacrée aux modèles mathématiques de la diffusion, qu'il pouvait exister une confusion dans la notion de niveau. Dans les méthodes classiques, cette notion est étroitement associée à la notion de hiérarchie de contrôle, dans laquelle les chaînes causales sont d'autant plus importantes que le niveau est élevé dans cette hiérarchie. De plus, la notion de niveau est parfois confondue avec la notion d'échelle spatiale en géographie. Dans ce contexte, si on observe un phénomène à petite échelle, donc à un niveau hiérarchique élevé, le poids de ce niveau expliquera en partie les mécanismes du phénomène étudié : la diffusion d'une innovation dans les villes françaises s'explique en partie par les liens établis entre les éléments de la hiérarchie urbaine. Or comme le souligne à juste titre L. Brown (1981), l'échelle géographique à laquelle les phénomènes de diffusion sont observés correspond que très rarement à leurs niveaux de fonctionnement, ce qui n'est pas sans conséquence lorsque l'on veut expliquer ou prédire la propagation d'un phénomène dans l'espace géographique. Ainsi, par exemple, il est possible d'observer la diffusion du travail intérimaire à l'échelle de la France, et l'étudier selon les stratégies propres à chaque entreprise, véritable niveau responsable de la diffusion, pour lequel les éléments n'ont pas tous les mêmes références spatiales (*figure 4*). Pouvoir décrire les différents niveaux de fonctionnement d'un système devrait donc apporter des progrès tant d'un point de vue heuristique qu'en matière de « prédiction exploratoire » des phénomènes de diffusion.

Selon les sciences de la complexité, l'apparition d'un effet global qui n'est pas déductible de causes locales implique l'existence d'au moins deux niveaux, celui des entités élémentaires, le *local*, qui de part leurs interactions vont produire à un autre niveau, qualifié de *global*, un nouveau phénomène. Dans ce contexte, le local est un niveau fonctionnel, caractérisé par des entités en interaction et le global un niveau d'observation, qui ne correspond pas toujours à un nouveau niveau d'organisation. Par exemple, le niveau local représente ce que L. Brown nomme la dimension fonctionnelle, qui reflète l'ensemble des décisions prises par les individus, et le niveau global la dimension spatiale, expression dans l'espace géographique de ces décisions (III.2.2). Pour J. Holland (1998, 201), l'émergence à un certain niveau est repérable car elle produit des phénomènes *persistants*, dans le temps et dans l'espace, et qu'on peut décrire à l'aide de lois ou de modèles relativement simples : « [...] *when we observe regularities, we can often move the description up a level ... [at which]... the regularities persist and a simpler, derived dynamics can be found* ». Selon ce point de vue, la fonction logistique ou une diffusion selon la hiérarchie des lieux, qui sont produits par le jeu des interactions à un niveau inférieur, peuvent être considérés comme des niveaux émergents persistants. L'émergence est donc un concept ascendant, c'est-à-dire des niveaux inférieurs vers les niveaux supérieurs, des règles propres à un niveau micro produisent des règles générales propres à un niveau macro [Wilensky et Resnick 1998]. Or s'il est admis que des macro-structures émergent à partir des actions et interactions individuelles, à la différence des sociétés d'insectes auxquelles on ne prête en général pas de possibilité au raisonnement [Drogoul 1993 ; Drogoul et Ferber 1994], les hommes ont la possibilité de réagir face à ces macro-structures, ils peuvent les modifier, elles peuvent s'imposer à eux ou fortement les contraindre, on parlera alors d'émergence de second ordre [Gilbert 1995]. Dans ce cas, la causalité n'est plus seulement ascendante mais elle est également descendante, car les hommes produisent du social et du spatial qui peuvent parfois venir les contraindre, le tout est alors également moins que la somme des parties [Morin et Le Moigne 1999]. Les sociétés humaines sont ainsi capables de reconnaître et de modifier leurs comportements face à des phénomènes émergents, de manière volontaire ou non. Par exemple, si l'on considère que les systèmes de villes sont des structures émergentes [Pred 1977 ; Pumain 1982 ; Pumain *et al.* 1989], il apparaît dans nombre de cas de diffusion que cette macro-structure affecte la dynamique de diffusion de certaines innovations. L'analyse spatiale a été fortement influencée par cette émergence de second ordre, sans la nommer, en oubliant parfois que les relations entre niveau micro et niveau macro sont des relations de nature circulaire¹.

¹ Cette circularité a été réintroduite par l'analyse systémique (VIII.1).

VI.1.3 LA DIFFUSION DES INNOVATIONS EST-ELLE UN PHENOMENE EMERGENT ?

Nous avons vu que la diffusion des innovations pouvait s'analyser selon le point de vue des sciences de la complexité, car elle était le résultat de nombreux objectifs et comportements en interaction et qu'elle faisait intervenir différents niveaux d'organisation (V.1.3). De même la diffusion des innovations est un phénomène dont il est difficile de prévoir l'étendue spatiale et l'intensité. C'est la nature imprévisible des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique qui stimule en partie les recherches dans ce domaine. Les enjeux de cette imprévisibilité sont importants, tant pour les épidémiologistes que pour les entrepreneurs, même si les objectifs ne sont pas les mêmes. Que la nouveauté soit néfaste ou bénéfique pour le système dans lequel elle tend à se propager, une compréhension des mécanismes qui tendent à favoriser sa diffusion peut faciliter la mise en œuvre d'actions pour la stopper ou la stimuler. Est-il alors possible de rattacher la diffusion au concept d'émergence ?

Les principales qualités de l'émergence sont sa nature imprévisible et son apparition à un « niveau » comme le résultat des nombreuses interactions qui agissent à un ou plusieurs « niveaux » inférieurs. Le jeu des interactions entre de nombreux éléments et différents mécanismes peut faire émerger à un niveau global d'observation un taux d'adoption d'une nouveauté plus ou moins important. Le taux d'adoption global dépend dans une très large mesure du comportement des individus qui composent l'agrégat, ce qui rend le phénomène imprévisible car de tels mécanismes en interactions produisent des non linéarités. A partir d'un certain volume d'adoptants, l'imprévisibilité du phénomène sera cependant de moins en moins importante, car à partir d'un certain seuil d'adoption, la probabilité que l'adoption s'arrête ou régresse devient de plus en plus faible. C'est un mécanisme que l'on peut interpréter en terme d'émergence de second ordre qui se met alors en place. Le comportement des individus modifie la nature de l'innovation, par une baisse des prix de la nouveauté, par une amélioration du produit ou par l'élimination des produits concurrents par exemple, et influence alors les individus qui n'ont pas encore adopté l'innovation. Ce phénomène de verrouillage progressif peut être constaté dans le domaine marchand, lorsque l'innovation s'impose de manière exclusive et qu'elle devient incontournable pour la plupart des acteurs économiques (le Minitel contre Internet par exemple).

L'émergence est donc un résultat observable à un niveau macro à partir de comportements qui opèrent à un niveau micro. Postuler que la diffusion des innovations est un phénomène émergent c'est se donner la possibilité d'explorer divers scénarios possibles de propagation et de trajectoires à partir d'hypothèses que l'on juge pertinentes pour caractériser le phénomène en question. Mais la diffusion est également un processus qui s'inscrit dans le temps, qui met en œuvre des éléments dont les interactions vont produire des résultats imprévisibles. Quels sont les mécanismes à l'origine de l'émergence de tels phénomènes ? Les théories de l'auto-organisation permettent de répondre à cette question.

VI.2 LES PHENOMENES AUTO-ORGANISES

L'émergence est un phénomène qui s'inscrit dans le temps, elle rend compte du passage entre des unités élémentaires et un niveau supérieur qui est alors doté de nouvelles propriétés persistantes dans le temps et dans l'espace (V.1.1). Les définitions proposées jusqu'à présent donnent un statut particulier à l'émergence, phénomène imprédictible mais qu'il est possible d'expliquer. L'émergence n'est donc plus seulement appréhendée comme un résultat, d'un point de vue statique, mais comme un processus en évolution que la théorie de l'auto-organisation permet d'expliquer.

VI.2.1 ORIGINES DES THEORIES DE L'AUTO-ORGANISATION

La théorie de l'auto-organisation a initialement été développée par les physiciens et les chimistes pour décrire comment des processus microscopiques pouvaient générer des structures macroscopiques [Dumouchel et Dupuy 1983]. Au sens des physiciens, l'auto-organisation renvoie à la capacité que possède une population d'entités simples à se structurer spatio-temporellement et ce en échangeant de l'énergie avec son environnement. De tels systèmes se caractérisent par une ouverture de la population sur l'environnement avec lequel elle interagit : les interactions entre les éléments sont affectées par les paramètres de l'environnement du système, et ces interactions peuvent modifier en retour cet environnement. Les règles d'interactions entre les entités élémentaires du système sont exécutées à partir d'informations strictement locales, sans référence ou intervention du modèle global ni même de l'extérieur, du moins pas principalement. Ces processus engendrent et entretiennent la propriété du système, propriété qui est émergente car elle n'est pas imposée au système par un quelconque « chorégraphe invisible » [Kauffman 1995]. Le principe des structures dissipatives est un exemple classique de phénomène auto-organisé¹, par lequel l'échange d'énergie et de matière entre l'environnement et les éléments du système fait apparaître un changement brusque, accompli dans le sens du désordre vers l'ordre, qui correspond à un comportement mieux structuré du nouvel état que l'ancien [Prigogine et Stengers 1979]. Outre les structures dissipatives, de nombreux champs de recherche ont été ouverts sur les phénomènes auto-organisés, parmi lesquels la synergetique [Haken 1977]², les processus collectifs [Deneubourg et Pasteels 1987 ; Bonabeau *et al.* 1997a-b] ou la résolution

¹ Une expérience particulièrement édifiante et souvent évoquée est celle réalisée par Bénard (1904). Dans cette expérience, une couche horizontale de fluide au repos dans le champ de la pesanteur est chauffée uniformément par le dessous. Au-delà d'un état marginal caractérisé par un seuil critique de la température, la convection se manifeste sous la forme de tourbillons cellulaires qui possèdent un ordre au niveau macroscopique (une succession de prismes formant un damier dans le plan horizontal) et qui est entretenu par des contraintes extérieures permanentes.

² Léna Sanders (1992) propose une application du principe de la synergetique pour analyser le système urbain français à partir des relations qui existent entre les villes de plus de 50 000 habitants. L'objectif principal est de rechercher les rythmes et les cycles de l'évolution d'un réseau de villes, à partir des migrations inter-urbaines, de la concurrence économique, des cycles d'innovation etc.

collective de problèmes [Drogoul 1993]. Le propos n'est pas ici de faire un état des lieux exhaustif des recherches dans le domaine de l'auto-organisation, mais de présenter les éléments essentiels qui permettent d'expliquer comment un phénomène complexe à un certain niveau et qui semble organisé, voire contrôlé, peut émerger de l'enchaînement d'un grand nombre d'interactions élémentaires entre individus, ou entre individus et leur environnement. A cette fin, l'exposé qui suit de systèmes auto-organisés élaborés dans d'autres disciplines, doit permettre de formaliser plus précisément les concepts et les caractéristiques essentielles de l'auto-organisation.

VI.2.2 UN EXEMPLE DE PROCESSUS D'AUTO-ORGANISATION PAR AMPLIFICATION : LES INSECTES SOCIAUX

Les applications des théories de l'auto-organisation dans le domaine de l'éthologie sont nombreuses et s'expriment à travers l'idée qu'« *individuellement, les insectes sont bêtes, collectivement, ils sont intelligents* » [Deneubourg 1995], c'est ce que nous allons voir à travers la construction du nid de termites. Si l'on ne peut aller trop loin dans une analogie avec les comportements humains, il est intéressant de constater à ce niveau que bien des modèles corrélatifs présentés dans la première partie de ce texte postulent implicitement, au titre des hypothèses sur le comportement moyen des individus, l'idée développée par J.-L. Deneubourg. La fonction logistique est un exemple intéressant de processus qui fonctionne par amplification, dans lequel le comportement moyen des individus consiste à répondre à des stimulations extérieures. L'amplification, la boucle de rétroaction positive est un phénomène essentiel dans les systèmes auto-organisés et elle est créatrice de structures [Resnick 1994]. C'est également un des phénomènes essentiels dans les processus de diffusion spatiale, c'est pourquoi nous y consacrons un exemple pour en montrer les composantes.

L'étude du comportement des sociétés d'insectes a permis de mieux comprendre l'origine de la formation de modèles spatio-temporels complexes issus de leurs activités collectives. Les structures produites par différents insectes sociaux, aux capacités psychiques pourtant limitées, sont extrêmement impressionnantes de part leurs dimensions, leur régularité ou leur autonomie¹. Selon les principes de l'auto-organisation, on peut montrer que la complexité de ces réalisations peut trouver son origine en dehors de toute complexité des individus qui composent cette société. Nous présentons un exemple d'auto-organisation de la résolution collective d'une tâche, la construction d'un nid chez les termites *Macrotermes natalensis* [Colella *et al.* 2001].

¹ Les structures les plus extraordinaires sont probablement celles produites par les fourmis des bois, la *Formica rufa*, étudiées par Daniel Cherix dans le Jura vaudois. Il analyse un système de supercolonie à l'aide d'un échantillon : 1200 fourmilières, reliées entre elles par plus de 100 kilomètres de pistes sur une surface de 70 hectares. La population de cette supercolonie est estimée entre 200 et 300 millions d'habitants.

Les sociétés d'insectes proposent des modèles de fonctionnement décentralisés, fondés sur la coopération entre des individus autonomes aux comportements relativement simples et probabilistes, n'ayant aucune connaissance de la structure globale qu'ils ont à produire. Le « projet global » n'est donc pas programmé explicitement chez les individus, mais il émerge de l'enchaînement d'une multitude d'interactions élémentaires entre individus. Ces individus sont distribués dans un environnement et ne disposent que d'informations locales, c'est-à-dire qu'ils n'ont pas de connaissance explicite de l'espace dans lequel ils évoluent. Ces informations produisent des stimulations qui peuvent être attractives ou répulsives, inhibitrices ou activatrices, celles-ci pouvant provenir de leurs congénères ou de l'environnement [Bonabeau *et al.* 1997b]. L'exemple simplifié du comportement des termites qui construisent des nids à partir d'un empilement de fragments de terre est à ce titre édifiant.

Les termites sont pratiquement aveugles, elles doivent donc interagir entre elles et avec leur environnement, à partir du toucher et de l'odorat, pour accomplir un certain nombre de tâches. Dans ce modèle simplifié du comportement des termites, le mécanisme d'interaction ne se produit que par l'intermédiaire de l'environnement, c'est-à-dire par le toucher. Ces tâches extrêmement simplifiées sont traduites sous la forme des règles suivantes :

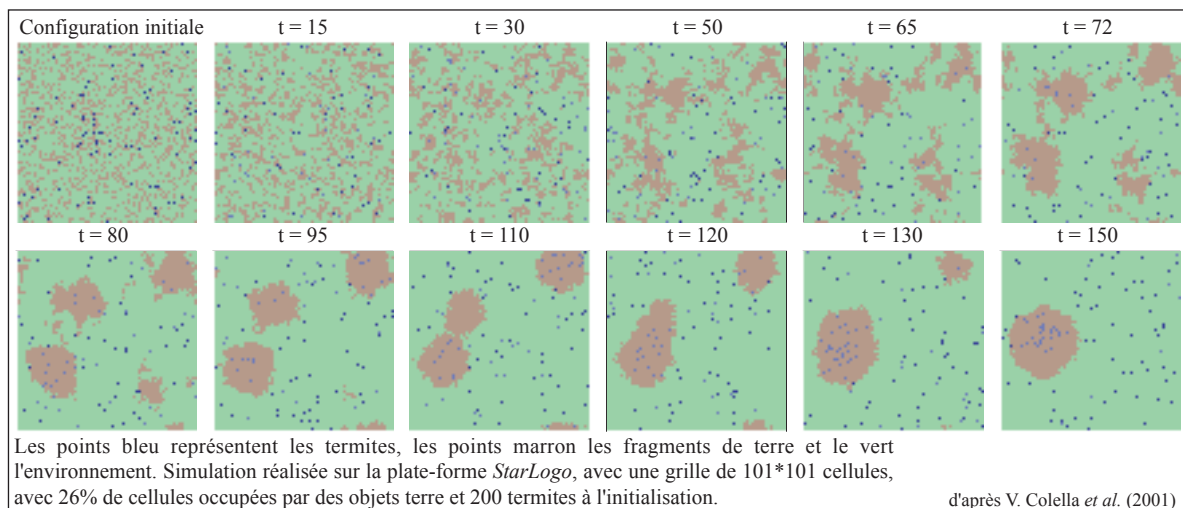
- Chaque termite évolue de manière aléatoire dans l'environnement,
- si elle rencontre un fragment de terre, elle le prend,
- et poursuit son chemin aléatoirement.
- Lorsqu'elle rencontre un nouveau fragment de terre,
- elle cherche un emplacement libre autour de celui-ci, dépose sa terre et le processus recommence.

Ces règles simples adoptées de manière automatique par une multitude d'individus non organisés, sans projet global et sans la présence de leader, peuvent générer des résultats surprenant (*figure 40*).

Lors de l'initialisation du modèle, les particules de terre sont réparties de manière aléatoire dans l'environnement. Lorsque les termites commencent à appliquer leurs règles de fonctionnement, des tas de terre se font et se défont sans qu'aucune cohérence n'apparaisse. En effet, rien n'empêche les termites de détruire un tas déjà existant, quelle que soit sa taille. Mais progressivement, le nombre de tas de terre commence à diminuer, jusqu'à ne laisser, au bout d'un nombre élevé d'itération, que quelques tas de terre, voire un seul, de taille impressionnante, à l'image des nids de termites en Afrique. Le mécanisme dynamique qui concourt à l'émergence de ces structures à un niveau global est extrêmement simple : au fur et à mesure de l'action des termites, des tas de terre disparaissent et ne peuvent être reconstruits car seule la présence d'un fragment de terre conduit une termite à déposer sa prise, ainsi le nombre de « nids » potentiels

diminue avec le temps. L'objet « tas de terre » n'a donc que deux issues possibles : se renforcer ou être détruit. Comme les fourmis, cette société d'insecte est donc capable d'intelligence collective car elle consacre beaucoup d'efforts à assembler et à trier des objets sur la base de mécanismes d'amplification [Deneubourg et Pasteels 1987]. Ces mécanismes sont proches de ceux énoncés pour les systèmes dissipatifs, le système passant d'un état à un autre, davantage structuré, par l'intermédiaire de fluctuations locales qui sont ensuite progressivement amplifiés pour donner un tout organisé. La probabilité que l'objet *tas de terre* soit détruit lorsqu'il a atteint une certaine taille diminue fortement : le processus s'inscrit ainsi dans un temps irréversible [Prigogine et Stengers 1979].

figure 40 Simulation de l'émergence d'une forme d'intelligence collective chez les termites



Ce modèle simple capable de simuler la formation d'un agrégat, observable à un niveau macro, conduit à revenir à la notion de niveau d'organisation telle qu'elle a été définie précédemment (V.1.2). Cet agrégat possède une propriété intéressante, celle d'être autonome par rapport aux objets qui le composent. L'objet structuré *tas de terre* se « détache » en effet des entités qui le constituent, les particules de terre, car il possède au cours du temps une existence qui lui est propre : les éléments qui le composent peuvent changer, mais l'objet existe toujours. Dans cet exemple, il y a donc la coexistence de deux temporalités distinctes, celle courte des objets qui constituent à un moment donné un tas de terre et celle plus longue de l'objet *tas de terre*. Ainsi ces objets acquièrent une autonomie, à la fois par rapport à leurs constituants et par rapport à leur environnement [Varela 1983]. On peut faire ici une analogie avec les systèmes urbains dans lesquels « *Les individus bougent et changent d'état très fréquemment, tandis que la morphologie urbaine, décrite par ses attributs physiques ou sociaux, persiste et se transforme selon une temporalité plus longue* » [Pumain 1997].

VI.2.3 DEFINITION DE L'AUTO-ORGANISATION

Sur la base de l'exemple précédent, on peut définir l'auto-organisation comme un ensemble de mécanismes dynamiques qui conduisent à l'apparition d'une propriété au niveau global du système par le jeu des interactions entre ses composants de niveaux inférieurs. A la différence des systèmes mécaniques ou des systèmes centralisés, les règles qui gouvernent le comportement des éléments appartenant au système ne sont pas reliées au modèle global, leurs actions n'obéissent pas à un plan d'ensemble, ils n'ont pas de finalité précise. Ainsi, les règles qui spécifient les interactions entre les éléments du système se font sur la base d'une information locale et ne sont pas commandés ni de l'extérieur ni du modèle global, le résultat étant ainsi une propriété émergente [Nicolis et Prigogine 1977 ; Resnick 1994b]. A partir de cette définition, il reste à savoir quelle est la nature de ces mécanismes dynamiques qui permettent à de telles propriétés d'émerger.

VI.2.3.1 «POSITIVE FEEDBACK ISN'T ALWAYS NEGATIVE»¹

Tout système dynamique se caractérise par un ensemble de boucles de rétroactions qui peuvent être soit positives soit négatives. Le rôle fondamental des interdépendances entre les éléments d'un système a été largement développé dans l'approche systémique dont l'origine cybernétique [Wiener 1947] a contribué à connoter de manière particulière ces différentes rétroactions.

Une rétroaction sera qualifiée de négative si l'écart entre le but visé par un système et son extrant diminue. Les rétroactions négatives favorisent donc la convergence vers l'objectif initial et tendent à maintenir le système dans un état d'équilibre dynamique malgré les changements extérieurs. Elles permettent ainsi au système de conserver sa structure et ses fonctions intactes, c'est l'homéostasie du système.

A l'opposé, une rétroaction sera positive si l'écart entre le but visé et les extrants s'accroît. Les rétroactions positives favorisent l'accroissement des divergences par rapport aux finalités du système et peuvent aller jusqu'à son éclatement. La finalité du système étant d'assurer sa survie, un réajustement par le biais de rétroactions négatives doit ramener celui-ci vers un état d'équilibre [Bertalanffy 1968 ; Forrester 1971].

Dans ce contexte, les boucles de rétroaction positive sont appréhendées comme des forces destructrices, qui amènent un système vers des états qu'il ne peut plus contrôler. A l'opposé, les boucles de rétroaction négatives sont perçues comme des forces de contrôle, car elles permettent au système de conserver ses propriétés. Une des originalités de la théorie de l'auto-organisation est de transformer le point de vue sur les boucles de rétroactions positives, qualifiés de forces

¹ M. Resnick (1994a), p. 3

destructrices en théorie systémique, en forces créatrices. En effet, celles-ci favorisent le changement et la mise en place de nouvelles fonctions. L'évolution et l'émergence sont ainsi associées aux rétroactions positives car elles offrent la possibilité au système d'accéder à de nouveaux points d'équilibres. Les boucles de rétroactions positives jouent ainsi un rôle important dans l'évolution de tout système, qu'il soit lié à l'éthologie [Bonabeau et Theraulaz 1994], à l'économie [Arthur 1990 ; Krugman 1997] ou à la géographique [Durand-Dastes *et al.* 1998].

Quelles soient négatives ou positives, les rétroactions sont soumises à des phénomènes d'amplification qui sont la source de tensions pour le système. Ces tensions, lorsqu'elles se produisent dans le sens des rétroactions positives, peuvent entraîner de l'instabilité au cours desquelles des bifurcations sont possibles. Le système dévie alors de la trajectoire stable qui le caractérisait avant cette bifurcation et va évoluer vers une nouvelle trajectoire, en général imprévisible. Fluctuations, bifurcations et amplifications sont donc des mécanismes importants dans les systèmes auto-organisés, c'est ce que nous allons voir dans la section suivante.

VI.2.3.2 LE SYSTÈME DANS TOUS SES ÉTATS : FLUCTUATIONS, BIFURCATIONS, AMPLIFICATIONS ET STABILISATION.

Dans les exemples précédents, les principes exposés permettent de dégager des mécanismes d'auto-organisation. Lorsqu'un grand nombre d'agents sont en interaction, plusieurs types de situation peuvent émerger. Si l'on reprend l'exemple des termites ou le modèle de T. Schelling, on observe que pendant les premières étapes de la simulation, un nombre important de fluctuations se produisent car le système n'a pas de structure persistante ni stable et que les interactions entre les agents sont extrêmement fortes : des agrégats, voire des structures se forment localement, mais sont aussitôt détruits. Mais il peut se former une zone de transition, une bifurcation entre ce chaos initial et un nouvel état. Dans cette zone particulière peuvent s'amorcer des boucles qui vont entraîner le système sur une nouvelle trajectoire : lorsqu'un agrégat de terre devient important par sa taille, un processus auto-catalytique dans le sens de rétroactions positives peut se mettre en place, celui-ci venant renforcer la fluctuation locale. A ce stade, si les boucles de rétroactions négatives sont moins importantes que les rétroactions positives, alors le système va tendre progressivement vers une structure organisée, l'ensemble du système se stabilisant malgré le renouvellement de ses constituants. Dans les exemples exposés, l'auto-catalyse « verrouille » toute autre forme d'évolution, car le système tel qu'il se présente dans son nouvel état n'est pas susceptible de connaître de nouvelles bifurcations : si un seul tas de terre résulte des interactions chez les termites, ce tas subsistera indéfiniment compte tenu des règles de comportement des termites¹ ; lorsque le système atteint un état persistant et stable dans le modèle

¹ Rappelons que dans ce modèle, les termites déposent leur terre selon un schéma d'agrégation, elles ne peuvent donc pas créer de nouveaux tas de terre, ni donc détruire le seul tas existant.

de Schelling, plus aucune modification ne peut survenir. Ces systèmes suivront ainsi une trajectoire stable durant laquelle ils conserveront la même structure, même si, concernant l'objet *tas de terre*, il peut se déplacer dans l'espace. Quels phénomènes pourraient entraîner une instabilité à partir de laquelle une bifurcation serait possible, modifiant alors la structure du système ?

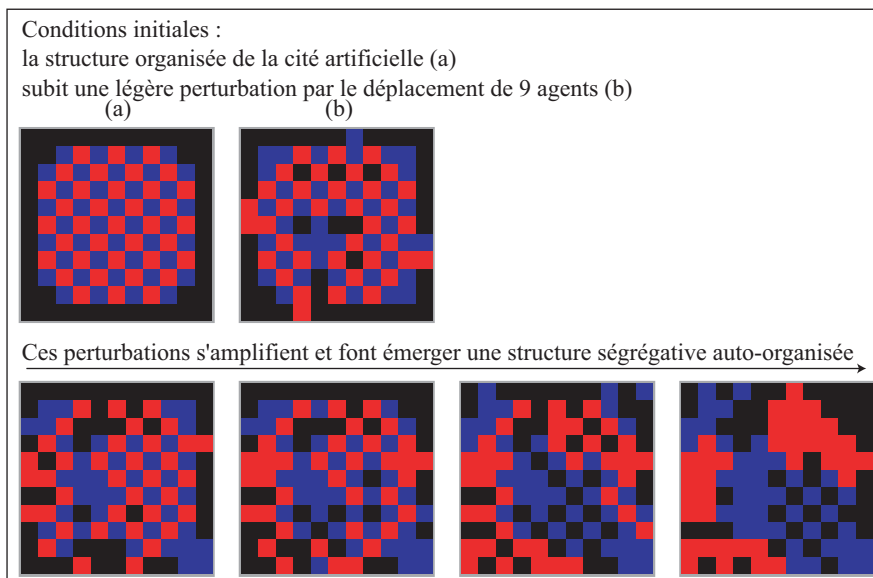
On reconnaît trois types de fluctuations qui peuvent être à l'origine d'un changement de trajectoire d'un système. La première est une variation quantitative de l'un des paramètres qui gouvernent l'évolution du modèle, ce changement quantitatif entraînant un changement qualitatif dans la dynamique du système. Ce type de phénomène est courant en géographie économique. Par exemple, lorsque des économies d'agglomération se transforment en déséconomies d'agglomération¹, certains secteurs d'activités ou catégories de populations ont tendance à quitter le centre des grandes agglomérations. De même, lorsque les prix sont soumis à de brusques fluctuations, par les mécanismes de l'offre et de la demande notamment, il peut s'ensuivre un ensemble de réactions en chaînes qui, dans le secteur financier par exemple, peut provoquer un crack boursier. E. Helpman et P. Krugman montrent dans ce contexte l'incidence de la variation des prix sur la structure du commerce international, les pays riches ayant tour à tour tendance à privilégier ou à réduire fortement leurs activités commerciales avec les pays dits « périphériques » [Helpman et Krugman 1985 ; Krugman 1997]. Ces types de changement sont également nombreux en écologie animale – lorsque le stock de prédateurs devient relativement plus important que les ressources alimentaires par exemple [Volterra 1926] – et ont donné lieu à des modèles de gestion de ressources lorsque le prédateur est l'homme [Schaeffer 1957]. L'épuisement d'une ressource peut ainsi modifier en profondeur la structure d'un système, les nombreuses villes minières du nord de la France en sont encore le témoin.

L'apparition d'un événement exogène est un second type de variation qui peut entraîner un changement de trajectoire du système. Ce type de variation est extrêmement courant dans les sociétés d'insectes (incendie, inondation etc.) et dans les sociétés humaines. La diffusion du maïs hybride dans le Béarn en est un exemple, avec des bouleversements dans les pratiques sociales ou professionnelles, H. Mendras parlant de « *la fin des paysans* » (1967). De manière générale, les grandes révolutions techniques ont modifié en profondeur les structures et les comportements (sociaux et spatiaux), à l'image du chemin de fer ou des transports aériens. Dans ce contexte, l'événement qui vient perturber le système n'est pas entièrement exogène au système car il est produit par de nouvelles propriétés issues des autres niveaux avec lequel il est relié, les systèmes étant eux-mêmes des sous-systèmes de systèmes plus englobant.

¹ Hausse des temps de transport intra-urbain, augmentation de la pollution ou de la violence urbaine.

Enfin, lorsque les systèmes sont dans un état d'équilibre instable, le hasard peut provoquer une fluctuation initiale qui peut s'amplifier et entraîner alors le système vers un nouvel équilibre. Imaginons par exemple la cité artificielle idéale de Schelling : chaque individu souhaite une localisation qui respecte ses objectifs à un niveau local¹ et un « aménageur » désire une organisation spatiale de la cité qui respecte des objectifs à un niveau global, qui ne peuvent être en contradiction avec ceux des individus. Il est possible de disposer les « habitants » selon une organisation qui respecte ces deux contraintes – locale et globale – : l'organisation est alors le produit d'un arrangement centralisé, créé de manière « autoritaire » par l'aménageur, soit une mosaïque d'habitants constitués de deux groupes homogènes (*a*) sur *figure 41*). Supposons maintenant que quelques individus, pour des raisons professionnelles par exemple, soient amenés à déménager dans de nouveaux quartiers (*b*). Ces arrivants, disons les « rouges », ne provoquent pas de transformations dans leurs nouveaux lieux d'implantation tant que les objectifs des « bleus » sont respectés. A l'opposé, dans le quartier qu'ils viennent de quitter, leurs congénères se retrouvent en minorité, et sont contraints à se déplacer également. Ainsi, quelques déplacements initiaux vont entraîner un processus auto-amplifiant ; des boucles de rétroaction positives se mettent en place et viennent modifier la structure organisée qui caractérisait le système. Le hasard peut donc jouer un rôle fondamental dans de nombreux systèmes, celui-ci créant des fluctuations à partir desquelles des propriétés ou des structures vont émerger.

figure 41 D'un système organisé à un système auto-organisé



¹ Les règles de comportement sont identiques à celles présentées dans l'introduction de ce texte, soit une tolérance qui fixe le voisinage à : 1 voisin identique si l'individu a 1 ou 2 voisins ; au moins 2 voisins identiques, si l'individu a entre 3 et 5 voisins et un minimum de 3 voisins identiques si l'individu est entouré de 6 à 8 voisins.

Ce dernier exemple est intéressant à deux égards. Le premier est que la répétition de l'expérience produit toujours une structure émergente de type ségrégative, même si les arrangements, l'expression géographique de cette émergence, sont légèrement différents au terme des diverses simulations. Ainsi pour ce modèle, malgré les trajectoires envisageables, il existe un attracteur clairement identifié, une fois que la bifurcation s'est produite. La trajectoire ainsi choisie est donc la plus stable de toutes les trajectoires possibles et permet au système de persister dans le temps et d'être observable [Prigogine et Stengers 1988]. Tout système dans son évolution tend à converger vers un attracteur. En cas d'auto-catalyse, l'attracteur d'un système dynamique peut être modifié, c'est le cas des systèmes précédents. Lorsque les rétroactions négatives jouent dans le sens de l'homéostasie, le système tendra à converger vers le même attracteur qui assure sa stabilité.

Le second point d'intérêt et sur lequel il faut insister est la nature décentralisée des systèmes auto-organisés. Lors de l'initialisation du modèle, les habitants virtuels sont contraints, par le modélisateur, à une répartition homogène dans l'espace. Le système est stable, car aucun individu une fois installé ne se déplace compte tenu des règles qui guident son comportement. Ce système n'est pas un système auto-organisé, mais un système organisé de manière très centralisée, le modélisateur jouant le rôle d'un planificateur-aménageur autoritaire. Or une petite fluctuation locale, telle que le déplacement de quelques individus, peut faire passer ce système organisé à un autre système organisé à structure radicalement différente, produit de l'auto-organisation du système.

VI.2.3.3 UN UNIVERS DÉCENTRALISÉ

Comme l'indique le préfixe *auto*, les mécanismes dynamiques qui participent à l'organisation d'un système ne sont pas imposés par une « force » externe ou interne au système, ni ne sont explicitement codés dans le comportement des entités qui le composent. Les termites n'ont individuellement pas les capacités de construire leurs nids car elles n'ont pas de vision d'ensemble ou de plans généraux comme en ont les architectes, et la reine n'est pas un architecte. Il n'y a donc pas une représentation globale des situations, capable de produire des plans d'ensemble ou des stratégies collectives [Deneubourg 1977], ceux-ci étant produits par le jeu des interactions entre agents.

Les phénomènes, les comportements, les processus qui émergent à un niveau global à partir de l'interaction de comportements, de phénomènes ou de processus locaux non intentionnels sont nombreux dans les sociétés humaines. Les paniques collectives, les manifestations ou les marchés sont autant d'exemples qui les caractérisent, à l'image de ce que dit M. Friedman pour l'économie : « *L'ordre économique est une émergence, c'est la conséquence non*

intentionnelle et non voulue des actions d'un grand nombre de personnes mues par leurs seuls intérêts»¹. Les structures sociales et spatiales peuvent également s'interpréter en terme de processus décentralisés, car la multitude de décisions individuelles, que ce soit le fait de migrer, de consommer, d'investir, d'adopter une innovation ont des effets sur la structure (sociale et spatiale) des systèmes, et se produisent « [...] *en dehors de toute planification autoritaire ou de toute volonté concertée, et le plus souvent en toute inconscience de l'existence d'un « système » matérialisant les interdépendances entre les lieux* » [Pumain 1997, 125].

Enoncé en ces termes, ceci implique de reconsidérer la manière d'appréhender les phénomènes qui se diffusent dans l'espace géographique. Les modèles d'interactions spatiales, comme le modèle gravitaire par exemple, fonctionnent de manière très centralisée, l'existence d'un « projet » global du système ou une loi générale et universelle venant s'imposer aux éléments qui le constituent : le taux d'adoption est fonction de la taille de la ville et des distances qui la sépare des autres villes du système. Reconsidérer le phénomène selon un point de vue décentralisé signifie alors que l'individu ou la ville dispose de compétences, de qualités, de « comportements », de relations non exclusivement spatiales et que cet ensemble d'attributs l'amène à évoluer dans et avec son environnement. Si cet ensemble d'individus ou de villes interagissant produit une diffusion qui s'établit selon la hiérarchie des lieux par exemple, on n'aura pas simplement, de manière détournée, réinventé un processus déjà connu, mais on aura démontré que des phénomènes organisés comme celui-ci peuvent se réaliser en dehors de tout déterminisme, qu'il soit social ou spatial. Ceci est d'autant plus important que de nombreuses innovations ne suivent pas forcément dans leur diffusion les canaux que le système « voudrait » leur imposer : certaines sont stoppées dans leur progression, d'autres privilégient des facteurs d'attraction économiques (comme on l'a vu pour le travail intérimaire par exemple), d'autres sont en partie dirigées par des acteurs qui ont des stratégies différentes de celles, « naturelles », du système dans lequel elles s'insèrent. C'est donc en privilégiant une prise en compte des attributs propres à chacun des éléments en interactions du système que l'on peut se détacher d'une approche centralisée, déterministe, des structures spatiales sur la diffusion des innovations. On verra dans une section suivante que des architectures telle celle du modèle SIMPOP [Bura *et al.* 1996], sont bien adaptées pour prendre en compte ce type de logique.

¹ FRIEDMAN M. (1980), *Free to choose*. Cité par J.-P. Dupuy (1992), *Introduction aux sciences sociales : logiques des phénomènes collectifs*. Ellipse, p. 199. Rappelons que le chef de file de « l'Ecole de Chicago » est hostile à toute forme d'interventionnisme, considérant que l'Etat est un mal nécessaire qu'il convient de limiter. Dans ce cadre d'analyse, les théories de l'auto-organisation ont valeur de thèse irréfutable pour un libéralisme économique sans faille.

VI.2.3.4 LA DIFFUSION SPATIALE EST-ELLE UN PHENOMENE AUTO-ORGANISE?

D'après ce qui a été dit précédemment, on peut définir l'auto-organisation comme un ensemble de mécanismes dynamiques qui conduisent à l'apparition d'une propriété au niveau global d'un système par le jeu des interactions qui se produisent entre ses composants de niveaux inférieurs. Ces éléments de niveaux inférieurs ne sont pas contrôlés par le niveau global, mais ont des comportements qui peuvent obéir à un contexte ou à des références qui leur sont propres. Les variations, les rétroactions, l'auto-catalyse sont ainsi autant de mécanismes dynamiques qui conduisent à l'émergence de telles propriétés. Ainsi défini, les caractéristiques des phénomènes auto-organisés peuvent être associées à une problématique de recherche portant sur les phénomènes de diffusion dans l'espace géographique.

La nature décentralisée des phénomènes auto-organisés est en partie vérifiée pour les phénomènes de diffusion, car les exemples de diffusion totalement planifiée se conformant avec précision aux plans originels, sont peu nombreux. Cependant, à l'instar des travaux de L. Brown (1981) et en conservant l'idée que les phénomènes de diffusion sont des phénomènes émergents, en ce sens qu'ils ne se contrôlent pas ou seulement partiellement, on peut parler d'un impératif téléologique pour ceux qui tentent de la contrôler. S'il n'y a pas contrôle à proprement parler, l'intentionnalité est bien présente : des acteurs se donnent les moyens de créer les opportunités pour que la diffusion se réalise, et donc de créer les conditions de l'émergence en « ouvrant » des trajectoires possibles. Si la diffusion ne se pilote pas car le niveau d'adoption dépend du comportement des individus, les conditions peuvent cependant être créées pour que la diffusion se réalise selon une certaine tendance. La diffusion du maïs hybride dans le Béarn ou la diffusion des subventions au pâturage en Suède en sont les exemples : les dirigeants agricoles et l'Etat créent volontairement les conditions favorables d'une diffusion. Dans ces contextes, on peut prédire qu'il y aura émergence sans pouvoir estimer le niveau d'adoption, les lieux et le temps de l'adoption.

Outre la nature décentralisée des phénomènes de propagation, les mécanismes qui mènent à leur émergence sont également communs aux phénomènes auto-organisés. Les phénomènes d'amplification, par le biais des rétroactions positives, sont à l'origine de nombreuses propagations de produits de consommation de masse. Pour ces produits, l'accroissement du nombre d'utilisateurs fonctionne selon un effet « boule de neige », à l'image du fax ou du téléphone : l'utilité de la nouveauté est faible lorsque l'innovation apparaît, car il y a peu d'utilisateurs, mais son utilité augmente rapidement, au fur et à mesure que le volume d'utilisateurs s'accroît. Les effets stabilisateurs, avec les rétroactions négatives, sont également importants pour les phénomènes qui se propagent dans un système. La stabilisation peut prendre

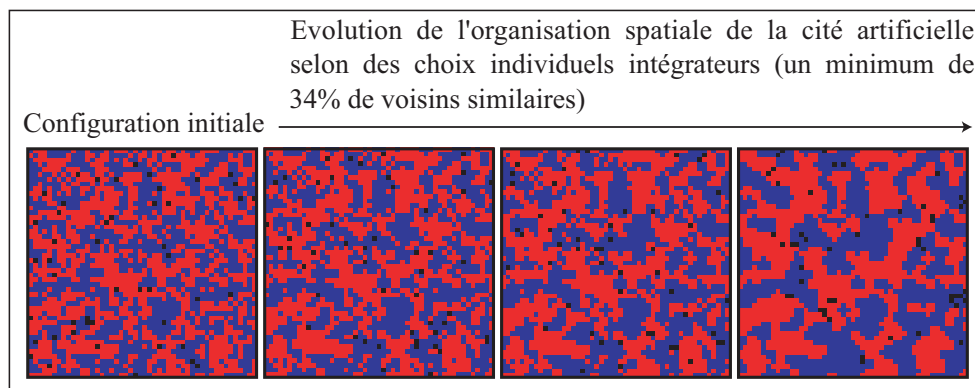
la forme de saturation, car le nombre limité d'adoptants potentiels amène l'innovation à son stade final d'adoption, tel qu'on le formalise avec la fonction logistique. La stabilisation peut également se réaliser par le biais de l'épuisement des ressources nécessaires à la diffusion, comme c'est le cas pour la propagation des incendies ou pour l'exploitation de ressources naturelles dans les fronts pionniers. Enfin la stabilisation peut être le résultat de la concurrence entre diverses innovations, car une innovation est très rarement exclusive sur un marché, elle est souvent en compétition avec d'autres innovations avec lesquelles elle se partage le même segment de marché.

Les phénomènes qui se diffusent dans un système peuvent enfin être analysés selon le point de vue de l'auto-organisation dans la mesure où dans bien des cas, les agents se réapproprient l'innovation, la modifie, en font de nouveaux usages. De nombreuses innovations doivent leur succès à cette réappropriation de l'objet par les individus, indépendamment des objectifs initiaux des concepteurs de l'innovation : le téléphone, le Minitel, Internet en sont des exemples. Cette réappropriation de l'objet par les individus accentue l'imprévisibilité de la diffusion à un niveau global, mais ne doit cependant pas décourager toute tentative d'étude de ces phénomènes. L'approche par la théorie de l'auto-organisation peut nous éclairer sur les formes possibles de l'évolution d'une diffusion, nous apporter une vision prospective des différentes trajectoires possibles du phénomène.

Mais l'auto-organisation n'est pas un mécanisme universel car d'autres mécanismes peuvent être à l'origine de modèles globaux d'un système, même si les individus qui le composent ne sont pas « conscients » de ces mécanismes. Cette remarque est d'autant plus pertinente en géographie que bien des phénomènes s'inscrivent dans un espace structuré qui va contraindre le comportement des individus : un individu n'est pas forcément conscient que l'objet qu'il adopte à un moment donné et en un lieu donné ne se réalise que parce que ce lieu est intégré à un système global, celui des villes par exemple, et que celui-ci conditionne largement la circulation des hommes et des informations et donc la disponibilité de l'innovation. Ces pré-modèles, comme les appellent les entomologistes [Bonabeau *et al.* 1997a], ont un poids non négligeable dans nombre de phénomènes car ils peuvent orienter les formes produites ou dans notre cas, les voies prises par la propagation. Dans ce cas, le phénomène que l'on observe à un niveau global est tributaire de l'environnement dans lequel les individus vivent et interagissent, celui-ci devant alors être pris en compte dans l'explication du phénomène. Le poids de l'environnement dans la plupart des systèmes est important car il vient contraindre, comme nous l'avons vu dans la section consacrée à l'émergence de second ordre, le comportement des individus. Dans les phénomènes de diffusion, l'environnement est souvent une condition initiale, un état des lieux avant que l'innovation ne soit introduite dans le système : ce peut être la localisation des individus,

L'existence des réseaux physiques de communications, l'existence d'un système urbain etc. Or ces conditions initiales ne sont pas sans incidence sur le devenir de la diffusion ou sur les formes spatiales du phénomène que l'on observe à un niveau global. Le modèle de T. Schelling montre dans quelle mesure les conditions initiales déterminent les formes à venir de la ville artificielle. En effet, si la répartition des individus dans l'espace n'est pas aléatoire mais si elle présente une certaine organisation, celle-ci aura tendance à être préservée dans ses grands traits et à s'accroître (*figure 42*).

figure 42 Evolution de l'organisation spatiale de la cité artificielle « contraintes » par ses conditions initiales



Selon cette perspective, ce seraient les structures spatiales qui piloteraient la propagation d'un phénomène dans l'espace géographique et donc excluraient en partie la diffusion du champ de l'auto-organisation. Or comme cela a été évoqué (*II.3.2*), si les structures spatiales sont des éléments importants de contrainte pour les comportements individuels, ce sont ces mêmes comportements qui en sont à l'origine et peuvent les modifier, au moins en partie. Par ailleurs, la décision d'adopter ou non relève la plupart du temps de choix individuels, indépendamment des structures spatiales existantes. Dans nombre de diffusions observées, les effets de compensation entre ces différentes intentionnalités produisent des régularités au niveau global, ce qui permet d'élaborer des modèles agrégés à fort pouvoir descriptif. Mais ces modèles ne sont pas capables de faire autre chose que ce qu'ils sont supposés produire : ils n'ont qu'un faible pouvoir explicatif. Ainsi, même si elles ne peuvent entièrement appréhender les phénomènes, les théories de l'auto-organisation proposent un environnement pour comprendre comment les systèmes fonctionnent de manière dynamique et interactive, et offrent des techniques pour simuler de tels phénomènes.

CONCLUSION DU CHAPITRE 3

Les sciences de la complexité permettent d'appréhender les phénomènes observables à un certain niveau comme le résultat de processus qui opèrent à des niveaux inférieurs. Les interactions entre éléments qui se situent dans ces niveaux inférieurs et les résultats qui en découlent ne sont pas déterminés ni contrôlés par les niveaux supérieurs, mais ils en sont une propriété émergente, donnant ainsi un nouveau niveau d'organisation ou d'observation, que l'on peut modéliser car il est persistant et stable dans le temps. Ces structures, ces lois ou ces propriétés qui apparaissent à un certain niveau ne peuvent être alors appréhendées par une approche réductionniste car les catégories nécessaires pour les décrire au niveau de l'agrégat sont absentes des niveaux inférieurs.

Modéliser les phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique à l'aide des théories de l'auto-organisation nécessite dans un premier temps d'identifier les objets élémentaires les plus pertinents par rapport à la problématique posée. En accord avec ce qui a été dit dans la première partie, cet objet élémentaire est représenté par l'unité décisionnelle : ce sera un individu s'il s'agit d'une maladie, un ménage s'il s'agit d'une subvention allouée aux ménages, une entreprise s'il s'agit d'une innovation productive etc. Conformément à ce principe, une somme d'adoptants telle qu'on pourrait la calculer au niveau d'une ville sera considéré comme un niveau d'observation supérieur au niveau élémentaire. Simuler l'évolution de la diffusion à un niveau global à partir de l'évolution du comportement des individus face à l'innovation suppose également que l'on pose un certain nombre d'hypothèses sur le comportement de ces individus et sur les règles de changement qui peuvent les affecter. Ces hypothèses ont été largement développées dans la partie I et seront à nouveau discutées lors de la présentation des différents modèles dans la partie III. Il reste à préciser que ce sont les résultats à un niveau global qui présentent de l'intérêt ici, même si les règles du changement sont formulées au niveau de l'individu : l'hypothèse de travail est que seule l'existence de comportements différenciés entre des individus en interaction permet de rendre compte de la dynamique des phénomènes de diffusion.

Les méthodes qui prennent en compte le rôle des comportements individuels et les interactions entre entités élémentaires ou entre niveaux d'organisation différents font largement appel à la simulation. C'est pourquoi le chapitre suivant est consacré à une présentation générale de la simulation, avant que ne soient présentées les méthodes qui souscrivent à nos objectifs de recherche, c'est-à-dire la systémique, la microsimulation et les automates cellulaires. Les limites de ces méthodes amèneront toutefois à présenter dans un autre chapitre la simulation par les systèmes multi-agents.

CHAPITRE 4. LA SIMULATION COMME METHODE DE RECHERCHE

L'hypothèse de ce travail est que les phénomènes qui se diffusent dans l'espace géographique et que l'on observe à un niveau agrégé sont le résultat d'un grand nombre de décisions individuelles en interactions, c'est-à-dire qu'elles sont dépendantes en partie les unes des autres. L'objectif étant d'expliquer les mécanismes inhérents à l'évolution de la diffusion au-delà de sa simple description, il faut revenir au niveau des entités élémentaires à l'origine de la propagation du phénomène. Cela implique de poser des hypothèses sur le fonctionnement de ces entités, de produire un modèle qui intègre ces différentes composantes et d'observer par la simulation les résultats de ces comportements en interaction. Il est cependant difficile, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, de spécifier les parties en fonction du tout que l'on observe, la seule démarche qui permet de reproduire ce phénomène est alors une approche constructiviste [Piaget 1967 ; Papert et Harel 1991]. Pour M. Resnick (1994a), la démarche constructiviste est une démarche expérimentale et empirique, car elle suppose de re-construire un objet existant par un mécanisme d'aller-retour entre la réalité et le modèle qui est supposé la remplacer. Outre son intérêt pédagogique, cette démarche prend toute sa signification lorsqu'elle s'insère dans un objectif heuristique, comme le démontrent les travaux de T. Hägerstrand (*Chapitre 2*). Lorsqu'elle est associée à une modélisation capable de reproduire l'évolution d'un système et à l'outil informatique, la démarche constructiviste peut alors être envisagée à travers des méthodes de simulation.

Utiliser la simulation comme une méthode d'exploration des comportements et du devenir des systèmes sociaux et spatiaux implique d'en maîtriser les étapes de construction, du modèle à sa validation, c'est ce qui sera exposé dans un premier temps. Mais la diversité des méthodes de simulation implique également de choisir la méthode la plus appropriée. Les éléments de justification de ce choix consistent dans les capacités de la méthode à prendre en compte l'existence de plusieurs niveaux d'organisation, à modéliser des interactions sociales et spatiales, et à privilégier davantage un objectif explicatif que prédictif.

C'est dans cette optique que sont présentés les principes de la simulation, puis dans une section suivante, les différentes méthodes de simulation, avec les avantages et les limites de chacune d'entre elles par rapport à notre problématique.

VII PRINCIPES GENERAUX DE LA SIMULATION

Alors que l'expérimentation est une démarche classique dans les sciences physiques, elle s'avère difficile, voire impossible, dans la plupart des sciences humaines et sociales. Il est en effet peu envisageable, pour des considérations éthiques, économiques ou des impossibilités techniques, de provoquer *in situ* l'apparition d'une rumeur et d'observer sa diffusion auprès des individus afin de comprendre les mécanismes qui en sont responsables. La simulation offre alors une voie alternative à l'expérimentation en direct. Avec la simulation, que ce soit en économie, en sociologie ou en géographie, il devient en effet possible de construire des modèles de la réalité que l'on souhaite étudier et de mener des expériences sur ces représentations du réel. La simulation permet donc de mener des expériences dans des conditions de laboratoire, en testant différentes configurations possibles, en observant leurs conséquences sur le devenir du modèle pour éventuellement en induire ce qui se passerait dans la réalité sous des conditions analogues. Ce sont alors les objectifs associés au modèle qui déterminent le type, la quantité et la qualité des propriétés à prendre en compte. Mais dans quelle mesure les caractéristiques de la simulation peuvent-elles répondre à ces objectifs ?

VII.1 DE L'UTILITE DE LA SIMULATION

Les objectifs que l'on associe à la simulation amènent à choisir parmi de nombreuses méthodes et orientent les étapes de la conception du modèle. Trois grandes catégories d'objectifs peuvent être ainsi distinguées.

Historiquement, les premières méthodes de simulation sont basées sur le principe de l'analogie. Dans l'idéal, la connaissance précise d'un phénomène permet de le reproduire sous la forme d'un modèle qui, une fois construit, autorise toute une série d'expérimentations. L'objectif de la simulation est dans ce cas de substituer le modèle à la réalité pour mener des expériences qu'il serait difficile d'envisager autrement. La simulation des avalanches ou les simulateurs de vols en sont des exemples. Ces modèles s'avèrent indispensables lorsqu'il est impossible d'expérimenter directement sur le réel, mais également lorsqu'ils sont amenés à être utilisés par des non-spécialistes, tels que les systèmes experts par exemple. On trouve également, dans cette catégorie de simulation analogique, des modèles dont l'objectif est davantage ludique ou pédagogique, comme les modèles de simulation d'investissement financier (*Bourstad*) ou la gestion de la croissance d'une ville (*SimCity*).

Une seconde catégorie de méthodes de simulation a pour objectif principal la prédiction. La production d'un modèle capable de suivre la dynamique d'un phénomène permet, lorsque le

temps s'écoule, de donner une image de ce phénomène dans un futur plus ou moins proche. Ces modèles sont construits en partie sur une analogie avec le réel. Une analogie stricte sera respectée lorsqu'on cherche à prévoir les paramètres limites de fonctionnement de l'objet, comme on le fait en aéronautique par exemple : rechercher les limites de tolérance d'un avion sous certaines contraintes implique que le modèle produit soit conforme à la réalité. En revanche, lorsque les résultats des simulations importent davantage que les mécanismes qui gouvernent l'évolution de l'objet, l'analogie est moins stricte et le phénomène est élaboré sous la forme d'un modèle abstrait, en général sur un support informatique. On peut par exemple dans ce contexte faire référence aux nombreux modèles de simulation des politiques de relance économique (*Hermès*, *Metriè*) ou aux modèles de simulations démographiques (*Ingenue*).

On trouve enfin une troisième catégorie de méthodes de simulation qui se caractérise par ses objectifs heuristiques. Ces méthodes servent à obtenir une meilleure compréhension des phénomènes réels et permettent de tester des hypothèses lorsqu'il existe des inconnues dans leur fonctionnement et leur évolution. Cet objectif est primordial en sciences sociales car les objets d'études y sont éminemment dynamiques, ils ont à la fois une structure et un comportement en évolution. Il n'y aurait probablement plus rien à dire sur la diffusion des innovations si nous n'adoptions pas un point de vue qui permette d'explorer et de comprendre sa dynamique. L'objectif heuristique des méthodes de simulation est donc naturellement au cœur des préoccupations de la recherche et peut se coupler, sous certaines conditions, à un objectif prédictif. Comme le soulignent N. Gilbert et K. Troitzsch (1999, 7), « [...] *a successful predictive model will contribute to understanding at least to some degree, while an explanatory model will always be capable of making some predictions, even if they are not very precise* ».

L'objectif qui conduit à l'élaboration d'un modèle de simulation influence également le contenu de celle-ci. En effet, entre le moment où une question est posée en terme de simulation et le moment où le modèle est capable de simuler l'évolution d'un phénomène, de nombreuses étapes doivent être franchies.

VII.2 LES DIFFERENTES ETAPES DE LA SIMULATION

Lors de la présentation des travaux de T. Hägerstrand, la simulation a été envisagée comme une méthode consistant à créer un univers artificiel à partir de théories, de lois ou d'hypothèses et à observer le comportement de cet artefact sous quelques aspects lorsque le modèle était soumis à des variations, notamment temporelles. Il faut maintenant préciser les différentes phases qui accompagnent l'élaboration d'un modèle de simulation.

VII.2.1 UNE SIMPLIFICATION DU REEL

Quelle que soit la méthode employée, celle-ci passe par la construction d'une représentation de la réalité, un modèle, que l'on va ensuite observer dans son évolution et tester pour en mesurer la validité. Le modèle, qu'il soit formulé en langage mathématique, statistique ou sous forme de règles est nécessairement une réduction du réel qu'il est supposé représenter, car les phénomènes sociaux ou spatiaux ne peuvent être étudiés dans leur totalité. On se limite donc, dans cette construction, aux propriétés les plus pertinentes par rapport à la question posée, ces propriétés pouvant être modifiées dans la phase d'évaluation des résultats des simulations [Heudin 1994].

Cette première étape, qui consiste à sélectionner les aspects qui semblent les plus significatifs par rapport aux objectifs du modèle, peut être influencée par des analogies, des réflexions théoriques et des observations du réel. La construction du modèle de T. Hägerstrand (1965) repose sur ces principes, pour lequel des mesures du phénomène et de son environnement sont réalisées, celles-ci permettant de poser des hypothèses sur l'architecture du modèle, de définir la valeur de certains de ses paramètres ainsi que ses conditions initiales. D'autres types de modélisation, notamment en recherche exploratoire, privilégient une simplification à « l'extrême » du réel, c'est le cas par exemple du modèle de T. Schelling (1969). En général, lorsque l'objectif est surtout explicatif, les données empiriques et les hypothèses sont en nombre réduit. Au contraire, lorsque l'objectif est surtout prédictif, la quantité de données empiriques et le nombre d'hypothèses nécessaires à la construction du modèle auront tendance à augmenter [Axelrod 1997 ; Hegselmann et Flache 1998]. Les différents modèles de simulation se disposent finalement dans un continuum, entre des modèles totalement épurés, qui servent à la recherche théorique et dont l'objectif est de fournir des résultats et des explications, souvent partielles, applicables à de nombreuses situations¹, et des modèles dont le projet nomothétique n'est pas la priorité, construit pour rendre compte de l'évolution d'un cas particulier² [Axtell et Epstein 1994]. Tout projet de modélisation est alors confronté à un choix dans cette gamme, le danger étant de s'obstiner à valider un modèle en le confrontant à la réalité alors que celui-ci est conçu de manière épurée, dans une optique strictement explicative, ou de vouloir reproduire de manière « trop parfaite » la réalité au risque de perdre toute capacité d'explication et de validation. Comme le soulignent à ce propos N. Gilbert et K. Troitzsch (1999, 19), « *The best map of the world is the world itself, but unfortunately such verisimilitude teaches us nothing about how the world works* ».

¹ Voir par exemple le modèle de S. Page (1998) sur l'émergence des villes.

² Voir par exemple les travaux de A. Langlois et M. Phipps (1997) sur l'extension urbaine d'Ottawa-Hull ou de J. -P. Chery (1998) sur les interactions entre différents groupes sociaux.

Il est alors possible d'imaginer une typologie des modèles de simulation selon leur état de performance : entre des modèles épurés – respectivement raffinés – dont les performances se situent dans leurs capacités à produire des résultats qualitativement – respectivement quantitativement – proches des macro-structures observées. Mais cette typologie ne doit pas, lorsqu'on se situe dans une approche individu-centrée, se limiter à des comparaisons en terme de macro-structures. Deux modèles peuvent en effet produire, à partir de comportements individuels différents, des résultats équivalents à un niveau macro. Il faut donc distinguer les modèles de simulation capables de produire à la fois des résultats proches des macro-structures et des micro-comportements observés. Selon ces différents éléments, on peut alors proposer une typologie des modèles de simulation telle que :

- état 1 : le modèle permet de reproduire des résultats qualitativement proche des macro-structures observées ;
- état 2 : le modèle permet de reproduire des résultats quantitativement proche des macro-structures observées ;
- état 3 : le modèle permet de reproduire des résultats quantitativement proche des macro-structures et des micro-comportements observés.

On peut alors constater que selon l'antériorité de la méthode, l'état de performance du modèle sera en général plus ou moins avancé. Ainsi, la plupart des modèles à base d'automates cellulaires ou de systèmes multi-agents ont davantage un état de performance proche de 1, alors que des modèles de microsimulation par exemple sont davantage proche de l'état 2. On peut enfin noter que des modélisations hybrides, qui prennent en compte par exemple les potentialités des SMA et de la microsimulation peuvent atteindre un état de performance proche de 3.

Mais il ne faut pas considérer ces états de performance comme une échelle hiérarchique qu'il faudrait absolument gravir, et le seul constat d'une corrélation entre l'antériorité de la méthode et son « avancement » dans les états de performance ne signifie pas que les uns sont plus « au point » que les autres. Peut-être faut-il y voir davantage une différenciation en terme de projet : ce sont l'état d'avancement des connaissances dans le domaine considéré, les questions relatives à ce domaine et les objectifs de la modélisation qui doivent déterminer a priori l'état pertinent où se situera le modèle, et non pas l'état à atteindre qui détermine les questions.

VII.2.2 CONSTRUCTION ET VERIFICATION D'UN MODELE DE SIMULATION

Le niveau d'abstraction auquel on se réfère pour représenter le réel a nécessairement une incidence sur le type de modèle choisi et sur sa construction. Ce modèle, qui sera soumis à la simulation, est évidemment dynamique et peut être écrit sous différentes formes. Les hypothèses

posées sur le fonctionnement du phénomène peuvent être formalisées à base d'équations différentielles. Elles peuvent également être formalisées par des boucles de causalité, comme dans les systèmes dynamiques, ou encore à base de règles avec les automates cellulaires ou les systèmes multi-agents. A ce stade de la construction du modèle, deux remarques s'imposent.

La première est liée au niveau d'agrégation le plus approprié par rapport au phénomène étudié, parce que de lui dépendent le choix de telle ou telle méthode et le formalisme qui y est associé. Dans une approche holistique par exemple, pour laquelle tous les niveaux d'organisation doivent être pris en compte ainsi que leurs interactions, les modèles de type système dynamique seront privilégiés par rapport à des modèles à base d'équations différentielles qui ne permettent de prendre en compte qu'un nombre restreint de relations entre les éléments du système.

La seconde remarque porte sur les risques d'erreurs liés à la construction du modèle, qu'elles soient d'ordre logique ou technique. On admet que plus un modèle prend en compte un nombre élevé de paramètres, de relations entre variables, qu'elles soient formalisées sous forme d'équations différentielles, sous forme logique ou selon des règles, plus le risque de faire des erreurs est important, et donc de produire des résultats erronés. Les risques d'erreurs associés à un modèle de type automate cellulaire par exemple, qui est en général conçu à partir de quelques règles comportementales simples, est sans commune mesure avec les risques d'erreurs associés à la construction d'un modèle de type système dynamique dans lequel peuvent être introduits plusieurs centaines de variables d'état et plusieurs milliers d'équations. Ainsi, une fois le modèle construit, une étape importante consiste à en vérifier la structure. A ce stade, l'enjeu est de contrôler la logique du modèle pour ne pas risquer d'interpréter des résultats qui ne seraient finalement que le produit d'erreurs de conception du modèle.

Une fois le modèle construit, puis traduit en langage formel, celui-ci sera en général programmé en langage informatique, puis vérifié, le modèle étant lancé pour simuler le comportement du système et donner en sortie une série de résultats. Comme le souligne A. Dauphiné (1987, 30), « *La comparaison de ces sorties avec des données, qui représentent le réel, permet de vérifier la pertinence du modèle ; il pourra être conservé, rejeté, ou, cas le plus fréquent, corrigé* ». Ainsi, en pratique, les premières périodes de simulation permettent de modifier et de tester de manière graduelle différentes hypothèses et différents modèles. La répétition des simulations permet d'affiner le modèle jusqu'à ce que le modèle « idéal » puisse être atteint, comme on a pu le constater dans la progression du modèle I au modèle III de T. Hägerstrand (1965). Une fois que le modèle est jugé satisfaisant par rapport aux attentes, on entre dans une période de validation et d'analyse de sensibilité du modèle.

VII.2.3 VALIDATION ET ANALYSE DE SENSIBILITE DU MODELE DE SIMULATION

On ne simule pas la réalité dans toute sa complexité et tout son raffinement. Seul le modèle est simulé, c'est-à-dire une réplique simplifiée de la réalité. Se pose alors la question de la validation, qui consiste à déterminer le degré de cohérence entre le comportement du modèle simulé et le comportement du réel. Le modèle de simulation est également soumis à une série d'expériences qui servent à établir son degré de sensibilité à des changements apportés aux valeurs des paramètres.

VII.2.3.1 VERIFICATION OU VALIDATION D'UN MODELE DE SIMULATION

La validation d'un modèle de simulation consiste à « mesurer » le degré de cohérence du modèle par rapport aux objectifs qui ont mené à sa construction. Si celui-ci est élaboré afin de reproduire au plus près un cas particulier ou si la prédiction est l'objectif prioritaire, on dira qu'un modèle est valide s'il est capable de reproduire le comportement du phénomène réel qu'il est censé représenter. Dans ce cas, la validation peut être réalisée en comparant les résultats des simulations avec les données du phénomène observé. Si la confrontation va dans le sens d'une bonne adéquation du modèle au réel, alors le modèle est valide et il offre une base de départ fiable pour d'éventuelles prévisions. La prédiction consiste alors à faire « tourner » le modèle pour observer son comportement au-delà des données réelles dont on dispose.

Lorsque l'objectif du modèle est davantage explicatif, la validation peut également consister en une confrontation des résultats simulés aux données observées. Mais dans ce cas, le degré de ressemblance peut être inférieur à celui des simulations précédentes, car le modèle est en général construit sur un nombre limité de processus et peut, dans certains cas, être très abstrait. Il peut être alors difficile de trouver les données à confronter aux résultats du modèle. C'est le cas par exemple du modèle de T. Schelling (1969), dont l'objectif est d'identifier les processus qui engendrent des structures ségrégatives dans l'espace. Doit-on dans ce cas valider les processus à l'œuvre ou les résultats ? Cette question est d'autant plus fondamentale que, dans le domaine des sciences de la complexité et de l'intelligence artificielle distribuée, les modèles sont intentionnellement éloignés de la réalité, ce qui les rend difficilement comparables avec une situation réelle [Epstein et Axtell 1996]. Dans ce cas, la validation se rapproche davantage de la vérification, à savoir la cohérence de la construction et du fonctionnement d'ensemble du modèle, la pertinence des hypothèses et des processus retenus pour représenter un phénomène. En ce sens, l'étude du comportement d'un système complexe s'approche davantage d'une science expérimentale [de Rosnay 1995]. Si cette construction ne résiste pas à la critique, alors le modèle est réfuté.

Il faut encore veiller à deux points particuliers dans la procédure de validation ou de vérification du modèle. Le premier est que la plupart des simulations sont réalisées en utilisant des nombres aléatoires, ce qui signifie qu'à partir d'un même modèle, deux simulations peuvent avoir des résultats différents. L'utilisation des nombres aléatoires se justifie lorsqu'ils se substituent aux événements de la vie que l'on ne peut modéliser. Comme nous l'avons vu avec le modèle de T. Hägerstrand (1965), s'il est possible de formaliser les mécanismes d'interactions entre individus, on ne peut par contre prédire s'il y aura interaction et son moment. Les nombres aléatoires se substituent alors à cette interrogation en introduisant le « hasard de la vie » dans ce monde artificiel. Les nombres aléatoires peuvent également remplacer des facteurs jugés peu pertinents par rapport aux objectifs fixés. Ainsi dans le modèle de T. Schelling (1969), les individus qui ne sont pas satisfaits de leur localisation se déplacent au hasard dans la grille, l'intérêt n'étant pas le déplacement en lui-même, mais ses effets sur la structuration de l'espace. Les nombres aléatoires permettent enfin d'introduire les effets de variables difficiles à prendre en compte, parce qu'elles sont exogènes au système étudié ou parce que les données les concernant sont indisponibles ou non mesurables, comme certaines caractéristiques individuelles. Quels que soient les motifs qui justifient le recours aux nombres aléatoires dans la simulation, il faut donc garder à l'esprit que plusieurs simulations du même modèle doivent être réalisées afin d'observer les différentes manifestations, effets du hasard dans les résultats des simulations.

Le second point sur lequel il faut insister est la dépendance des résultats des simulations aux conditions initiales. Lorsque l'on s'intéresse à un phénomène spatialisé, la distribution initiale des objets dans l'espace peut avoir une incidence, selon les processus employés pour simuler le comportement de ces objets, sur « l'avenir » du phénomène en question. Nous avons par exemple montré qu'avec pour condition initiale les adoptants de 1928, les résultats des simulations sont moins pertinents que ceux qui ont pour situation initiale les adoptants de 1929, comme le fait T. Hägerstrand (*IV.7.2.1*). On peut alors « jouer » de cette relative inertie du phénomène en question pour tenter d'en modéliser son devenir, le modèle visant alors à reproduire le comportement d'un phénomène en particulier, l'application des automates cellulaires à l'étude de l'extension urbaine en est un exemple [Ellerkamp 2000]. On peut également se détacher du poids des conditions initiales lorsque seule la compréhension de la dynamique est importante. Dans le contexte de la croissance urbaine, cela se traduit par un espace initialement inoccupé dans lequel on place au hasard une cellule habitat, qui va ensuite évoluer selon les règles définies dans le modèle [Batty, Xie et Sun 1999]. On peut également introduire aléatoirement une hétérogénéité dans les conditions initiales, pour représenter par exemple la répartition des ressources et des populations [Bura *et al.* 1996]. Ainsi, selon les processus formalisés pour représenter la dynamique du phénomène et la nature des conditions initiales, le nombre de simulations nécessaires pour

obtenir une image correcte de l'évolution du phénomène sera variable. Il importe alors de tester la sensibilité des résultats obtenus aux conditions initiales, car de petites différences dans ces conditions peuvent avoir de larges effets sur les résultats des simulations.

VII.2.3.2 ANALYSE DE SENSIBILITE DES RESULTATS D'UN MODELE DE SIMULATION

L'analyse de sensibilité, qui vient en général après la validation du modèle, consiste à mesurer les conséquences sur les résultats de légères variations dans la valeur des paramètres initiaux. Cette analyse est fondamentale car elle révèle l'existence de seuils dans les valeurs des paramètres autour desquels le comportement dynamique du système se modifie, passant ainsi d'une phase à une autre [Langton 1991¹]. S. Bhargava (1993) montre par exemple qu'au-delà d'un certain seuil, la variation dans le nombre initial d'adoptants n'a plus d'incidence sur la temporalité de la diffusion pour un même espace de référence. De même, dans une approche expérimentale, il est possible de déterminer l'influence du paramètre de résistance des individus sur la diffusion d'un nouveau produit. Ce type d'expérimentation théorique permet d'identifier les paramètres sur lesquels il faut intervenir pour accompagner une diffusion dans le réel, mais également pour montrer la pertinence de certaines variables que des enquêtes ou recensements classiques ne prennent pas en compte, l'expérimentation pouvant alors orienter le type de données à collecter. L'analyse de sensibilité est cependant confrontée à une limite technique, car même avec un nombre limité de paramètres, le nombre de simulations nécessaires peut être très élevé compte tenu du nombre de combinaisons possibles. A ce stade, les hypothèses sur les processus à l'œuvre permettront alors de justifier le choix des paramètres et les plages de valeurs à examiner.

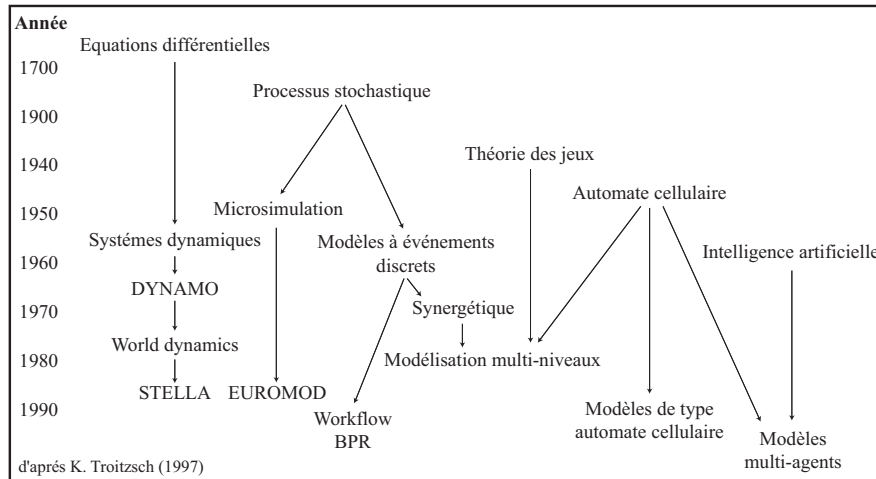
Qu'il soit construit pour être soumis à la simulation ou non, un modèle n'est qu'un artefact : il implique un certain degré d'abstraction par rapport au réel et ne peut donc prétendre à retrouver une exacte correspondance avec le réel. En effet, dans leurs fonctionnements, les modèles produisent des résultats qui peuvent coïncider avec la réalité, mais cela ne signifie pas que la réalité fonctionne exactement de cette manière : une coïncidence dans la distribution des phénomènes réels et simulés n'est pas nécessairement synonyme d'une identité fonctionnelle stricte. Seules alors la cohérence de la construction du modèle et des hypothèses sous-jacentes permettent de valider en partie les résultats, c'est là un principe fondamental de la simulation exploratoire. C'est en ayant à l'esprit ces quelques remarques que sont présentées dans la section suivante quelques-unes des principales méthodes de simulation disponibles, notamment celles qui apparaissent les plus en accord avec nos interrogations.

¹ « *Under what conditions can we expect a dynamics of information to emerge spontaneously and come to dominate the behavior of a CA ?* » (1991, 42). Dans les sciences de la complexité, C. Langton est le premier à avoir mené une étude systématique de ces seuils qui caractérisent des transitions de phase et à partir desquels le comportement dynamique d'un phénomène est modifié.

VIII GENESE ET METHODES DE SIMULATIONS EN SCIENCES SOCIALES

L'histoire de la simulation en science sociale commence avec le développement de modèles à base d'équations différentielles et connaît de grandes avancées, tant du point de vue des méthodes mises en place que par le nombre d'utilisateurs, avec l'avènement de l'informatique (figure 43).

figure 43 Historique des méthodes de simulation en sciences sociales



Les travaux de L. von Bertalanffy (1968) sur la dynamique des systèmes, de J. Forrester (1971) sur leur modélisation par le langage Dynamo et les premiers modèles à événements discrets donnent un essor considérable à la simulation en stimulant la naissance de nouveaux outils conceptuels et en permettant de définir la réalité d'une nouvelle manière, celle de la complexification des ensembles avec lesquels il faut composer [Gilbert et Troitzsch 1999]. Ces premières méthodes coïncident également avec les premières utilisations de l'ordinateur dans les centres de recherches et sont à l'origine d'un développement de nombreuses méthodes de résolution de problèmes complexes. La plupart de ces méthodes ont été appliquées à des questions qui relèvent, à des degrés variables, de géographie. L'approche systémique est certainement l'approche qui a le plus mobilisé les géographes [Groupe Dupont 1983 ; Auriac 1983 ; Groupe Amoral 1983]. Malgré son antériorité à l'analyse systémique, la microsimulation [Orcutt 1957, 1960] ne connaît qu'un développement récent en géographie [Aschan *et al.* 2000]. La modélisation multi-niveaux et la synergétique [Haken 1977] ont également été appliquées dans des problématiques urbaines [Sanders 1992]¹. Enfin les automates cellulaires et les simulations multi-agents trouvent depuis peu une vague d'intérêt dans la modélisation des systèmes spatialisés.

¹ Pour un détail de cet environnement et de ses potentialités, voir Gilbert et Troitzsch (1999), « Multilevel simulation models », chapitre 6, p. 92-120. On pourra également se reporter à cet ouvrage, à celui de Pavé (1993) ou à Sanders (2001) pour une description et des exemples d'applications de la plupart de ces méthodes, notamment en analyse spatiale pour ce dernier ouvrage.

Ces divers champs d'investigation ont permis de formaliser la simulation du comportement des systèmes dynamiques, chaque formalisation renvoyant à la manière dont est appréhendé le système étudié. Afin d'en apprécier la pertinence par rapport aux phénomènes de diffusion, nous présentons dans la section suivante quelques-unes de ces approches.

VIII.1 L'APPROCHE SYSTEMIQUE ET LA DYNAMIQUE DES SYSTEMES

Selon B. Commoner (1972)¹, l'approche systémique doit beaucoup à la méthode analytique car « *il serait impossible de parvenir à comprendre les systèmes complexes si l'on n'avait pas commencé au préalable par isoler les diverses parties qui les composent* ». En poussant à la décomposition de la complexité en éléments distincts, l'approche analytique a permis de prendre conscience de l'importance des interdépendances entre les éléments et de leurs évolutions dans le temps. C'est ainsi qu'est née l'approche systémique, complémentaire de la méthode analytique, car c'est une méthode combinatoire, qui construit des systèmes selon une hiérarchie d'éléments distincts, caractérisés selon une approche analytique, mais inter-reliés [de Rosnay 1975].

L'approche systémique « moderne » provient de différents domaines, avec pour apports principaux la découverte des boucles de rétroaction négative et positive, qui a donné lieu à la cybernétique [Wiener 1947], la théorie de l'information [Shannon et Weaver 1949], la théorie générale des systèmes [Bertalanffy 1968] et la technique de modélisation systémique [Forrester 1961]. La systémique conçoit un système comme un objet qui a une finalité, qui exerce une activité et voit sa structure interne évoluer dans le temps, par la transformation des intrants en extrants [Le Moigne 1994]. Cette transformation est le moteur du système, car celui-ci se caractérise par des changements dans les flux (d'énergie, de matière, de populations) qui le traversent. Le système est donc plongé dans un environnement avec lequel il entretient des relations et qui permet d'en définir ses limites, sa structure, le système faisant « [...] *partie d'un ensemble plus englobant et est lui-même un ensemble plus grand que ses sous-systèmes* » [Wilson 1984, 27]. Appliqué à la géographie, la frontière d'un système peut alors être appréhendée selon les limites géographiques d'un territoire, celui-ci étant alors décomposé en sous-systèmes spatiaux échangeant des biens matériels ou immatériels [Chéry 1998]. L'aspect structural des systèmes tel qu'on vient de les présenter est souvent qualifié d'invariant, car c'est moins l'organisation spatiale des composantes d'un système qui intéresse que son organisation temporelle ou fonctionnelle. La systémique étudie en effet les phénomènes dans la durée : de quelle manière ils se transforment, comment ils évoluent, dans quelle mesure ils peuvent modifier leur environnement et comment celui-ci peut rétroagir sur eux. L'accent est alors mis sur les processus qui conduisent à la

¹ Commoner B. (1972), *L'encerclement. Problèmes de survie en milieu terrestre*. Paris, Seuil, p. 193.

transformation des flux, ce qui conduit à la notion de contrôle du système [de Rosnay 1975]. Cet aspect fonctionnel est caractérisé par l'ensemble des rétroactions qui le traversent et tendent à assurer une des propriétés essentielles de tout système, la téléonomie, car les systèmes ne sont finalement construits que pour rendre compte de certaines finalités. Dans sa composante opérationnelle [Forrester 1961], l'analyse systémique propose alors des notions telles que la régulation, la stabilisation ou des fonctions de transfert, qui réduisent parfois l'analyse systémique à un certain fonctionnalisme.

Dans sa composante non instrumentalisée, l'analyse systémique a été exposée en géographie sous forme de modèles sagittaux pour exprimer de manière qualitative le fonctionnement de certains phénomènes [Auriac 1983 ; Chamussy 1986] et elle a connu des applications opératoires [Chéry 1998]. Cependant, une des limites de la systémique par rapport à notre questionnement est de trop peu prendre en compte le rôle de l'espace [Dauphiné 1987] et de ne considérer les éléments du système, les sous-systèmes, que comme des boîtes noires, qui ne tiennent compte de leur comportement que de manière marginale. C'est en effet l'analyse des flux qui sont échangés entre les éléments du système qui est privilégiée en systémique, au détriment du rôle des éléments du système et du comportement de leurs interactions dans l'évolution du système. Ainsi, « [...] définir un système par ses relations globales n'explique pas la genèse de sa structure mais seulement les formes générales de son évolution à partir d'un point de vue macroscopique. Cette approche ignore ainsi l'importance des actions individuelles qui concourent à l'élaboration de la structure et donc à l'organisation du système en tant que tel » [Ferber 1995, 61]. Or si l'aspect global de la diffusion nous intéresse, c'est à travers des mécanismes individuels et spatiaux que nous souhaitons l'analyser, car une des hypothèses qui gouverne cette recherche est que la dynamique de la diffusion est le résultat de la diversité des comportements individuels et de leurs interactions.

VIII.2 LA MICROSIMULATION

La microsimulation est une méthode qui permet d'observer la dynamique de systèmes socio-économiques à un niveau macro en prenant en compte les unités élémentaires qui composent ces systèmes et qui agissent à un niveau micro. Cette méthode est particulièrement bien adaptée lorsqu'un système se caractérise par une prépondérance du niveau individuel dans les choix décisionnels et lorsque les interactions à l'intérieur du système sont trop complexes pour en permettre une résolution analytique. L'idée fondatrice de la microsimulation est que la plupart des phénomènes que l'on observe à un niveau macro, comme le chômage, la croissance économique ou les flux migratoires, sont le résultat complexe des interactions qui se produisent à un niveau micro. Ces unités micro-économiques (individu, ménage, entreprise) se caractérisent

par leurs actions, leurs décisions, leurs prévisions et répondent à des stimulations externes (*decision-making units*). Cette méthode a l'avantage de produire des résultats que l'on peut analyser à la fois au niveau élémentaire de la modélisation, c'est-à-dire l'individu, mais également à divers niveaux d'agrégation, en sommant les individus selon des critères sociaux, économiques ou géographiques.

Les premiers modèles de microsimulation relèvent du domaine de l'économie, pour fournir des prévisions [Orcutt 1957, 1960] ou pour mesurer les effets d'un changement de réglementation à la fois au niveau de l'ensemble de la population, mais également au niveau des différents sous-groupes qui la composent. Pour obtenir cette information à un niveau infra-global, les modèles doivent être formalisés à un niveau où les unités de base ont un pouvoir de décision, ces unités pouvant être les individus, les ménages ou les entreprises¹. Compte tenu du fait que les informations sont disponibles au niveau des unités élémentaires, on peut alors sans difficulté les additionner pour obtenir des informations sur différents niveaux d'agrégation. La somme de ces unités élémentaires et des variables qui les caractérisent permet alors de mesurer, par exemple, les effets d'un accroissement des recettes fiscales (hausse de l'impôt sur le revenu) sur l'amélioration des conditions des familles les plus pauvres. Un des cas d'application type de la microsimulation est ainsi fondé sur les modèles dits bénéficiaires (*tax benefit*) : ces modèles de microsimulation permettent de répondre à la question : « qui finance et qui profite des dépenses publiques ? ».

L'hétérogénéité des entités élémentaires d'un système et l'importance de la diversité de leurs comportements dans l'évolution d'ensemble de l'organisation sont à l'origine du développement de la microsimulation. Ceci implique de choisir le niveau adéquat où s'exprime ce choix de décision et de modéliser les réactions ou le comportement de ces unités. Concernant l'entité élémentaire du modèle, le principe de base est de choisir la plus petite unité décisionnelle de l'organisation étudiée : si l'objectif est d'étudier le marché du travail, cette unité sera l'individu, alors qu'en matière de prestation sociale, ce sera le ménage. Naturellement, en fonction des objectifs du modèle et des données disponibles, d'autres unités pourront être choisies, la microsimulation permettant en plus de définir plusieurs niveaux dans un même modèle. On pourra, comme c'est le cas dans le modèle MICDYN par exemple [Aschan *et al.* 2000], modéliser un premier niveau, celui des individus, caractérisés par des attributs démographiques, économiques et sociaux (âge, catégorie sociale, revenu etc.), et un second niveau, celui des communes dans lesquelles vivent ces individus, caractérisées par un volume de population, un

¹ Van Tongeren F. (1993), *Corporates in an economy-side model: A microsimulation approach*. Rotterdam, Growth Dynamics University Institute.

stock de logement, un potentiel économique ou un niveau d'attraction. A ces deux niveaux élémentaires sont alors associés des « comportements » distincts et des probabilités d'évolution¹.

La modélisation des règles de comportements des individus et de l'évolution de leur état peut se décomposer schématiquement en deux catégories. Une première catégorie d'évolution est de nature déterministe, lorsqu'une année s'est écoulée, l'âge de l'individu est incrémenté d'une unité. Une seconde catégorie d'évolution est de nature probabiliste, celle-ci prenant en compte les événements possibles qui viendront marquer la vie d'un individu au cours d'un pas de temps. Ces événements peuvent être le chômage, si l'individu possède un emploi, ou le contraire. Ce peut être également un décès, un changement de situation familiale, un déménagement etc., chacune de ces probabilités devant être estimée de manière empirique, en général sur un échantillon si la population concernée est trop importante. Ainsi, la probabilité qu'un individu décède au cours de l'année augmente avec l'âge de l'individu alors que la probabilité que ce même individu trouve un emploi, s'il est au chômage, diminue avec cette même variable. Naturellement, ces probabilités sont définies pour une population donnée et ne peuvent être appliquées à des populations ayant des statuts (économiques, religieux etc.) différents. Ainsi défini, le modèle permet de voir évoluer dans le temps, et dans l'espace lorsque celui-ci est pris en compte, la population et les individus qui la composent, sans introduire de changements externes, afin d'observer si le modèle n'a pas d'incohérence dans sa construction ou ses paramètres, puis en introduisant des changements pour en étudier leurs conséquences.

De par son origine, les modèles de microsimulation sont pour la plupart construits dans un but prédictif, laissant peu de place à l'explication des phénomènes. Un grand nombre de ces modèles sont construits à l'échelle d'un état (Etats-Unis : CORSIM ; Canada : DYNACAN) et fonctionnent avec plusieurs centaines d'équations, dont on a des difficultés à apprécier les interconnexions [Holm et Sanders 2001]. Cet objectif laisse alors de côté les motivations des individus pour le changement, celles-ci étant gouvernées selon des probabilités et donc le tirage de nombres aléatoires. Ces probabilités sont définies au niveau de l'ensemble et s'imposent au niveau de l'individu, ce qui ne constitue pas une limite de la méthode lorsque l'évolution concerne l'âge, mais le devient si la motivation pour le changement est influencée par les interactions entre individus, ce que le formalisme de ces modèles exclut. En effet, les interactions entre les individus, et donc les formes de communication entre ces individus ne sont en général pas prises en compte dans les modèles de microsimulation, chaque individu agissant de manière autonome. Comment alors prendre en compte le niveau individuel, l'hétérogénéité des comportements des individus qui composent ce niveau et les interactions entre ces individus, ces

¹ On se situe ici dans le cadre de la microsimulation dynamique, qui à la différence de la microsimulation statique, permet aux unités de base de changer d'état pendant les simulations (âge, revenu, lieu de résidence etc.). La microsimulation dynamique est en général employée pour faire des prévisions à long terme, la microsimulation statique étant davantage utilisée pour des prévisions à très courts termes, tels que les effets immédiats de l'introduction d'une nouvelle taxe [Harding 1993].

deux derniers éléments étant le moteur de la dynamique de la diffusion ? R. Chatterjee et J. Eliashberg (1990) ont proposé un modèle de diffusion des innovations en marketing, où l'hétérogénéité des préférences individuelles est prise en compte mais où les choix d'adopter sont communs à l'ensemble des individus et où ni l'espace, ni les interactions individuelles ne sont prises en compte. Dans ce modèle, le choix individuel d'adopter dépend ainsi d'une fonction de choix définie au niveau global du système. Des modèles récents de microsimulation tiennent cependant compte de cette dernière limite et sont développés conjointement avec des modèles de type automate cellulaire [Portugali 2000 ; Blue et Adler 2001] ou des systèmes multi-agents, c'est, nous semble-t-il, une voie de recherche prometteuse, mais ce n'est plus véritablement de la microsimulation.

VIII.3 LES AUTOMATES CELLULAIRES

Dans les années 1940, les recherches de S. Ulam et J. von Neumann sur les phénomènes auto-reproducteurs et sur la possibilité de formaliser des règles logiques permettant d'en exprimer les forces motrices sont à l'origine des automates cellulaires, la paternité du « cellulaire » étant attribué à Ulam et celle d'« automate » à von Neumann [Rucker 1999]. Initialement développés pour modéliser des systèmes auto-reproductifs, les automates cellulaires ont ensuite été employés pour la modélisation de phénomène complexes, d'abord en physique, en biologie et en informatique puis ont été introduits dans l'univers des sciences sociales [Sakoda 1949, 1971 ; Schelling 1969, 1971 ; Albin 1975]. Les automates cellulaires se présentent comme des systèmes dynamiques discrets qui offrent la possibilité d'observer les différents états que peut prendre un système qui, traditionnellement, est décrit par des équations aux dérivées partielles non résolubles par les méthodes analytiques [Heudin 1998]. Les lois et les propriétés générales des automates cellulaires en font ainsi un instrument privilégié pour une grande variété de systèmes naturels [Wolfram 1988]. La liste est longue des pionniers qui sont à l'origine de l'engouement actuel pour les automates cellulaires. Citons notamment pour leurs répercussions transdisciplinaires les travaux de J. Conway (1970), de S. Wolfram (1984a-b, 1986, 1994)¹, de C. Langton (1991, 1995), et pour leurs répercussions en sciences sociales et en géographie ceux de R. Hegselmann (1996a-b) et de H. Couclelis (1985, 1989).

Théoriquement, un automate cellulaire se définit comme une machine à état fini, constitué d'un ensemble d'éléments discrets identiques (des automates) qui communiquent entre eux selon un nombre fini de règles². L'automate évolue dans un espace-temps discret, il traite des

¹ L'ensemble des articles publiés par S. Wolfram est disponible sur son site internet : <http://www.stephenwolfram.com/publications/articles/ca/>

² On parlera d'automate cellulaire (*AC*) pour désigner l'ensemble interconnecté d'automates et d'automate (*A*) pour désigner un élément parmi cet ensemble.

informations de manière logique et l'action exécutée à un pas de temps dépend des règles ou des instructions qui lui sont propres et des données qu'il reçoit de son environnement [Levy 1992]. Pour les automates cellulaires, la connectivité est locale, le devenir d'un automate lors d'une itération est donc directement affecté par les différents états pris par ses voisins immédiats. Cette définition implique que l'on définisse avec plus de précision les différents éléments qui composent un automate cellulaire pour juger de leur pertinence dans cette recherche.

VIII.3.1 LES COMPOSANTS D'UN AUTOMATE CELLULAIRE

Un automate cellulaire se décompose en cinq éléments essentiels : l'*espace* de l'automate cellulaire, le *voisinage* de l'automate, son *état*, les *règles de transition* et le *temps* d'un automate cellulaire. Nous présentons dans les sections suivantes ces divers éléments conjointement au « Jeu de la vie » réalisé par J. Conway dans les années 1970.

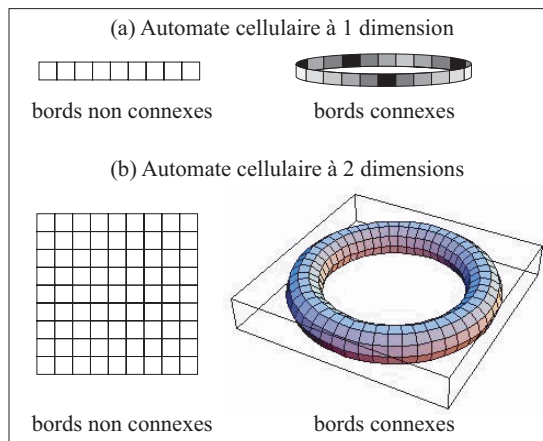
VIII.3.1.1 L'ESPACE DE L'AUTOMATE CELLULAIRE

Un automate cellulaire est constitué d'un ensemble d'éléments discrets identiques, connectés entre eux localement et répartis le plus souvent sur une grille régulière carrée. L'espace de l'automate cellulaire peut être à plusieurs dimensions (d), la plupart des applications notamment en géographie privilégient cependant des espaces de dimension inférieure ou égale à 2¹. Si cet espace peut être théoriquement de taille infinie, en X pour une dimension ou en $(X; Y)$ pour deux dimensions, on utilise par commodité des automates cellulaires de taille limitée qui présente un bord aux extrémités de l'espace (2 pour un espace à une dimension et 4 pour un espace à 2 dimensions). Ces bords peuvent malgré tout être fictifs, car les automates cellulaires traditionnels permettent de relier les automates situés aux extrémités d'une grille, l'espace de l'automate cellulaire étant alors circulaire dans le cas d'un espace à une dimension et toroïdal pour un espace à 2 dimensions (*figure 44*).

Dans un espace cellulaire, chaque automate est ainsi situé dans une cellule que l'on peut localiser grâce à ses coordonnées. Dans un espace à deux dimensions (d), la localisation de l'automate s'écrit alors A_{ij} , avec i les coordonnées en x et j les coordonnées en y de l'automate dans l'espace cellulaire.

¹ Un modèle de dynamique urbaine à partir d'un automate cellulaire à 3 dimensions a été réalisé par Sembolini F. (2000), « The dynamic of an urban cellular automata model in a 3-D spatial pattern », *XXI National Conference Aisre : Regional and Urban Growth in a Global Market*, Mexico.

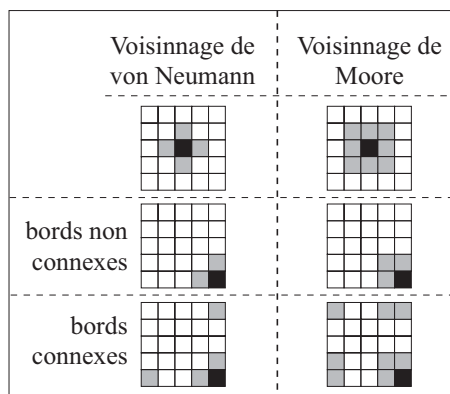
figure 44 Espaces d'un automate cellulaire



VIII.3.1.2 LE VOISINAGE D'UN AUTOMATE

Les connexions entre un automate et ses voisins déterminent les informations que l'automate sera amené à traiter afin de calculer son état futur. Plusieurs type de voisinage sont possibles dans les automates cellulaires, les plus courants étant ceux qui prennent en compte les voisins dans une contigüité d'ordre un, soit le voisinage de von Neumann et le voisinage de Moore (figure 45). Le formalisme des automates cellulaires permet cependant d'étendre ce voisinage et donc les connexions dans des configurations et des contigüités variées.

figure 45 Exemples de voisinage d'un AC



On notera alors que :

$$\sum_{i,j} [A_{x+i,y+j}] = 8 \text{ si } i = x \pm 1 \text{ et } j = y \pm 1$$

pour le voisinage d'un automate dans un espace cellulaire à 2 dimensions et selon la configuration de Moore, et :

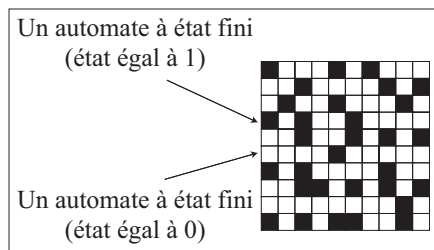
$$\sum_{i,j} [A_{x+i,y+j}] = 4 \text{ si } i = x \pm 1 \text{ et } j = y \pm 1$$

pour le voisinage d'un automate dans un espace cellulaire à 2 dimensions et selon la configuration de von Neumann.

VIII.3.1.3 L'ÉTAT D'UN AUTOMATE

Un automate cellulaire se définit comme une machine à état fini, chaque automate pouvant prendre au cours d'une itération une valeur parmi un ensemble S de valeurs possibles. Cet ensemble S peut être restreint à 2 valeurs possibles, l'automate pouvant alors prendre la valeur 0 ou 1 par exemple, mais il peut également être de taille importante, ce qui peut être nécessaire lorsque l'on souhaite se rapprocher des valeurs prises par des phénomènes réels par exemple, et sociaux notamment.

figure 46 Les états d'un automate cellulaire (avec $d = 2$ et $S = 2$)



A partir de ces différents éléments qui viennent d'être brièvement exposés, on peut introduire le *jeu de la vie* de J. Conway. Présenté au public dans les années 1970 par la revue *Scientific American*, cet automate cellulaire, à l'incroyable capacité de générer des formes abstraites et éphémères, fut la vedette des récréations informatiques. Tout le mystère de ce « jeu » est qu'il est une formidable métaphore de la vie et de notre monde réel, Conway démontrant que « [...] *la diversité et la complexité pouvaient résulter de quelques règles extrêmement simples* » [Heudin 1998].

Dans cet automate cellulaire à 2 dimensions et à 2 états possibles par automate, une cellule peut être soit occupée (vivante) soit vide (morte), chaque automate ayant ainsi un attribut pouvant prendre la valeur logique 0 ou 1. De par la nature des connexions locales, un automate connaît le nombre de cellules voisines dans l'état 0 (vide) et dans l'état 1 (occupé), et il connaît son propre état. Dans le *jeu de la vie*, la connectivité utilisée est celle de Moore, les bords sont connexes ce qui signifie que l'espace est infini et on détermine à l'initialisation l'état des automates selon un tirage aléatoire, la configuration initiale pouvant ressembler à celle de la *figure 46*. Le changement d'état d'une cellule nécessite alors la définition de règles de transition.

VIII.3.1.4 LES RÈGLES DE TRANSITION

La règle de transition est le moteur de la dynamique d'un automate cellulaire, elle spécifie l'état que va prendre une cellule dans une nouvelle génération en fonction de son propre état et de celui de son voisinage dans la génération précédente. Schématiquement, et pour un automate cellulaire dans sa définition stricte, les règles sont appliquées de manière homogène, dans le sens où elles sont appliquées à l'ensemble des automates, et synchrone [Wolfram 1984a]. Un automate dispose ainsi d'une information en entrée, son propre état et celui de son voisinage, puis il

applique la règle de transition programmée au niveau de chaque automate pour obtenir en sortie un nouvel état. On notera alors :

$$s_{it+1} = f(s_{it}, I_{jt}^h)$$

où s_{it+1} représente l'état de l'automate de la cellule i au temps $(t + 1)$ comme une relation fonctionnelle $f()$ de son propre état au temps t , s_{it} , et de la configuration des états de ces cellules voisines au temps t , I_{jt}^h représentant l'étendue de son voisinage.

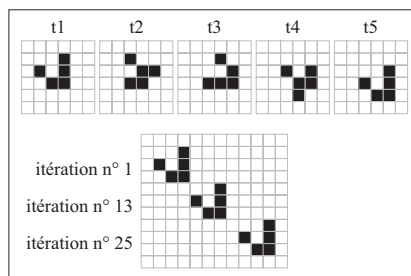
Dans le cas le plus simple, l'automate cellulaire est composé d'un minimum de règles, celles-ci pouvant cependant être théoriquement infinies. Dans les exemples les plus simples, la règle de transition d'un automate est programmée selon la logique *si-alors-sinon* (if-then-else), qui consiste à tester une condition et à actualiser l'état de l'automate selon les résultats de ce test, c'est le cas du *jeu de la vie*. Cet automate cellulaire est composé de 3 règles de transition qui déterminent l'évolution d'un automate, une règle de « naissance », une règle de « mort » et une règle de « survie » et se présentent sous la forme :

- Règle de naissance
si [$s_{it} = 0$] et si [$\sum I_{jt}^1 \geq 3$]
alors [$s_{it+1} = 1$]
- Règle de mort
si [$s_{it} = 1$] et si [$\sum I_{jt}^1 < 2$ ou $\sum I_{jt}^1 > 3$]
alors [$s_{it+1} = 0$]
- Règle de survie
si [$s_{it} = 1$] et si [$\sum I_{jt}^1 = 2$]
alors [$s_{it+1} = 1$]

L'application de ces règles de transition¹ permet d'observer une grande variété de configurations dans l'évolution de l'automate cellulaire, configurations qui ont donné lieu à de nombreuses publications [Poundstone 1987 ; Levy 1992]². L'initialisation s'effectue selon une répartition aléatoire des automates à l'état 1, puis les règles de transition sont appliquées de manière synchrone par tous les automates. Avec le lancement des règles de transition, les cellules « vivantes » et isolées sont détruites après une seule itération, le nombre d'automates qui passent à l'état 0 augmente donc sensiblement au bout de quelques itérations. Puis peu à peu, des motifs géométriques apparaissent, des structures émergent et évoluent selon un cycle immuable, certaines restent fixes et d'autres oscillent entre plusieurs configurations. La fascination pour cet univers miniature et sa capacité à engendrer des formes complexes à partir de règles simples a stimulé les travaux de nombreux chercheurs. Une des figures mythiques du *jeu de la vie* est le « planeur », découverte par R. Gosper du Massachusetts Institute of Technology (*figure 47*).

¹ On pourrait limiter à 2 le nombre de règles nécessaires, car si la règle de *naissance* et la règle de *mort* ne sont pas enclenchées, alors l'automate conservera en $(t+1)$ l'état qui le caractérise en t . La règle de *survie* permet alors simplement, dans un but pédagogique, de couvrir l'ensemble des configurations possibles.

² On peut s'initier à ce monde artificiel au travers des nombreuses applets disponibles sur Internet, par exemple :
<http://www.alife.co.uk/links/gol/>
<http://hensel.lifepatterns.net/>

figure 47 La dynamique du « planeur »


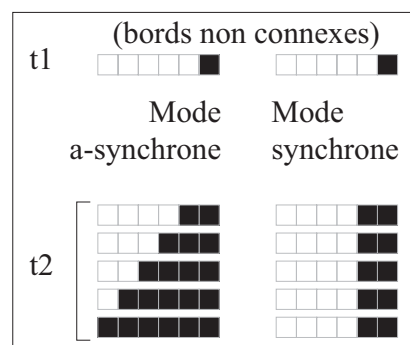
Cette figure, qui est capable de se déplacer dans l'espace de l'automate cellulaire tout en conservant sa structure, est représentative de la hiérarchie des niveaux de complexité telle que nous la définissons dans une section précédente (IV.1.2). En effet, le premier niveau correspond aux entités élémentaires de l'automate cellulaire, les automates qui sont définis en fonction des interactions qui les lient avec leur voisinage. A un niveau supérieur, émerge la structure du « planeur », résultat des interactions qui se produisent à un niveau local. Ce niveau supérieur est constitué d'entités élémentaires qui, comme les habitants d'une ville, sont continuellement remplacés au cours du temps alors que la structure émergente se conserve, s'autonomise par rapport à ses constituants. On ne peut prédire l'apparition d'une telle forme à partir d'une analyse de ses seuls constituants, les automates. De même, l'analyse de ce niveau supérieur ne permet pas de déduire les mécanismes qui gouvernent le comportement de ces entités élémentaires [Heudin 1998].

L'automate cellulaire de J. Conway fait partie de la classe des automates cellulaires déterministe, car une fois les règles définies, l'état de l'automate en $t + 1$ est totalement déterminé par son état et celui de ses voisins en t . Ainsi, les mêmes conditions initiales produiront toujours les mêmes sorties, comme on a pu le constater avec l'exemple du planeur. Ce type d'automate cellulaire a largement été employé en physique, en biologie ou en informatique [Green 1990 ; Sipper 1997]. Dans les systèmes sociaux cependant, l'existence de structures uniformes et persistantes est rarement vérifiée, celles-ci étant gouvernées par un nombre important de paramètres qui varient de manière plus ou moins aléatoire. Dans ce contexte, il est raisonnable de postuler que l'état de tels systèmes au temps t n'est pas simplement dépendant de son état au temps $t - 1$ mais qu'il est, au moins en partie, dépendant d'autres paramètres qui sont essentiellement de nature stochastique. Les automates cellulaires qui font intervenir des paramètres aléatoires font partie de la classe des automates cellulaires stochastiques, pour lesquels les règles de transition sont formulées selon une expression probabiliste et soumises au tirage de nombres aléatoires qui viennent conditionner le changement éventuel de l'état de l'automate. Ainsi, à la différence des automates cellulaires déterministes, les automates cellulaires stochastiques ne donnent pas les mêmes résultats à conditions initiales identiques. Les modèles I et II de T. Hägerstrand présentés dans ce texte sont une illustration simple de ce type d'automates (IV.2 et IV.4).

VIII.3.1.5 LE TEMPS D'UN AUTOMATE ET L'ORDRE D'APPLICATION DES REGLES DE TRANSITION

Chaque itération dans un automate cellulaire est discrétisée en intervalles de temps d'égal étendue, intervalle de temps dans lequel les règles de transition doivent être théoriquement appliquées selon un mode synchrone, tous les automates effectuant la même opération au même moment, sans « ordre de passage ». Or les ordinateurs personnels monoprocesseur fonctionnent selon un mode séquentiel, les opérations sont calculées au niveau des automates selon un ordre de lecture, les règles de transition sont alors appliquées sur un mode asynchrone¹. Ce mode de lecture asynchrone n'est pas sans effet sur le comportement de l'automate cellulaire puisque le changement d'état d'un automate à l'itération t peut affecter l'état d'un ou de plusieurs automates à l'instant t . Sur la *figure 48*, avec une règle de transition qui consiste pour un automate à reproduire la couleur de l'automate situé à sa droite, tous les automates blancs changent d'état au cours d'une seule itération si la règle est appliquée selon un mode asynchrone. Au contraire, la même règle appliquée selon un mode synchrone entraîne le changement d'état d'un seul automate au cours d'une itération. Le meilleur moyen pour palier à cet inconvénient est soit de disposer d'un ensemble de processeurs qui coopèrent et communiquent, comme c'est le cas pour les machines parallèles qui peuvent contenir plusieurs milliers de processeurs, chaque processeur représentant alors un automate, soit, et c'est la solution la plus économe, de simuler le parallélisme avec un seul processeur. L'opération consiste alors à faire une première lecture asynchrone des automates. Le premier automate applique les règles de transition pour calculer son état futur, état qui n'est pas enclenché mais qui est stocké en mémoire, puis le second automate accompli la même opération. Lorsque tous les automates ont en mémoire leur état futur, une seconde lecture, où les règles de transition ne sont plus appliquées, permet à ceux-ci de prendre effectivement l'état mémorisé.

figure 48 Application d'une règle de transition selon un mode synchrone et asynchrone



¹ La plate-forme *StarLogo* utilisée dans la plupart des modèles de cette recherche commence la lecture de l'automate cellulaire au premier automate situé en bas à droite et poursuit la lecture pas à pas jusqu'à l'automate situé en haut à gauche de la grille.

VIII.3.2 EXEMPLES D'ADAPTATION DES AUTOMATES CELLULAIRES A LA MODELISATION DE PHENOMENES EN GEOGRAPHIE

La prise en compte active et d'égale importance de l'espace, du temps et des attributs du système dans la modélisation de la dynamique des phénomènes ont amené les géographes à trouver rapidement un intérêt dans l'utilisation des automates cellulaires, M. Batty *et al.* (1997) les portant au rang de nouveau paradigme méthodologique. H. Couclelis en souligne d'ailleurs les nombreux avantages : « [...] *their function is stimulate thought and to produce insights : insights about the crucial difference between complexity and complication ; about the order that underlies chaos ; about how similar structures can evolve out of very different initial conditions and ever in some cases, different laws ; about how the same law can sometimes give rise to qualitatively different histories, given only minor difference in initial conditions ; about how large number of local interactions among simple unit can generate large scale structures that are emergent in the sense that their properties are not contained in any way in either the interacting unit or the interaction law ; about the intrinsic unpredictability of certain kinds of evolution, even under deterministic law and perfect knowledge of initial conditions* »¹. On peut classer en trois catégories les objectifs associés à l'utilisation des automates cellulaires. Ces catégories n'apparaissent pas selon un ordre chronologique et ne sont pas exclusives l'une de l'autre, car la plupart des études relèvent d'au moins deux d'entre elles. Précisons avant tout qu'une grande majorité des chercheurs ont appliqué les automates cellulaires à des problématiques urbaines et notamment à des dynamiques morphologiques.

Une première catégorie de modèles concerne l'exploration de la complexité des structures et des dynamiques spatiales. Ces modèles se limitent aux principes fondamentaux des automates cellulaires et doivent permettre de tester à la fois leurs potentialités dans des applications géographiques mais également permettre de comparer les résultats avec ceux d'autres disciplines, c'est le cas de la géométrie fractale par exemple [Batty et Longley 1994 ; Frankhauser 1994]. Une seconde catégorie consiste à produire des modèles abstraits afin de tester des hypothèses et des théories géographiques. Ce type de modèle permet de construire ou de reconstruire des théories existantes, mais également de mesurer l'état des connaissances sur certains phénomènes jugés complexes, comme on le fait avec les systèmes multi-agents par exemple [Bura *et al.* 1996]. Enfin une troisième catégorie de modèles, qui est certainement la plus importante en volume de publications, concerne la construction de modèles qui visent à reproduire les phénomènes réels. Ces modèles, en se détachant des principes théoriques des automates cellulaires, offrent la possibilité de reproduire directement l'évolution de certains phénomènes du réel, comme la structure globale d'une ville par exemple [Langlois et Phipps 1997 ; Colonna *et al.* 1998].

¹ H. Couclelis (1988), p. 106.

VIII.3.2.1 UNE PRIMAUTE POUR DES PROBLEMATIQUES URBAINES

Selon les catégories présentées ci-dessus, les automates cellulaires sont employés soit dans une version stricte, telle qu'elle a été développée par S. Ulam, J. von Neumann, J. Conway et S. Wolfram, soit en y apportant des modifications plus ou moins importantes, les principes essentiels étant jugés trop simplificateurs et contraignants pour pouvoir représenter le réel [Couclelis 1998]. Les automates cellulaires ont ainsi été employés pour modéliser une grande variété de phénomènes urbains, tels que l'étalement et la forme urbaine, la ségrégation et la spécialisation urbaine, la simulation de l'urbanisation à une échelle régionale, la dynamique de l'utilisation du sol, les phénomènes mono et polycentriques, l'histoire et le développement urbain [White et Engelen 1993, 1995 ; Page 1998 ; Manrubia *et al.* 1998 ; Portugali 2000]. Nous présentons dans la section suivante une exploration théorique d'un automate cellulaire strict, qui concerne directement une problématique de diffusion puisqu'il relève de l'étalement urbain [Batty, Xie et Sun 1999], puis nous présentons, à travers quelques exemples brefs, les diverses modifications apportées aux principes des automates cellulaires pour les « contraindre » à reproduire, même de manière simplifiée, des dynamiques urbaines proches de la réalité.

VIII.3.2.1.1 LE MODELE DE BATTY, XIE ET SUN DE L'ETALEMENT URBAIN

Les automates cellulaires sont particulièrement bien adaptés pour représenter la dynamique de la croissance urbaine, et plus précisément de son étalement. Leur aspect dynamique, leur structure fondamentalement spatiale et décentralisée ainsi que la prise en compte du niveau local en font un outil précieux pour une vision de la ville en tant que système complexe. Ceci implique que la ville, dans ses structures et ses dynamiques, soit interprétée comme le résultat de processus qui se produisent à un niveau local, dont les interactions produisent à un niveau supérieur un ordre qui est alors un phénomène émergent, en dehors de tout contrôle qui viendrait régir de manière autoritaire le devenir de son développement [Portugali 2000]. Partant de ce principe, M. Batty *et al.* (1999) proposent un modèle simple fondé sur la transformation des cellules non habitées en cellules habitées selon des règles de transition qui sont proches de celles des automates cellulaires classiques. Selon ces auteurs, on peut faire une analogie entre les mécanismes d'étalement d'une ville et les mécanismes de propagation d'une épidémie entre individus. Ils utilisent dans leur modèle un principe simple d'interaction-réaction et de diffusion locale, l'automate cellulaire ayant trois états possibles ($S = A, N, P$), où A_{xyt} représente l'ensemble des cellules disponibles non encore utilisées au temps t , N_{xyt} les cellules nouvellement atteintes et P_{xyt} l'ensemble des cellules en phase finale de développement, C représentant la capacité limite de

la surface exploitable et apparaît comme une limite d'extension spatiale de la ville, sans pour autant venir contraindre les automates dans leurs règles de transition¹. On écrit alors :

$$A_{xyt} + N_{xyt} + P_{xyt} = C, \forall t, t= 0, 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

Une cellule ne peut avoir au temps t qu'un seul état, celui-ci étant codé 1 lorsqu'il est actif sinon 0, si bien que pour une cellule on a :

$$A_{xyt} + N_{xyt} + P_{xyt} = 1 \quad (2)$$

A l'initialisation, chaque automate se voit affecter la valeur 0 pour ses trois états possibles, à l'exception de l'automate situé au centre de la grille qui prend la valeur 1 pour l'état N , nouveau développement. Les règles de transition associées à chaque automate consistent alors à « observer » l'état des cellules voisines en t , selon un voisinage de Moore, afin de spécifier son état en $t + 1$. Parallèlement à cette règle, un processus de diffusion est implémenté au niveau de chaque automate, elle consiste à modifier l'état des cellules voisines en fonction de son propre état, tel que :

$$\begin{aligned} \text{si } N_{xyt} = 1 \text{ alors } A_{ij_{t+1}} = 1 \text{ où } i = x \pm 1 \text{ et } j = y \pm 1 & \quad (3) \\ \text{sauf si } N_{ijt} = 1 \text{ ou } P_{ijt} = 1 & \end{aligned}$$

Selon cette règle, toute cellule nouvellement atteinte transforme ses cellules adjacentes en cellules disponibles sur le marché de l'immobilier, sauf si celles-ci sont déjà soumises à exploitation. Selon cette règle, les 8 cellules autour de la cellule centrale dont l'état est $N = 1$ seront affectées de l'état $A = 1$ à la seconde itération.

La seconde règle de transition concerne le passage de l'état A , cellule disponible, à l'état N , cellule nouvellement développée. Afin d'éviter au modèle de produire une progression symétrique dans l'espace, la règle de transition est soumise à un tirage aléatoire, tel que :

$$\text{si } A_{xyt} = 1 \text{ et } \text{random}(\Lambda_{xy}) > \Phi \text{ alors } N_{xyt} = 1 \text{ et } A_{xy_{t+1}} = 0 \quad (4)$$

avec Φ un paramètre qui correspond à une probabilité de transition de la cellule de l'état A à l'état N , et permet selon les auteurs, lorsqu'il est soumis au paramètre aléatoire Λ défini au niveau de chaque cellule, de reproduire le développement différencié des unités intra-urbaines selon les capacités financières des investisseurs et de l'état du marché foncier. Ainsi, si Λ varie sur l'intervalle $[0, 100]$ et que Φ est égal à 75, la probabilité que la cellule passe de l'état A à l'état N est égale à 25%.

¹ Sauf aux bords de la grille, l'automate cellulaire n'étant pas toroïdal. Pour éviter les effets de bord, les simulations seront systématiquement stoppées lorsqu'un automate atteint l'une de ces limites.

Une troisième règle de transition est finalement programmée et concerne le passage de l'état N à l'état P . Cette règle constitue sous cette forme le dernier état possible d'une cellule car la propagation s'effectue selon un mécanisme linéaire d'amplification, une cellule disponible devenant nouvellement atteinte puis développée, telle que :

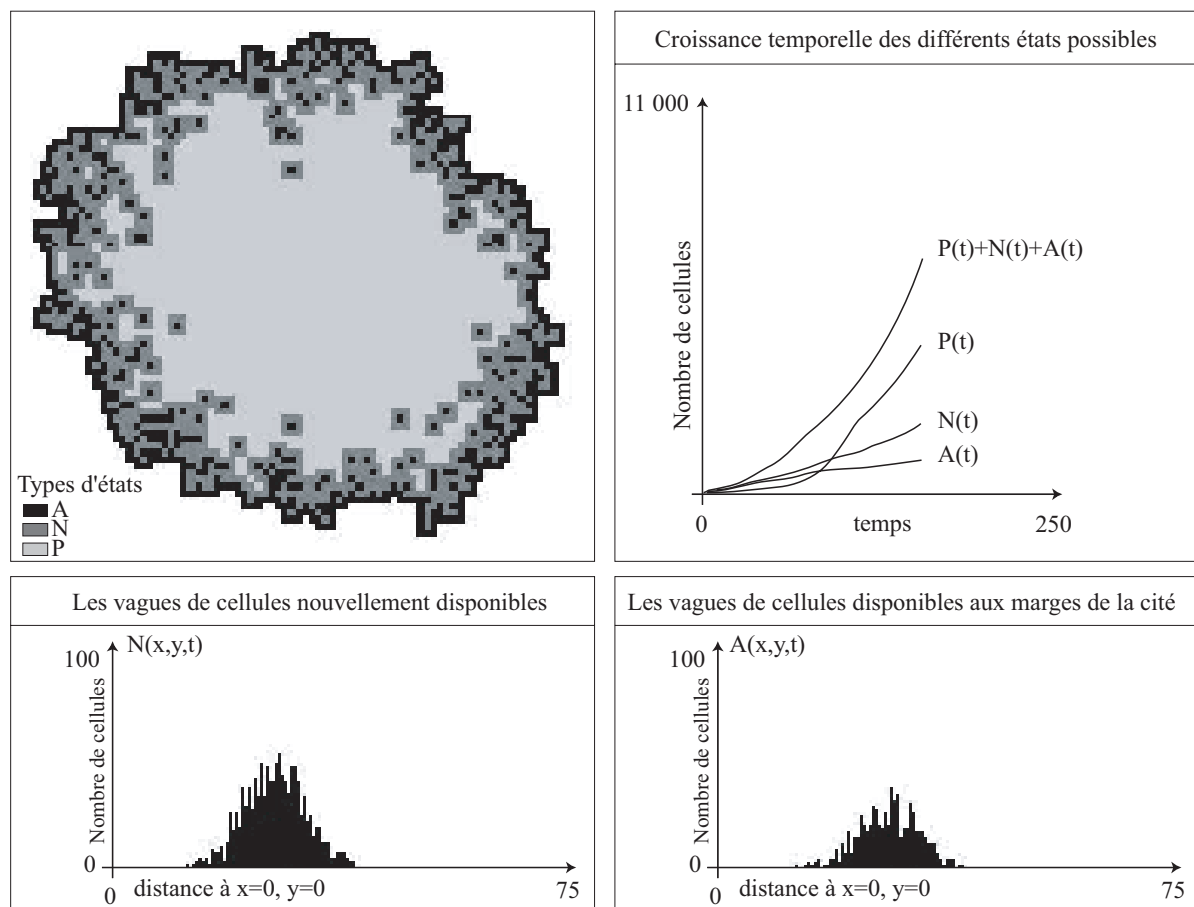
$$A_t \rightarrow N_t \rightarrow P_t,$$

Une cellule évolue vers l'état P lorsqu'elle ne peut plus modifier l'état de ses cellules voisines, c'est-à-dire qu'elle n'a plus d'incidence sur leur devenir et se formule :

$$\text{si } \sum_{i=-1,+1} \sum_{j=-1,+1} [N_{x+i,y+j,t} + P_{x+i,y+j,t}] = 8 \text{ alors } P_{xyt} = 1 \text{ et } N_{xyt} = 0 \quad (5)$$

Selon les règles de transition (3), (4) et (5), on peut observer la dynamique de propagation de la cité artificielle à partir d'un espace cellulaire de 101×101 jusqu'à l'itération n°105¹. Pour cette simulation, la probabilité de changement d'état d'une cellule disponible en cellule nouvellement développée est fixée à $\Phi = 10\%$, et s'applique à toutes les cellules ayant l'état $A = 1$.

figure 49 La diffusion spatiale à partir d'un noyau central : Croissance et morphologie



d'après Batty, Xie et Sun, 1999

¹ La simulation est stoppée à cette itération de telle manière que des effets de bord n'interviennent pas.

Comme on peut le constater sur la *figure 49*, la probabilité de transition brise la symétrie spatiale de la propagation en retardant localement le passage d'une cellule de l'état disponible à l'état de cellule nouvellement développée. On peut également observer la dynamique spatiale des changements d'états au cours de la simulation, celle-ci prenant la forme d'une vague qui se déplace de manière centripète à partir du noyau initial ($x=0, y=0$). Enfin les résultats de cette première simulation montre une dynamique de propagation qui évolue vers la saturation : toutes les cellules adoptent à terme l'état P , le système n'est alors plus soumis à aucune variation.

Or la plupart des villes se caractérisent par de perpétuelles transformations de leurs composantes internes, des quartiers anciennement manufacturiers se transforment en quartiers résidentiels, d'autres se transforment en quartiers d'affaires etc. Pour se rapprocher de cette dynamique interne de la ville, les auteurs proposent une nouvelle règle qui permet à une cellule de changer d'état lorsqu'elle est à l'état P depuis un certain nombre d'itérations. L'objectif n'étant pas de reproduire exactement les cycles d'activités des villes ou les cycles du marché foncier, ils déterminent de manière aléatoire un seuil (γ) qui indique à partir de quel moment cette transformation peut s'effectuer, la règle s'écrit alors :

$$\text{si } t - B_{xy} = \gamma \text{ alors } A_{xyt} = 1 \text{ et } P_{xyt+1} = 0 \quad (6)$$

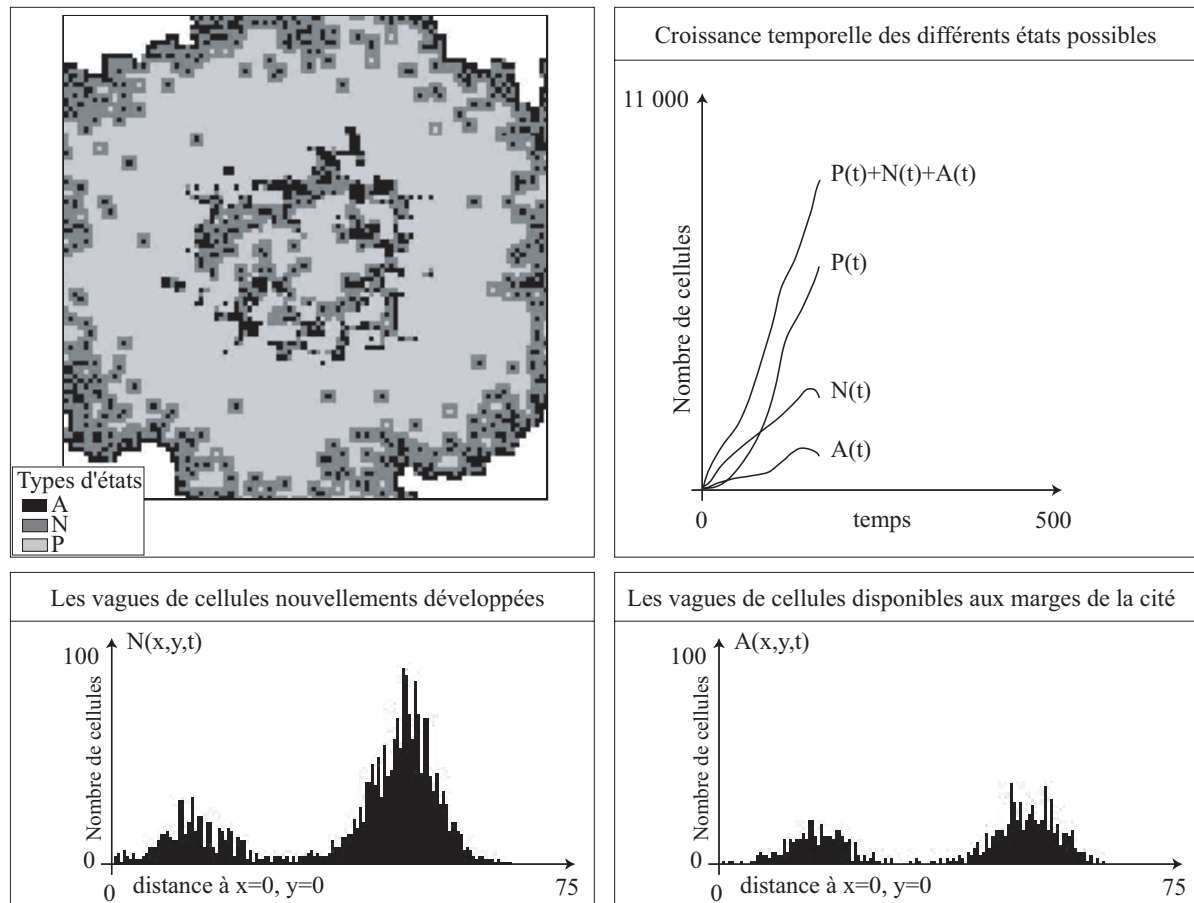
où B est un compteur interne à chaque automate qui sera incrémenté d'une unité à chaque itération et ce dès qu'il entre dans l'état N . A partir de la configuration initiale précédente et des règles de transition (3), (4), (5) et (6), on peut observer la dynamique de propagation de la cité artificielle (*figure 50*). Dans cette simulation, une cellule sera « vidée » de son état développé pour passer à un état de cellule disponible lorsqu'elle aura atteint une maturité de $\gamma = 90$, soit 90 itérations après sa mise à disposition.

Un des résultats intéressants de cette simulation est que le cycle de re-développement qui est imposé aux cellules toutes les 90 itérations perd, au fur et à mesure de la simulation, sa structure spatio-temporelle. En effet, le nombre de cellules disponibles commence à augmenter au début de la simulation, puis décroît jusqu'à la 90^e itération, recommence à croître par l'application de la règle (6), pour enfin décroître à nouveau. Si on poursuit la simulation, on observe que ce cycle disparaît, il n'a plus la structure spatiale auréolaire de départ, ni la structure temporelle qui lui a été imposée¹ (*figure 51*). Ce résultat est le produit de l'interaction entre la règle (6) et la règle (4) qui est soumise à la probabilité Φ et au tirage d'un nombre aléatoire Λ . L'application de ces deux règles crée des écarts dans la mise à disposition des cellules disponibles au développement, ces écarts ayant alors une incidence sur l'amplitude des valeurs de B de chaque

¹ Cette structure spatio-temporelle disparaît totalement autour de 2000 itérations.

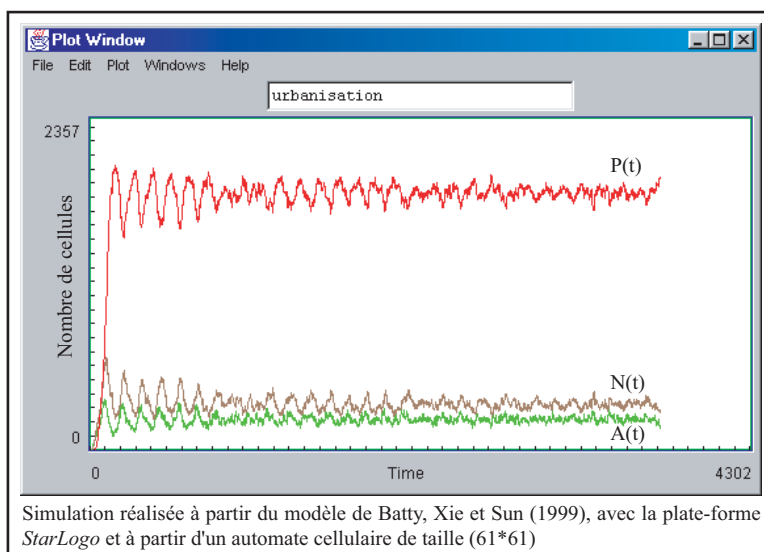
automate et donc sur le temps nécessaire pour atteindre la valeur γ . Ainsi, les résultats de ces interactions locales se traduisent par un redéveloppement dispersé des cellules dans l'espace de la cité artificielle, sans structure apparente, comme on peut l'observer dans les cités réelles.

figure 50 La diffusion spatiale de la cité artificielle et sa dynamique de re-développement



d'après Batty, Xie et Sun, 1999

figure 51 Disparition d'une structure cyclique spatio-temporelle



Ce type de modélisation qui vise à reconstruire un phénomène géographique en faisant varier les paramètres, en modifiant et en rajoutant des règles, permet de comprendre l'évolution du comportement du système. Comme le souligne M. Resnick (1994a), la démarche constructiviste est une démarche empirique qui atteint sa puissance inductive lorsqu'elle s'applique à la reconstruction d'objets préexistants. Partant de ce principe, les auteurs poursuivent leurs expériences en rendant davantage réaliste les états possibles des automates. Ils introduisent par exemple un état « jachère » dans l'ensemble \mathcal{S} des états possibles des automates, ce qui correspond aux zones urbaines non constructibles. Cet état est soumis à une probabilité et à un tirage aléatoire comme pour la règle (4). De nombreuses simulations sont réalisées en faisant varier la probabilité associée à l'état « jachère », celui-ci produisant des formes fractales au-delà d'un certain seuil [Batty, Xie et Sun 1999, 30]. Enfin une dernière série de modifications est réalisée qui consiste à imposer une configuration initiale réelle, celle de la ville d'Ann Arbor dans les années 1980. Les paramètres du modèle sont ensuite ajustés en fonction des données disponibles en 1985, puis le modèle est lancé pour simuler différents scénarios de dynamique de la ville dans les années 2010.

Nous avons particulièrement insisté sur ce modèle car il permet d'évaluer les potentialités qu'offrent les automates cellulaires lorsqu'ils sont utilisés avec toute la rigueur de leurs principes fondamentaux, et également lorsqu'on s'en éloigne. Le modèle proposé par ces auteurs glisse en effet de la première catégorie à la troisième catégorie d'objectifs présentée en début de section en introduisant diverses nouveautés par rapport à un automate cellulaire strict. Ces modifications sont justifiées par la nature trop simplificatrice et contraignante des automates cellulaires, celle-ci ne permettant pas de reproduire l'évolution de phénomènes dans le réel [Couclelis 1988]. On peut cependant espérer une utilisation raisonnée de ce nouveau paradigme méthodologique [Batty *et al.* 1997] car il importe d'en mesurer ses potentialités et ses limites pour la géographie, et celles-ci ne pourront être établies que si on peut explorer et comprendre l'éventail des comportements de modèles simples et échanger avec d'autres chercheurs les résultats de nos propres recherches. Il sera possible, ensuite, de développer des modèles raffinés et opérationnels, comme on commence à en produire lorsque les automates cellulaires sont couplés à des systèmes d'information géographique ou à des systèmes dynamiques de type Forrester : il en ressort des modèles hybrides, assez éloignés des automates cellulaires stricts pour que l'on parle de *modèles cellulaires de systèmes urbains* [O'Sullivan et Torrens 2000]. On reviendra cependant sur les limites des automates cellulaires lorsqu'ils sont appliqués à la simulation de phénomènes sociaux et spatiaux (VIII.3.3).

VIII.3.2.2 LES AUTOMATES CELLULAIRES ET LA DIFFUSION DES INNOVATIONS

Les automates cellulaires ont très peu investi le champ de la diffusion des innovations. Selon E. Chattoe et N. Gilbert (1998a), la raison essentielle est que dans l'esprit de la plupart des chercheurs, la simulation est seulement nécessaire lorsque les méthodes analytiques sont sans solution. Les modèles classiques de diffusion des innovations étant très simples, il n'est pas nécessaire de recourir à des modèles de simulation de types automate cellulaires. De nombreuses raisons rendent cependant la simulation incontournable lorsque l'on explore le comportement complexe des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique (V.1.3, VI.1.3, VI.2.3.4). Les rares auteurs qui ont abordé la diffusion des innovations sous l'angle des théories de la complexité sont des physiciens ou des sociologues [Bhargava, Kumar et Mukherjee 1993 ; Boccara et Fuks 1995, 1998 ; Chattoe et Gilbert 1998a-b]. Nous présentons dans la section suivante l'un de ces modèles.

VIII.3.2.2.1 UN MODELE STOCHASTIQUE DE DIFFUSION DES INNOVATIONS

Un des rares modèles d'automates cellulaires qui incorpore explicitement le rôle de l'espace dans la diffusion des innovations a été développé par S. Bhargava *et al.* (1993). Un des avantages des automates cellulaires est de produire, grâce aux règles de transition et aux paramètres qui y sont associés, un volume important de données que l'on peut ensuite analyser avec les outils statistiques classiques. Or ces données sont essentielles car elles ne peuvent être collectées de manière empirique, faute de pouvoir tester dans la réalité toutes les situations possibles. Dans ce contexte, les principaux objectifs des auteurs sont de construire un modèle simple de diffusion des innovations basé sur le principe du modèle d'*influence externe* et *interne* de Bass (II.1.2), d'explorer le comportement de la diffusion au niveau agrégé lorsque les paramètres évoluent au niveau individuel et d'utiliser ce modèle pour faire des prévisions dans des situations analogues.

Le modèle est élaboré à partir d'un automate cellulaire stochastique, dans lequel un automate représente un individu ayant deux états possibles, non adoptant ou adoptant $\{0, 1\}$ ¹, l'état d'un individu au temps $t+1$ étant influencé par l'état de ses 8 voisins au temps t et par son propre état. A l'initialisation, un nombre n d'automates prend l'état (1), la règle de transition pour les itérations suivante étant de la forme :

- si $\{s(i,t) = 0\}$ alors,
- si $\{x > 0\}$ alors,
- si $\{\text{random}(\Lambda_{xy}) > x\}$ alors $s(i,t+1) = 1$

le paramètre x correspond à une probabilité de transition de l'état de non adoptant à l'état d'adoptant. A l'initialisation, ce paramètre est nul pour l'ensemble des automates ($x = 0$)², celui-ci

¹ Un individu passe de l'état 0 à l'état 1, sans réversibilité.

² Ce paramètre peut se rapprocher de l'état *quiescent* d'un automate, qui correspond à un état qui ne produit aucun effet sur les automates et se distingue de l'état *non-quiescent* qui à un rôle actif dans les règles de transition.

ne devenant actif pour un automate qu'à la condition qu'il soit voisin d'au moins un automate ayant l'état $s(1)$. Cette procédure est censée représenter les contacts interpersonnels et exprime le fait qu'un individu qui adopte une innovation en informe, volontairement ou non, ses relations. Dans une première série de simulation, le paramètre x prend les valeurs de 0.9, puis de 0.95 : cela correspond à un facteur de conversion de 10% et 5%, ce qui est à peu près conforme aux études empiriques réalisées en marketing¹.

Schématiquement, la simulation se déroule ainsi : à l'initialisation ($t=0$), un individu situé au centre de la grille ($100 * 100$) est à l'état 1 et tous les autres sont à l'état 0 ; les probabilités de transition de ses 8 voisins sont affectées de la valeur 0.9 ; à l'itération suivante et pour chaque automate, une valeur aléatoire est tirée et comparée à la probabilité de transition, celle-ci définissant l'état de l'automate en $t+1$.

Les auteurs testent ce modèle sous diverses configurations possibles : en faisant varier le paramètre x ; en introduisant 1, puis 5, puis n adoptants à l'initialisation ; en faisant varier la taille du marché. Les résultats de ces interactions locales peuvent être très complexes et apportent des résultats significatifs. Les expériences menées sur le paramètre x permettent de mesurer l'importance de la résistance des individus et confirment la place de cette contrainte dans les processus de diffusion [Rogers 1962]. L'influence du nombre initial d'adoptants par rapport à la dimension de l'espace de diffusion de l'innovation est également testée, les auteurs montrant qu'au-delà d'un certain nombre, le temps écoulé pour que le taux d'adoption atteigne 90% et couvre en partie l'aire de marché ne varie pas, quel que soit le nombre d'adoptants supplémentaires à l'initialisation.

Malgré ses potentialités exploratoire et heuristique, ce modèle soulève cependant un certain nombre de questions, dont la plus évidente pour les géographes est celle du statut de la grille employée. Les auteurs précisent dans leur article que l'espace cellulaire employé représente une aire de marché et font systématiquement référence à la notion de voisinage. Or il y a une confusion que l'on retrouve dans d'autres travaux [Boccaro et Fuks 1995, 1998] entre un voisinage physique et un voisinage social, relationnel. Cette confusion se retrouve d'ailleurs dans les modèles de T. Hägerstrand car un adoptant peut en pratique entrer en communication avec tous les individus de son voisinage, associant ainsi voisinage spatial et voisinage social. Ceci peut cependant se justifier dans le cadre précis de cette innovation car les résultats sont visibles, un fermier pouvant observer les champs de son voisin et se renseigner ainsi sur des modifications de cultures, même si ce fermier ne fait pas partie de son réseau relationnel. Cette procédure n'est cependant pas prise en compte dans le modèle et il faut revenir sur cette confusion puisqu'elle tient en partie son origine d'une contrainte technique dans les automates cellulaires.

¹ Bhargava, Kumar et Mukherjee (1993), p. 91

VIII.3.3 LES LIMITES DES AUTOMATES CELLULAIRES APPLIQUES A LA SIMULATION DE PHENOMENES SOCIAUX ET SPATIAUX

Malgré leurs potentialités à intégrer et à rendre compte de dynamiques spatiales, les automates cellulaires ont cependant des limites qu'il est nécessaire de préciser, lorsqu'on les confronte à des problématiques sociales, plus particulièrement lorsqu'il s'agit de géographie.

La première limite à mentionner, certainement la plus contraignante du point de vue des sciences sociales, est que l'état d'un automate est strictement conditionné par l'état de son plus proche voisinage : les événements extérieurs ou les forces indépendantes du système ne peuvent s'imposer à l'automate à partir d'un niveau macro [Couclelis 1985]. Si cette propriété n'est pas une limite dans la modélisation des processus purement physiques (incendie, écoulement des eaux etc.), elle n'est pas sans poser quelques problèmes lorsqu'on l'applique à des processus qui relèvent de l'action humaine. Cette fermeture aux événements extérieurs et aux forces indépendantes des interactions locales est évidemment une limite à la modélisation des dynamiques de systèmes très ouverts ou des dynamiques qui agissent d'un niveau macro sur le niveau micro. Les dynamiques urbaines sont par exemple dépendantes de liens exogènes, surtout lorsque la ville se situe dans un système de villes qui l'encadre fortement. De même le volume des ventes au niveau macro d'un bien de consommation courante vient modifier à la fois l'attrait du produit au niveau de l'individu (en terme de prix par exemple) et vient parfois s'imposer à lui par un effet d'éviction des autres produits concurrentiels¹. S'il y a une incidence du local sur le global, l'inverse existe aussi et la configuration des automates cellulaires stricts ne permet pas d'en rendre compte a priori. Pour dépasser cette contrainte, des auteurs proposent d'envisager des formalisations à plusieurs niveaux, notamment un niveau macro qui contraint un niveau micro [Bhargava, Kumar et Mukherjee 1993 ; Langlois et Phipps 1997], d'ouvrir le système sur l'extérieur, par l'introduction de contraintes, en prenant en compte par exemple des migrations de populations [Semboloni 1997 ; White et Engelen 1994 ; Portugali et Benenson 1995], ou encore d'introduire des relations de voisinage différenciées selon l'état des automates [Batty et Xie 1994]. Cette dernière possibilité est d'autant plus fondamentale lorsque les automates concerne des individus sociaux. En effet, les automates cellulaires stricts n'étant liés qu'à leurs voisins de type Moore ou von Neumann (*figure 45*), ceci exclut par définition toute forme d'interaction sociale qui dépasse le cadre des interactions spatiales définies précédemment, ce qui dans nos sociétés contemporaines est des moins réaliste.

¹ Il suffit de penser au poids global des produits Microsoft et à leur influence, même si on y est réticent, sur les décisions individuelles d'utilisation.

Comme cela a été vu à partir des travaux qui traitent des phénomènes de diffusion, la notion de voisinage tend à lier l'espace et le social dans un tout inséparable, conduisant soit à un déterminisme de l'espace sur les relations sociales, soit un déterminisme social sur les positions spatiales. Cette confusion est due à la transitivité relationnelle de la notion de voisinage dans un automate cellulaire : si la cellule i est voisine de la cellule j , alors la cellule j est voisine de la cellule i , et leurs états sont liés par la règle de transition qui affecte chacune d'entre elles. Or cette restriction technique des automates cellulaires stricts ne caractérise pas tous les phénomènes sociaux, qui sont souvent marqués par des effets de complémentarité ou des effets hiérarchiques dans leurs relations. D'un point de vue social, on peut comprendre le voisinage comme une proximité d'état, la cellule i est voisine de la cellule j car les deux cellules ont le même état. Or cette situation peut ne pas perdurer dans le temps, mais les cellules restent malgré tout voisines dans l'espace de l'automate cellulaire et continuent à se modifier mutuellement¹. Sous l'angle géographique, les travaux issus de l'analyse spatiale montrent qu'il peut exister davantage de relations sous forme d'échanges économiques, démographiques etc. entre deux unités spatiales éloignées qu'entre unités spatiales voisines, à cause notamment des phénomènes de hiérarchie. Or les automates cellulaires stricts sont construits sur le principe des interactions locales et ne sont pas propices à la prise en compte de tels phénomènes, sauf à le leur imposer de l'extérieur, auquel cas on passe dans la catégorie des automates cellulaires contraints ou hybrides dont l'existence a déjà été mentionnée précédemment. Face à cette confusion entre un espace physique et un espace social, la solution consiste à séparer ces deux notions pour en expliciter clairement les rôles et les effets sur les règles de transition. Du point de vue de la diffusion des innovations, cela signifie que le voisinage physique fait partie des mécanismes de propagation, mais qu'il se joint à d'autres facteurs comme ceux de proximité sociale, économique etc.

Outre cette limite de fermeture du système aux événements extérieurs et la contrainte des interactions strictement locales, la question du temps soulève également des interrogations. En effet, dans une modélisation stricte d'automate cellulaire, l'évolution s'effectue selon des pas de temps discrets et d'égale étendue, s'appliquant à l'ensemble des automates de manière synchronique, l'ensemble des cellules appliquant les règles de transition au même moment. De manière intuitive on peut concevoir que ce temps « artificiel » ne corresponde en aucune manière au temps réel des processus que le modèle est censé simuler, mais ceci pose malgré tout deux types de difficulté. La première difficulté concerne la relation que l'on peut établir entre temps « artificiel » et temps réel lorsqu'on se situe dans une perspective de prédiction. Comme cela a été montré lors de la simulation de la diffusion des pâturages jusqu'à l'année 1944, en se basant sur la

¹ Il apparaît alors que le modèle de T. Schelling se rapproche davantage d'un système multi-agents très simple que d'un automate cellulaire.

logique de l'unité de temps entre l'artificiel et le réel (renvoie part I chap 2), les processus pris en compte par les automates cellulaires peuvent donner des résultats que les interactions locales amplifient ou diminuent en intensité. Or le temps de l'automate est à la fois incompressible et non extensible.

Une seconde difficulté apparaît lorsque le modèle est construit sur des règles de transition simple alors que l'on cherche à reproduire la dynamique d'un phénomène réel qui est souvent complexe. Comme chaque automate applique la même règle au même moment, le système a tendance à saturer très rapidement et à s'éloigner du phénomène tel qu'on souhaite le reproduire. Le modèle développé par P. Ellerkamp (2000) sur l'extension urbaine de l'agglomération d'Avignon en est un bon exemple. Il a une propension à surestimer les valeurs simulées par rapport au réel et à lisser la forme du pourtour urbain. Le phénomène d'auto-amplification par le jeu des boucles de rétroaction positive en est à l'origine, les effets sur les formes globale et locale des processus simulés dans les premières itérations étant moins marqués que ceux des itérations au terme de la simulation. Le temps d'un automate cellulaire étant discret et d'égale étendue, on peut alors, pour palier cet inconvénient, soit cumuler les paramètres stochastiques pour freiner artificiellement les processus, lissant ainsi les mécanismes locaux pour respecter un schéma global, soit procéder à un tirage aléatoire des cellules qui à un pas de temps donné vont appliquer les règles de transition [Portugali 2000 ; White et Engelen 1993 ; White, Engelen et Uljee 1997].

CONCLUSION DU CHAPITRE 4

Depuis le milieu des années 1990, la simulation informatique et les méthodes individu-centrées connaissent de nombreux développements dans les sciences sociales. Elles offrent la possibilité de représenter directement les comportements et parfois les interactions entre individus pour expliquer et parfois prévoir l'évolution d'un phénomène. Lorsque ces méthodes sont associées aux nouvelles théories de la complexité, l'expérimentation devient alors le cœur de la recherche dans les sciences sociales. Il s'agit alors d'expliquer comment des dynamiques et des phénomènes complexes à un niveau agrégé d'observation peuvent émerger des interactions qui se produisent à un niveau jusqu'ici mis de côté par les méthodes classiques, le niveau local.

Parmi les diverses méthodes présentées issues des théories de la complexité, les automates cellulaires représentent des instruments privilégiés, car ils offrent la possibilité de fournir des explications simples à des phénomènes complexes. Mais s'ils sont bien adaptés à la représentation des phénomènes dont le fonctionnement se limite à de simples mécanismes physiques ou réductibles à un ou deux processus, ils deviennent limités lorsqu'il s'agit de modéliser des phénomènes dans lesquels les décisions humaines interviennent aussi et lorsque le rôle de l'espace ne se réduit pas à de la simple contiguïté. Selon J. Ferber (1995), les automates cellulaires peuvent ainsi se concevoir soit comme des systèmes multi-agents bridés dans lesquels les agents seraient devenus fixes, soit comme un bon modèle d'environnement sans agent. Les systèmes multi-agents sont-ils alors en mesure de dépasser les limites observées dans l'analyse appliquée des automates cellulaires ? Pour en juger, il est nécessaire d'en examiner attentivement les fondements et les développements récents, ainsi que les applications possibles en géographie.

CHAPITRE 5. LES SYSTEMES MULTI-AGENTS

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que les automates cellulaires représentaient un puissant instrument de modélisation des systèmes complexes. Particulièrement bien adaptés pour rendre compte de la complexité de phénomènes physiques, ou agissant comme tels, ils soulèvent un certain nombre de limites lorsqu'il s'agit de modéliser la complexité des phénomènes sociaux. A ce titre, la plupart des applications géographiques qui sont associées aux automates cellulaires expriment la dispersion locale de phénomènes, entre des unités spatiales discrétisées qui peuvent représenter la structure d'une ville [Tobler 1979]. Dans ce type d'applications, une cellule est un automate qui représente un « morceau » de ville – une maison, une parcelle de terre, un quartier – auquel on ne peut attribuer qu'un nombre limité de règles de transition et d'états : des limites techniques font qu'un automate ne peut prendre en compte en même temps des règles de transition de nature qualitative et quantitative, et des états qui évoluent selon des unités différentes (flux de population, types d'activités économiques etc.)¹. Les systèmes multi-agents offrent, entre autre, des possibilités intéressantes pour sortir de cette impasse.

Les systèmes multi-agents (SMA) relèvent plus généralement des approches dites individu-centrées, qui considèrent que les phénomènes que l'on observe à un certain niveau d'organisation sont le résultat des interactions qui se produisent entre les entités élémentaires qui composent ce niveau. Dans le cas des SMA, l'accent est mis sur la modélisation de ces entités, les agents, et sur les relations qu'ils entretiennent entre eux et avec l'environnement dans lequel ils se situent. Ils sont à ce titre un outil privilégié des sciences sociales, naturelles et cognitives, pour modéliser et simuler des phénomènes dynamiques, principalement lorsque l'hétérogénéité des situations et des comportements individuels est déterminante pour expliquer cette dynamique [Treuil *et al* 2001]. Mais ils sont également mobilisés en robotique, en informatique ou dans les travaux portant sur les interfaces hommes-machines lorsqu'il s'agit de réaliser des systèmes complexes à partir des notions d'agent, de communication, de coopération et de coordination d'actions.

Selon J. Ferber, un agent peut être décrit comme une entité autonome capable d'agir sur elle-même et sur son environnement. Dans un univers multi-agents, cet agent peut communiquer avec d'autres agents et se déplacer. Son comportement est alors la conséquence de ses

¹ Une solution consiste à désagréger les cellules en des cellules « davantage élémentaires », les différentes règles et états étant répartis dans ces différents automates. Cette solution qui relève davantage d'un arrangement technique que d'une nécessité objective n'est cependant pas sans inconvénient. Premièrement, cela signifie que le niveau élémentaire pertinent pour rendre compte de la dynamique du phénomène étudié n'est pas clairement identifié ; deuxièmement, on perd en partie les bénéfices des interactions locales tel qu'on pouvait les définir au niveau des cellules avant la désagrégation.

observations, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents [Ferber 1995]. L'absence d'une définition précise de l'agent renvoie à la variété des communautés scientifiques, des domaines d'applications, des perspectives et des techniques mises en avant pour construire un univers multi-agents. Le rappel historique qui va suivre montre que les SMA sont le fruit des interactions de nombreux domaines scientifiques tels que l'informatique répartie et le génie logiciel, la robotique, l'intelligence artificielle (IA), l'intelligence artificielle distribuée (IAD) et la vie artificielle. Ils s'inspirent également de notions et concepts issus des sciences humaines et sociales, notamment la linguistique, la sociologie, la psychologie sociale et les sciences cognitives. Chacune de ces disciplines a contribué au développement de certains aspects de l'agent – interaction et coopération, coordination, communication, négociation, actes de discours etc. – et ont favorisé le caractère polysémique de la définition de l'agent. Dans la présentation qui va suivre des principaux aspects de ces diverses conceptions de l'agent, certaines propositions peuvent apparaître éloignées de nos objectifs, mais elles sont nécessaires pour préciser celles qui en seront les plus proches.

Ce chapitre aborde, dans une première section, les systèmes multi-agents à travers l'histoire de leur développement, en insistant plus particulièrement sur les deux principaux domaines dont ils héritent la plupart des concepts : l'intelligence artificielle distribuée et la vie artificielle. Une seconde section est consacrée à une présentation précise de l'univers multi-agents, en insistant sur les définitions d'agent, d'interaction et de communication, d'environnement, tout en discutant de leurs apports respectifs sur le plan géographique. En conclusion, ce chapitre présente des applications géographiques issues de SMA.

IX HISTOIRE D'UNE EMERGENCE : ORIGINE ET DEVELOPPEMENT DES SYSTEMES MULTI-AGENTS

L'origine des SMA ne peut être associée aux travaux d'une seule équipe de recherche ou d'un seul pays, tant le foisonnement des équipes transdisciplinaires et internationales a été marquant. S'il faut cependant se résoudre à en chercher les prémices dans une histoire relativement courte, on peut les retrouver avec l'émergence des principaux concepts dès la fin des années 1970 aux Etats-Unis, dans les domaines de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) et de la vie artificielle, et en Europe avec les recherches qui ont pour cadre général les sciences de la complexité, où interviennent aussi bien des chercheurs du domaine des sciences de la nature et de la société que des informaticiens.

Il est aujourd'hui admis que l'IA, la vie artificielle et plus généralement les sciences de la complexité ont trouvé à travers les SMA la possibilité non seulement de reformuler de manière radicale certaines questions ou théories sur le fonctionnement du monde, mais également de les tester. Il n'est pas nécessaire d'en dire plus ici sur l'origine des sciences de la complexité et sur leurs apports pour la science de demain (*Chapitre 3*), sinon que les bénéfices de l'interdisciplinarité sont repérables dans les deux principaux centres de recherche sur la complexité, le *Santa-Fe Institute*, animé entre autre par John Holland, Brian Arthur, Stuart Kaufmann ou Christopher Langton et l'*Université Libre de Bruxelles*, où l'on trouve des équipes dirigées par Ilya Prigogine, Grégoire Nicolis, Jean-Louis Deneubourg ou Francisco Varela. Les travaux issus directement ou indirectement de ces deux centres de recherche portent sur la théorie du chaos, les structures dissipatives, la vie artificielle ou la thermodynamique des systèmes irréversibles dans des disciplines aussi variées que l'écologie, la physique, l'économie ou l'éthologie, et seule y compte l'approche commune par la complexité. Dans ces différentes approches, l'IA et la vie artificielle ont largement contribué au développement des systèmes multi-agents.

IX.1 L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DISTRIBUEE ET LA VIE ARTIFICIELLE

Dans son acception la plus large, le champ de recherche de l'IA couvre l'étude et la conception de systèmes organisés, constitués de plusieurs agents autonomes et capables d'interagir dans le but d'obtenir des systèmes dits intelligents [Erceau et Ferber 1991]. Née au début des années 1970, l'IA apparaît comme un prolongement des travaux de l'intelligence artificielle (IA) dont l'objectif similaire reposait sur un seul agent. Quels étaient les principaux objectifs de l'IA ? Et pourquoi en « distribuer » l'intelligence ?

IX.1.1 INTELLIGENCE CENTRALISEE VERSUS INTELLIGENCE DISTRIBUEE

Les débuts de l'intelligence artificielle sont marqués par des préoccupations qui relèvent à la fois du domaine de l'informatique et de la robotique. Pour présenter l'IA, il est classique d'exposer une situation où la résolution d'un problème complexe passe par deux solutions alternatives, à travers un exemple issu de la robotique. Considérons la situation où l'on souhaite explorer une planète très éloignée de notre système solaire. Il faut à cette fin envoyer une forme d'intelligence humaine capable de se déplacer en milieu hostile (terrain accidenté), capable de faire des prélèvements, d'effectuer des mesures et des analyses, et d'en envoyer les informations vers la Terre. Toute la question est de savoir s'il est plus pertinent d'envoyer un seul robot, multi-spécialisé et capable de remplir les différentes tâches en question, ou bien d'envoyer plusieurs robots aux fonctions relativement simples mais coopérant entre eux : un robot mobile pour l'exploration, un autre statique pour l'analyse, un autre capable de laisser des traces pour reconnaître le chemin emprunté etc.

IX.1.1.1 L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Pour résoudre ce type de problème, les recherches en IA se sont focalisées sur la modélisation des capacités intelligentes d'une entité unique, un agent rationnel, capable de résoudre des problèmes et de remplacer les experts humains. La solution consistait alors à envoyer un seul robot capable d'effectuer, de manière autonome et sans l'aide directe de l'homme, les différentes tâches en question. Ainsi, entre les années 1970 et les années 1980, une grande partie des recherches en IA se focalise sur les diverses composantes de cet agent rationnel telles que le champ des actions possibles, les conditions à leurs réalisations ou les effets de ces actions sur le problème à résoudre. Une des grandes difficultés réside dans la planification des tâches. La question n'est pas seulement : que faire ?, mais plutôt : dans quel ordre ? [Wilkins 1988]. L'objectif de ces différents champs de recherche en IA était de comprendre le fonctionnement de ces différentes composantes, d'en maîtriser la planification afin de pouvoir les assembler pour construire un seul agent qui centralise l'ensemble des connaissances et des aptitudes requises pour résoudre un problème [Chaid-Draa *et al.* 2001]. Les premiers succès de l'IA surviennent dans le domaine de l'informatique, où une génération de programmes informatiques évolués apparaît, les systèmes experts. Ces programmes informatiques sont censés résoudre des problèmes qui relèvent de domaines très spécialisés et ce de manière autonome, sans l'aide d'autres programmes informatiques ou d'experts humains, car l'objectif ultime de l'IA des années 1970 est de produire des systèmes capables de rivaliser avec l'intelligence humaine. Devant le relatif échec des différents projets menés dans cette perspective, l'IA se dirige alors progressivement vers une conception plus modeste des rapports homme-machine, l'objectif étant non plus de remplacer l'expert, mais de l'assister. L'agent devient ainsi capable d'accomplir de manière automatique certaines tâches, apprenant les usages courants, voire automatiques, de l'homme pour s'y substituer et susceptible, dans certains cas, de prendre des initiatives lorsqu'une situation non prévue par le concepteur se présente [Maes 1994] : c'est le domaine de la programmation des interfaces homme-machine¹.

Ce changement de perspective dans l'IA conduit à la fin des années 1970 à la naissance d'un nouveau courant, l'intelligence artificielle distribuée. Deux principaux problèmes sont à l'origine de cette évolution. La première difficulté rencontrée par l'intelligence artificielle provient de l'incapacité théorique et technique à planifier les tâches pour résoudre un problème complexe. En effet, si la planification est relativement simple pour une machine à états finis comme un distributeur automatique, fermé sur son environnement, avec des règles de transition et des

¹ Les principales évolutions actuelles de l'IA se produisent dans le domaine des robots dits intelligents. On se reportera si nécessaire aux conférences de l'AA (Autonomous Agents) et de la FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents) : <http://www.cs.washington.edu/research/agents99/> et <http://www.fipa.org/>.

actions pré-programmées, où tous les états possibles sont spécifiés de manière exhaustive et s'ordonnent séquentiellement, le problème n'est pas le même lorsqu'on se situe dans un environnement réel avec une tâche complexe à résoudre. Dans ce contexte, les algorithmes de planification ne sont pas performants car ils demandent des temps de calculs extrêmement élevés pour des résultats médiocres, car tous les états ne peuvent être envisagés et l'ordonnancement des actions est variable selon l'environnement du système. La seconde difficulté, qui est plutôt un constat, est que, dans le monde de l'humain, les connaissances nécessaires à la résolution d'un problème complexe ne relèvent pas d'un seul agent, un expert, mais de plusieurs experts. L'intelligence est ainsi distribuée entre des individus aux compétences diverses qui collaborent, échangent des informations, communiquent des points de vue et des résultats, mettent en commun des compétences pour résoudre des problèmes complexes. Les premiers travaux issus de l'intelligence artificielle distribuée voient le jour ainsi.

IX.1.1.2 L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DISTRIBUEE

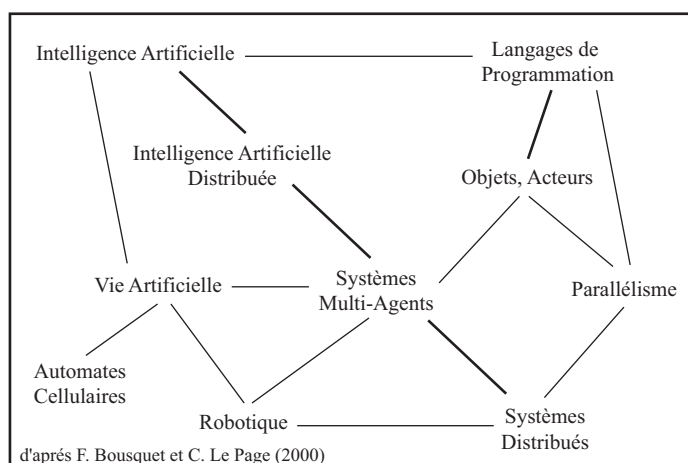
Avec l'IAD, l'accent est mis sur la résolution collective et distribuée des problèmes, et celle-ci passe par la construction d'entités logicielles ou matérielles relativement autonomes et indépendantes en interaction, que l'on appelle *agents*. A partir des années 1980, les recherches en IAD se multiplient et s'insèrent dans de nombreux domaines, contribuant à élargir les champs d'applications. Ainsi les concepts d'agents, d'interactions ou d'environnement sont manipulés par des chercheurs issus de plusieurs disciplines, de la physique à la psychologie. Ils provoquent une forte émulation, mais multiplient aussi le nombre de définitions de l'*agent*, selon le domaine d'application, les objectifs ou les méthodes utilisées.

Dans la diversité des définitions, on distingue ainsi deux types d'agents dont les mécanismes qui régissent les comportements sont radicalement différents. Le premier type d'agent est issu de l'approche dite *réactive*, selon laquelle un comportement collectif intelligent doit émerger de l'interaction entre divers agents aux comportements extrêmement simples. L'agent est alors conçu, dans son aspect le plus radical, comme une entité qui obéit à des stimuli externes pour mettre en œuvre une action, sans possibilité d'auto-contrôle, d'évaluation des résultats ni d'évolution comportementale [Brooks 1986]. A l'opposé, l'approche *cognitive* voit l'agent comme une entité qui a des représentations et des connaissances (de soi, des autres, de l'environnement etc.), qui est capable de prendre des décisions en fonction de celles-ci, et qui est en mesure de tirer profit des expériences passées pour évaluer l'impact de son action dans le futur [Varela 1989 ; Collinot 1988]. Ces deux approches radicalement opposées sont naturellement le fruit de courants de recherches ayant des préoccupations différentes, l'approche *cognitive* s'inspirant très largement des travaux des sociologues, notamment ceux issus du courant de l'individualisme

méthodologique [Boudon 1992] ou de la psychosociologie [Levy 1965], l'approche *réactive* s'inscrivant, elle, dans les univers de l'éthologie [Deneubourg et Pasteels 1987], de la robotique [Brooks 1983] ou de la vie artificielle [Langton 1991].

Avec l'IAD, la vie artificielle est la discipline qui a contribué dans une large mesure au développement de l'approche multi-agents (*figure 52*). La problématique de la vie artificielle est d'étudier la vie telle qu'elle pourrait être et non la vie telle qu'elle est [Langton 1988] ; elle cherche pour cela à modéliser des systèmes doués de vie, capables de survivre, de s'adapter et de se reproduire dans des milieux parfois hostiles. Ce domaine, qui s'inspire largement des théories de l'évolution pour comprendre l'adaptation de tels systèmes, modélise les principaux mécanismes de la vie, les étudie et les teste à l'aide de l'ordinateur, comme on a pu le constater avec le *jeu de la vie* (VIII.3.1). La modélisation de mécanismes simples d'interaction permet ainsi aux chercheurs d'étudier de manière systématique les réponses émergentes, qui parfois se retrouvent dans le réel. Proche de la physique, la vie artificielle s'intéresse alors aux transitions de phases d'un système et aux seuils qui y correspondent, le modèle et le système associés étant alors censés appartenir à la même classe d'universalité dont on a décrit les propriétés qualitatives. Selon S. Wolfram (1988), les lois et les propriétés générales qui gouvernent de tels systèmes sont alors suffisamment universelles qu'elles peuvent être appliquées à la plupart des systèmes naturels. Les domaines privilégiés de recherche de la vie artificielle se singularisent par les travaux de S. Wolfram (1984a-b, 1994) et de C. Langton (1991) sur l'analyse des dynamiques de phénomènes complexes à l'aide d'automates cellulaires et les travaux sur l'intelligence collective à partir des interactions au sein d'un ensemble d'agents réactifs [Drogoul 1993 ; Mataric 1993].

figure 52 Les systèmes multi-agents et les domaines connexes



Les domaines connexes aux systèmes multi-agents sont donc nombreux et proviennent d'univers parfois éloignés, favorisant ainsi un dialogue fécond et une profusion d'idées. Cette situation est finalement assez classique dans les univers technologiques relativement jeunes. Ainsi

jusqu'au milieu des années 1990, la recherche s'est concentrée sur l'exploration de nouveaux concepts, sur l'élaboration de nouvelles théories et la conception de divers SMA. Les systèmes distribués (modélisés par les réseaux de Pétri notamment) et la modélisation du parallélisme ont permis de grandes avancées dans les protocoles de communication entre agents. La robotique et l'automatisme permettent quant à eux de mieux comprendre et maîtriser la régulation des actions. Enfin les langages de programmation, principalement les langages orientés objets¹ et les langages d'acteurs, ont permis de développer des environnements de programmation adaptés aux différents concepts associés aux SMA.

IX.1.2 LES DOMAINES D'APPLICATIONS DES SYSTEMES MULTI-AGENTS

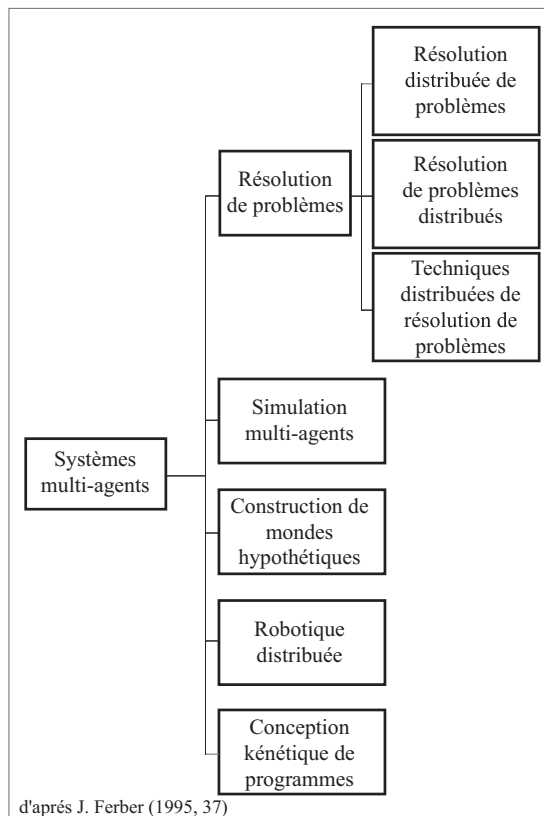
La grande variété des voies de recherches prises par les utilisateurs de systèmes multi-agents ne permet pas, comme a pu le faire avec les automates cellulaires, de tracer de véritables directions ou de domaines privilégiés d'application de cet outil. Selon J. Ferber, on peut cependant définir dans cette profusion de recherches, quelques tendances qui s'orientent vers des projets fédérateurs (*figure 53*).

Parmi les principales applications des systèmes multi-agents, on peut noter une prédilection pour la résolution de problèmes concrets, applications qui sont favorisées par le fort potentiel applicatif et opérationnel de ce nouvel outil. La résolution de problèmes et la conception génétique de programmes relèvent essentiellement de problématiques strictement informatiques, même si leurs applications ont une incidence visible dans le monde réel. La première vise à mettre en œuvre des agents informatiques capables, par leurs interactions, de résoudre des problèmes en faisant appel à leurs facultés d'expertise, de diagnostic, de surveillance, de maintenance etc. Ce groupe d'applications des SMA vient directement des préoccupations de l'IAD des années 1980, période durant laquelle des concepts empruntés aux sciences humaines tels que la coopération, la coordination d'actions ou la négociation ont permis de distribuer l'expertise entre différents agents. Les systèmes multi-experts font partie de cette catégorie d'applications, ils ont apporté des solutions pour la gestion de situations complexes, comme le contrôle du trafic aérien ou les systèmes automatisés de production et la maintenance de réseaux informatiques. Une des architectures classique pour ce type de résolution de problème est

¹ C'est le mode de programmation informatique le plus courant dans l'univers multi-agents, parmi lequel on trouve les langages Smalltalk, C++, Objective C, Lisp, Java. La *programmation orientée objets* représente les connaissances en classes et sous-classes d'objets auxquelles sont associés des attributs passifs et des méthodes. Chaque objet contient des données et des procédures pour les manipuler. Les objets qui appartiennent à la même classe disposent des mêmes procédures mais peuvent avoir des valeurs (données) différentes. Le principe d'héritage permet d'attribuer des caractéristiques à des objets qui sont définies au niveau de la classe mère, et non au niveau de l'objet lui-même, les classes étant organisées selon un principe hiérarchique. L'avantage de ce mode de programmation est qu'il permet une intervention au niveau des méthodes associées à une classe d'objets sans pour autant modifier le programme dans sa totalité. Pour une introduction à la *programmation orientée objets* et une comparaison des différents langages, on consultera l'ouvrage de T. Budd (1997).

l'architecture à base de tableaux noirs [Hayes-Roth 1985] : chaque agent-expert dispose de compétences propres sur un domaine et les éléments de solutions qu'il propose sont mémorisés en continu dans une zone de données commune aux différents agents, le tableau noir. La mise en commun de ces différentes informations permet, entre autres, aux agents d'évaluer l'ampleur du problème et de coordonner leurs actions.

figure 53 Une typologie des domaines d'application des systèmes multi-agents



Autre domaine d'application, la conception kénétique des logiciels a pour objectif « [...] de donner naissance à des systèmes informatiques capables d'évoluer par interaction, adaptation et reproduction d'agents relativement autonomes et fonctionnant dans des univers physiquement distribués » [Ferber 1995, 55]. Cette approche conçoit les SMA comme des programmes informatiques regroupant de petits programmes, les agents, qui évoluent, communiquent et agissent dans un environnement informatique, comme Internet par exemple. A la différence des applications classiques desquelles ne ressortent que des comportements attendus, on attend de ces agents qu'ils prennent des initiatives, produisent des actions et des résultats de manière autonome. On connaît déjà les virus informatiques qui fonctionnent selon cette logique, leurs principales fonctions étant de survivre, d'échapper aux anti-virus et de se multiplier. Mais on imagine déjà des programmes qui assistent davantage l'homme, en recueillant par exemple des informations ciblées par rapport aux besoins de l'utilisateur ou en apprenant les tâches automatiques réalisées par l'homme pour s'y substituer progressivement (tri et classement des mails par exemple).

La robotique distribuée constitue un autre domaine d'application des SMA. Elle diffère des applications précédentes en ce sens qu'elle met en œuvre non plus des programmes informatiques mais des entités physiques réelles, des robots, dans le but de réaliser une tâche commune. Ce type de recherche sur les systèmes multi-robots a des répercussions directes, notamment dans le ramassage de minerai, la prise de renseignements en milieu hostile (applications militaires) ou, plus ludique, avec les robots footballeurs¹ [Muñoz et Drogoul 2001].

La simulation multi-agents et la construction de mondes hypothétiques diffèrent des applications précédentes et sont éminemment plus proches de nos préoccupations. La distinction entre ces deux catégories d'applications n'est pas toujours claire, mais on observe que lorsqu'il s'agit de modéliser des phénomènes proches du réel, qui relèvent des sociétés animales ou humaines par exemple, on parle de simulation multi-agents, alors que l'on parle de construction de mondes hypothétiques lorsque l'objectif porte davantage sur l'analyse des potentialités des SMA (recherche sur les protocoles de coopération ou de concurrence par exemple, comme dans la théorie des jeux [Rosenschein 1992]). Ainsi les projets de type *Animat*² [Meyer et Guillot 1989 ; Drogoul et Ferber 1993] relèvent de cette catégorie. La simulation multi-agents offre de son côté la possibilité de modéliser des systèmes où le rôle d'entités individuelles, autonomes et en interaction, est jugé fondamental pour comprendre la dynamique de tels systèmes. La simulation multi-agents est ainsi mobilisée pour représenter des processus aussi bien en économie [Tsfatsion 2002a-b], en écologie [Barreteau et Bousquet 2000] en éthologie [Drogoul 1993] ou en géographie [Bura *et al.* 1996 ; Bousquet et Gautier 1999 ; Bonnefoy *et al.* 2001]. Dans ce contexte et grâce à une formalisation individu-centrée, les systèmes multi-agents permettent de relier les phénomènes que l'on observe à un certain niveau d'analyse – un niveau macro – aux actions qui se produisent à un niveau inférieur – un niveau micro –. Ainsi, lorsque la dynamique observée à un niveau global ne peut être comprise et reproduite qu'en prenant en compte l'hétérogénéité des situations, la diversité des comportements et les interactions entre entités élémentaires, alors les SMA sont des instruments pertinents pour modéliser de tels phénomènes, notamment lorsqu'ils sont émergents (crack boursier, diffusion des innovations etc.). Ils offrent également, à la différence des modèles mathématiques, la possibilité d'associer des paramètres quantitatifs et qualitatifs dans le modèle, celui-ci devenant grâce à la simulation informatique un laboratoire artificiel, *in silico*. La simulation multi-agents permet alors d'observer la dynamique du phénomène, de suivre le comportement des agents de manière individuelle, en groupe ou collectivement, d'analyser les résultats à l'aide de techniques statistiques pour vérifier la validité

¹ Projet *Microbes* : <http://www-poleia.lip6.fr/~drogoul/projects/microbes/index.html>

² On pourra se reporter au site *Animat* du Laboratoire d'Informatique de Paris VI : <http://animatlab.lip6.fr/>

des hypothèses qui sous-tendent la construction du modèle. La flexibilité des langages de programmation permet en plus de faire évoluer les paramètres du modèle et de modifier les règles comportementales des agents afin d'en mesurer les conséquences au niveau global. Dans ce contexte, selon J. Epstein et R. Axtell (1996, 4), « *We view artificial societies as laboratories, where we attempt to “grow” certain social structures in the computer – or in silico – the aim being to discover fundamental local or micro mechanism that are sufficient to generate the macroscopic social structures and collective behaviors of interest* ».

X CONCEPTS ET PRINCIPES DES SYSTEMES MULTI-AGENTS

S'il n'y a pas encore de définition précise de ce qu'est un système multi-agents, il n'y en a pas davantage pour l'agent. Cette absence de consensus provient à la fois de la jeunesse de la méthode mais s'explique également, et peut-être principalement, par le fait que les recherches théoriques et expérimentales sont très actives depuis les années 1990 [Briot et Demazeau 2001]. Ainsi, selon les domaines d'application présentés dans la section précédente, les définitions de l'agent peuvent être radicalement différentes. Malgré cette diversité, on peut cerner les points communs à l'ensemble des domaines d'application des SMA.

X.1 DEFINITIONS DES SYSTEMES MULTI-AGENTS

Un système multi-agents se définit en premier lieu comme un réseau faiblement couplé d'entités qui collaborent dans le but de résoudre des problèmes dont la complexité dépasse leurs capacités individuelles [Durfee *et al.* 1989]. Cette définition est directement tributaire de l'intelligence artificielle distribuée et de ses lointaines origines cybernétiques, le système ayant dans sa conception une « obligation » de résolution de problème, comme c'est le cas en robotique distribuée par exemple [Dupuy 1982]. Or nous avons vu qu'il existait au moins deux courants distincts dans l'univers multi-agents (IX.1.2), avec d'une part les recherches qui portent directement sur les SMA et leurs applications dans la résolution distribuée de problèmes (robotique, langages de programmation etc.), et d'autre part des recherches qui portent sur l'analyse des dynamiques de systèmes complexes, principalement dans les sciences de la nature et de la société, à partir de processus en interactions et selon une approche individu-centrée (simulation multi-agents), applications qui ne sont pas directement concernées par la résolution collective de problèmes. Pour rendre compte de ces deux conceptions de l'univers multi-agents, une seconde définition plus englobante consiste à concevoir les SMA comme un système distribué composé d'un ensemble d'agents qui interagissent, le plus souvent selon des modes de coopération, de concurrence ou de coexistence [Chaib-Draa, Jarras et Moulin 2001]. Cette

seconde définition exclut l'objectif téléonomique du système mais ne prend pas en compte la notion d'environnement, fondamentale dans la présente conception des SMA. Finalement, une troisième définition, celle de J. Ferber, est suffisamment large pour englober les diverses propriétés des SMA.

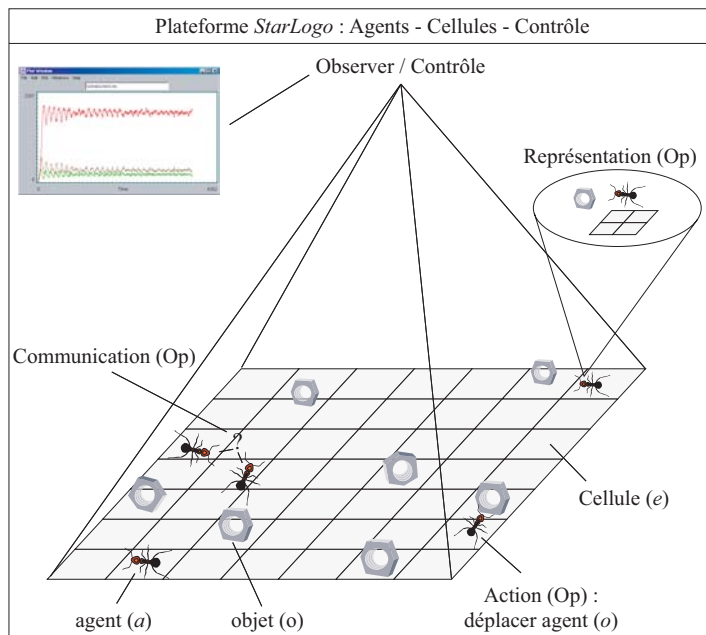
D'après J. Ferber, un système multi-agents se définit par les « éléments suivants :

1. Un environnement \mathbf{E} , c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique.
2. Un ensemble d'objets \mathbf{O} . Ces objets sont situés, c'est-à-dire que, pour tout objet, il est possible, à un moment donné, d'associer une position dans \mathbf{E} . Ces objets sont passifs, c'est-à-dire qu'ils peuvent être perçus, créés, détruits et modifiés par les agents.
3. Un ensemble \mathbf{A} d'agents, qui sont des objets particuliers ($\mathbf{A} \subseteq \mathbf{O}$), lesquels représentent les entités actives du système.
4. Un ensemble de relations \mathbf{R} qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux.
5. Un ensemble d'opérations \mathbf{Op} permettant aux agents de \mathbf{A} de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets \mathbf{O} .
6. Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appellera les lois de l'univers. » [Ferber 1995, 15].

On notera d'après cette définition que si $\mathbf{A} = \mathbf{O}$ et $\mathbf{E} = \emptyset$, alors \mathbf{R} correspond à un réseau où chaque agent est connecté avec un ensemble d'agents. Ces systèmes sont appelés systèmes multi-agents purement communicants, ils ne sont pas développés ici car la notion d'environnement, l'aspect spatial des SMA, y est absente. Les différents éléments de la définition ci-dessus ont été représentés dans la *figure 54*. Celle-ci est construite selon l'architecture de la plate-forme *StarLogo* utilisée dans ce travail¹.

Selon les types de SMA modélisés, l'environnement, l'agent, les relations et les opérations peuvent être de nature différente. Quelques-unes de ces caractéristiques sont présentées dans les sections suivantes.

¹ *StarLogo* est une plate-forme développée par le Massachusetts Institute of Technology, Media Laboratory à partir du langage Java. On peut disposer de cette plate-forme à partir du site Internet qui lui est dédié à l'adresse suivante : <http://www.media.mit.edu/starlogo/>

figure 54 L'univers multi-agents sur la plate-forme *StarLogo*


X.1.1 L'ENVIRONNEMENT D'UN SYSTEME MULTI-AGENTS

L'environnement d'un SMA constitue l'espace commun aux agents d'un SMA, qu'il soit *centralisé* ou *distribué*. L'environnement est *centralisé* lorsque les agents ont accès à la même structure : l'environnement se présente alors comme un « bloc monolithique » [Ferber 1995]. Un environnement *distribué* se présente au contraire comme un assemblage de cellules¹, généralement disposées en réseau, comme dans le cas des automates cellulaires (*figure 55*). Dans ce type d'environnement, l'état d'une cellule dépend de son réseau de cellules connexes, et donc des influences des agents qui y sont localisés. En retour, ces agents sont dépendants de la structure des connexions entre cellules, à la fois pour leurs déplacements mais également pour leurs représentations et leurs actions. Ainsi, dans les applications où l'environnement est complexe et joue un rôle actif dans la dynamique du phénomène, il est préférable de privilégier, comme dans ce travail, une approche par environnement *distribué*.

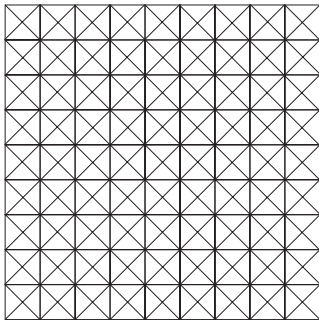
L'environnement E est pourvu d'un ensemble d'entités (a et o) que l'on peut situer, car elles sont localisées sur des cellules référencées par leurs coordonnées en x et en y dans un espace à 2 dimensions. Ces entités peuvent être *passives*, ce sont alors des objets qui n'ont aucune capacité d'action ou de communication mais qui peuvent être perçus, détruits ou modifiés par les agents. Lorsque ces entités sont *actives*, ce sont alors des agents dans la mesure où ils subissent des influences de la part de l'environnement et qu'ils ont des capacités fonctionnelles (voir, prévoir,

¹ Sous *Starlogo*, les cellules sont appelées *patches*, les agents *turtles* et le contrôle global *observer*. L'*observer* permet de définir l'ordre d'enchaînement des méthodes, les attributs et les agents auxquels elles sont appliquées. C'est à ce niveau que l'on gère également toutes les opérations d'agrégation, c'est-à-dire le nombre d'agents dans l'environnement, la somme des attributs etc. ainsi que les opérations annexes à la simulation, telles que les graphiques.

agir, communiquer etc.). L'environnement apparaît donc comme un élément essentiel d'un SMA, car il peut être à la fois :

- un support, c'est-à-dire un espace d'évolution pour les agents [Page 1998] ;
- un tout complexe, notamment dans sa version distribuée, dont les agents et les objets sont des parties [Bura *et al.* 1996] ;
- une ressource, l'environnement se caractérise par des attributs qui sont à l'origine de l'action des agents [Epstein et Axtell 1996] ;
- un champ de communication entre agents [Drogoul et Ferber 1994] ;
- une entité ayant sa propre dynamique [Bousquet et Gautier 1999].

figure 55 Un exemple d'environnement distribué



Ainsi, l'environnement représenté sur la *figure 54* est constitué de cellules dont la connectivité est représentée par la *figure 55*. Cet environnement sert de support aux objets (o) et d'espace d'évolution à des agents (a) repérables grâce aux coordonnées (x,y) de la grille. Chacune des cellules de cet environnement est différenciée par un ou plusieurs attributs qui correspondent par exemple à des ressources prenant différentes valeurs ou états. Dans le modèle proposé par J. Epstein et R. Axtell (1996), l'environnement est ainsi un automate cellulaire où chaque cellule est caractérisée par des ressources (sucre et épice) qui influencent le comportement des agents. On peut également imaginer que les cellules sont différenciées par les connexions établies avec les cellules voisines, introduisant ainsi des barrières entre cellules contiguës, au moins dans certaines directions¹. Enfin cet environnement peut avoir sa propre dynamique, indépendamment de l'action des agents qui y sont localisés. Cet aspect est fondamental lorsqu'on souhaite modéliser par exemple l'impact des actions humaines dans un écosystème [Antona *et al.* 2002].

¹ Introduire une frontière entre deux cellules est un problème que l'on peut facilement résoudre lorsque le SMA est couplé avec un Système d'Information Géographique. Si la plate-forme SMA ne permet pas ce couplage, une solution consiste à attribuer à chaque cellule des variables d'instances. Si on travaille selon un voisinage de Moore, une cellule est alors caractérisée par la présence de 8 frontières qui pourront prendre différentes valeurs entre une valeur minimale, disons 0, qui signifie que la frontière est ouverte, et 1, qui signifie que la frontière est fermée. Si par exemple la frontière nord d'une cellule est fermée, alors aucun message ni aucun agent ne pourra passer de cette cellule vers les cellules voisines situées au nord. Cette méthode est utilisée pour introduire les effets de barrières dans les modèles de cette recherche.

X.1.2 LES AGENTS DES SYSTEMES MULTI-AGENTS

S'il n'existe pas de consensus dans la définition d'un système multi-agents, ceci est encore plus vrai lorsqu'il s'agit de définir un agent. Une des caractéristiques essentielles et communes dans la définition d'un agent est l'autonomie : un agent peut agir indépendamment des autres agents et se distingue de l'environnement dans lequel il se situe, même si dans la plupart des modélisations SMA, il y a interactions entre les agents sous la forme de coopérations, de concurrences ou simplement de coexistences. La définition de J. Ferber permet ensuite de préciser les différentes perspectives associées à chacun des éléments exposés. Selon J. Ferber, un agent est « une entité physique ou virtuelle :

- a. *qui est capable d'agir dans son environnement,*
- b. *qui peut communiquer directement avec d'autres agents,*
- c. *qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),*
- d. *qui possède des ressources propres,*
- e. *qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,*
- f. *qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),*
- g. *qui possède des compétences et offre des services,*
- h. *qui peut éventuellement se reproduire,*
- i. *dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.* » [Ferber 1995, 13].

Cette définition de l'agent et le conditionnel attaché aux différentes propositions recoupe la distinction entre approche *réactive* et approche *cognitive* de l'agent. Dans une approche *réactive*, l'agent n'a pas en général d'intention explicite, il n'a aucune représentation et ne contrôle pas son comportement. L'agent fonctionne selon un processus mécanique strict et rigide de stimulation/réaction. Les stimulations proviennent de l'environnement (présence d'une ressource) ou des autres agents (de manière directe par contact ou indirect par le biais de messages inscrits dans l'environnement). Les modèles de sociétés animales sont dans une large mesure des modèles à base d'agents réactifs, comme on a pu le constater avec les travaux sur le comportement des fourmis par exemple. Le postulat de cette approche est qu'une solution collective intelligente peut émerger de la multitude d'interactions qui s'opèrent entre agents pas nécessairement « intelligents ». Ainsi conçue, l'approche *réactive* apparaît dans la droite lignée des travaux de la vie artificielle [Langton 1988] et des travaux proches de la biologie et des sociétés animales [Deneubourg et Pasteels 1987].

A l'opposé, l'approche *cognitive* postule « [...] *qu'un système multi-agents résulte de l'organisation intelligente d'agents intelligents* » [Drogoul 1993, 3]. Selon cette approche, un agent est doué de représentations (de lui-même, des autres, de l'environnement), il a des intentions et des objectifs, il est capable d'anticiper les conséquences de ses actes et peut modifier son comportement en fonction des expériences passées et de ses représentations de son environnement et de lui-même. Dès l'origine, l'IA s'est concentrée sur l'expression du comportement délibératif de l'agent rationnel en fonction de ses croyances et de ses buts. Ces recherches ont donné lieu aux architectures modernes de l'agent cognitif, telles qu'*Agent-0* [Shoham 1993], *Belief Desire Intention* [Haddadi 1996] etc. L'intentionnalité et l'apprentissage sont donc des éléments essentiels dans l'approche *cognitive*, ce qui l'inscrit plutôt dans une conception sociologique de la modélisation multi-agents. Cette approche est privilégiée en général par les économistes, les sociologues ou les géographes lorsqu'il s'agit de modéliser des processus qui ne sont pas réductibles à des phénomènes physiques ou à des causalités strictes, car comme le souligne J. Holland dans un autre contexte, « *what people believe affect what happens to the economy and what happens to the economy affects what people believe. Thus any serious study of emergence must confront learning* »¹.

La distinction entre les deux approches masque en fait une diversité de situations liées aux différentes capacités des agents : capacité d'action (quelles sont ses compétences ?), capacité de communication (peut-il communiquer ? avec qui ? comment ?), capacité de mémorisation, capacité de perception (que perçoit l'agent dans son environnement ?), capacité d'adaptation (peut-il s'adapter aux nouvelles situations ou fonctionne-t-il selon des règles rigides ?), dimension de l'organisation (avec qui interagir ?), capacité de ses ressources etc. [Treuil *et al.* 2001].

X.1.3 LES ARCHITECTURES DE L'AGENT

A partir de ces différentes approches, plusieurs architectures ont été proposées pour représenter la structure et le fonctionnement interne de l'agent. De manière schématique, on considère qu'un agent est constitué d'un nombre de modules ou de couches plus ou moins importants selon la complexité de cet agent, *i.e.* dans l'univers multidimensionnel qui va de l'agent *réactif* pur à l'agent *cognitif* hyper-intelligent. Certaines architectures incluent un niveau purement réactif pour des comportements de type stimulation/action, un second niveau de type cognitif pour des comportements de type délibératif et un troisième niveau, conçu comme un méta niveau et qui correspond à la « conscience » de l'agent. L'architecture BDI (*Belief Desire Intention*) est l'une des plus connues [Bratman 1987]. Dans cette architecture, l'agent est doté de croyances, principalement sur son environnement, de désirs, qui représentent des objectifs ou les différents états qu'il souhaite atteindre, et des intentions qui représentent les actes déjà accomplis et ceux en

¹ J. Holland (1998), p. 126.

cours d'accomplissement. Un agent construit à partir d'une architecture BDI met donc à jour ses croyances selon les informations qu'il reçoit de son environnement ; il peut à partir de cette mise à jour élaborer une stratégie en fonction des options possibles et mettre en œuvre une action après délibération [Chaib-Draa *et al.* 2001]. C. Frasson et G. Gouardères (1996) proposent également un modèle d'agent implémenté selon un principe qui repose sur trois postulats : l'agent a principalement des comportements de type *réactif*, parfois des comportements de type *rationnel* et quelquefois des comportements *émergentistes*. Ces trois comportements sont implémentés sous forme de trois modules hiérarchisés :

- un premier module réactif : ce niveau fonctionne selon le principe de l'agent réactif strict, dans lequel aucune capacité d'apprentissage n'est implémentée, l'agent agissant par réflexe à des situations prédéfinies. Tous les agents *réactifs* purs se limitent donc à ce niveau ;

- un second module où l'apprentissage est planifié : ce niveau permet une modélisation des capacités rationnelles de l'individu, et correspond aux diverses stratégies que peut mettre en place un agent selon un mode de coopération, de concurrence, de coexistence etc. Dans cette catégorie seront représentés tous les agents que l'on appelle agents *adaptatifs* ;

- un troisième niveau cognitif : ce niveau permet d'implémenter des capacités d'apprentissage chez l'agent, et donc une aptitude à l'émergence. Ce niveau rend possible la modélisation de différents modes de raisonnement et permet d'explorer des options alternatives pour atteindre des objectifs. Seront formalisés jusqu'à ce dernier niveau les agents qui appartiennent à la catégorie *cognitive*.

On voit à travers ce type d'architecture la tendance qu'affichent certains domaines à produire des SMA comportant des agents peu nombreux mais « hyper-cognitifs ». Il est d'ailleurs question actuellement de produire des agents à affect ou à émotion, projets qui tendent à rejoindre les premières volontés de l'IA. Ces projets sont pluridisciplinaires car ils font appel à des linguistes, des psychologues, des sociologues, des économistes, chacun intervenant tour à tour sur l'un ou l'autre des niveaux en fonction des objectifs du modèle et de la complexité de l'agent. J. Ferber (1995, 245) ne voyait pas, au milieu des années 1990, l'imminence de ce type d'agents « post-cognitifs ». Certaines architectures actuelles les prennent déjà en compte¹. Ce type d'architecture s'avère cependant peu pertinent dans des approches comme celle des simulations multi-agents, où l'objectif est de représenter des systèmes complexes au sens de J. Kolasa et S. Pickett (1991), c'est-à-dire des phénomènes qui résultent d'interactions entre agents de *bas niveau*.

¹ On pourra se reporter dans ce contexte aux travaux de A. Sloman qui permet d'implémenter des variétés d'affects basés sur le modèle du fonctionnement de l'esprit humain : <http://www.cs.bham.ac.uk/>

X.1.4 LES INTERACTIONS ENTRE AGENTS

Tous les modèles multi-agents sont implémentés pour favoriser les interactions entre agents, ou au minimum entre les agents et leur environnement. Ces interactions ont pour origine le passage de messages entre agents, de manière directe ou indirecte, et produisent des résultats qui modifient en retour le comportement des agents dans le futur.

X.1.4.1 UNE TYPOLOGIE DES INTERACTIONS

Même si l'on trouve quelques applications où les agents agissent de manière solitaire, notamment chez les agents mobiles, l'interaction entre agents en vue de réaliser une tâche ou d'atteindre un objectif est un des principes de base des SMA. Les interactions permettent au système de fonctionner et peuvent être à l'origine de phénomènes émergents, elles constituent donc un élément important dans la construction d'un SMA. Appliquées à la géographie où les interactions ont un rôle central, les SMA offrent alors l'avantage, par rapport aux automates cellulaires (AC), de définir des interactions spatiales plus complexes que celles définies par les AC, mais également de définir des relations non explicitement spatiales, comme cela se produit dans le cas des réseaux sociaux notamment [Bonnefoy *et al.* 2001].

Selon J. Ferber (1995), l'interaction met en relation dynamique deux ou plusieurs agents par le biais d'un ensemble d'actions réciproques, dont les conséquences exercent en retour une influence sur le comportement futur des agents. Les interactions des agents d'un SMA peuvent être motivées par les objectifs, les capacités et les ressources propres à chaque agent. Ainsi, si tous les agents poursuivent les mêmes objectifs, ont le même niveau de ressources et ont chacun les capacités d'atteindre leurs buts, alors le système se caractérisera par une absence d'interaction. Si au contraire l'une ou l'autre de ces dimensions n'est pas satisfaite, les agents sont amenés à interagir. La *figure 56* montre ainsi la diversité des interactions qui peuvent se réaliser selon un mode de coexistence, de coopération ou de concurrence, selon la compatibilité des buts entre agents, selon leur niveau de ressources et selon leurs compétences.

Chacune de ces catégories caractérise un ensemble de situations et différents problèmes qui nécessitent la mise en œuvre de stratégies afin de les résoudre. Le modèle *proie-prédateur* par exemple [Volterra 1926] peut être caractérisé sous certaines conditions par une situation d'antagonisme, notamment lorsque les ressources sont limitées et que l'espace d'approvisionnement est réduit. Si l'on se place du côté des agents prédateurs, ils ont un but commun, mais incompatible, qui est de se nourrir¹ ; ils ont les mêmes capacités à capturer leurs proies, mais les ressources peuvent être insuffisantes pour satisfaire l'ensemble des besoins. Dans

¹ Incompatible au sens où la satisfaction du but d'un agent diminue la satisfaction des autres agents, dans la mesure où les ressources sont limitées.

ce cas, la stratégie des agents est une compétition individuelle pure est se traduit par des conflits entre prédateurs. Ce type de situation est également typique des milieux d'entreprise, notamment pour les postes élevés dans la hiérarchie. A contrario, une situation de coopération entre agents peut s'établir lorsque les buts sont compatibles, les ressources sont suffisantes mais les compétences où les informations de chacun des agents sont différenciées. Cette situation est caractéristique du fonctionnement des réseaux familiaux ou professionnels, par exemple, lorsqu'une information circule pour que chacun des membres puisse en tirer profit.

figure 56 Types d'interactions entre agents

Buts	Ressources	Compétences	Types de situation	Catégorie
Compatibles	Suffisantes	Suffisantes	Indépendance	<i>Indifférence</i>
Compatibles	Suffisantes	Insuffisantes	Collaboration simple	<i>Coopération</i>
Compatibles	Insuffisantes	Suffisantes	Encombrement	
Compatibles	Insuffisantes	Insuffisantes	Collaboration coordonnée	
Incompatibles	Suffisantes	Suffisantes	Compétition individuelle pure	<i>Antagonisme</i>
Incompatibles	Suffisantes	Insuffisantes	Compétition collective pure	
Incompatibles	Insuffisantes	Suffisantes	Conflits individuels pour des ressources	
Incompatibles	Insuffisantes	Insuffisantes	Conflits collectifs pour des ressources	

d'après J. Ferber (1995, 74)

Chacune de ces catégories soulève donc des questions qu'il faut aborder lors de la conception d'un SMA. En effet, du point de vue de la simulation multi-agents, il faut décider lors de la modélisation quels mécanismes sont en jeu dans l'évolution du processus dont on souhaite rendre compte. Si le but est de modéliser le fonctionnement d'un marché financier et de comprendre les mécanismes qui provoquent un crack boursier, il faut se placer dans la situation où les agents ont des buts incompatibles, avec des ressources limitées et des informations insuffisantes. De la même manière, pour comprendre la diffusion des subventions aux pâturages dans le sud de la Suède telle qu'elle a été présentée dans ce travail, il faut se placer dans la situation où les agents ont des buts compatibles, des ressources suffisantes et des compétences insuffisantes. Cette perspective se justifie par le fait que les subventions (ressources) fournies par l'Etat sont d'un montant illimité, au moins sur courte période, que ceci n'entraîne pas de conflits entre les agents pour le partage de cette ressource (pas de concurrence) et qu'ils ne retireront pas

de bénéfiques à « bloquer » l'information¹. Lorsque sont repérées la ou les catégories qu'il faut prendre en compte pour formaliser le problème et sa résolution, différentes méthodes et techniques sont disponibles et en voie d'élaboration pour gérer les difficultés que celles-ci soulèvent : Avec quel autre agent un agent doit-il coopérer ? Comment traiter des situations de conflit ? Quand et où mettre en œuvre des actions de coordinations ? etc. Une étape importante de l'implémentation d'un SMA est donc de détecter les relations entre actions afin de coordonner ces actions² [Chaib-Draa *et al.* 2001].

X.1.4.2 LA COMMUNICATION COMME VECTEUR DE L'ACTION

La plupart des SMA sont construits à base d'agents qui ont la capacité de communiquer de manière directe ou indirecte. La communication permet ainsi l'échange d'informations et la coordination des activités entre les agents. Les modèles à base d'agents coopératifs sont ainsi construits autour de modèles de communication plus ou moins élaborés, alors que des modèles construits à base d'agents concurrents n'impliquent souvent qu'un nombre restreint de communications entre ceux-ci³. Si la communication entre agents est nécessaire pour le fonctionnement du système, un certain nombre de questions apparaît lors de la construction d'un SMA : qui peut communiquer avec qui ? Pourquoi ? Quel est le but des messages ? Quel est le contenu des messages ? Quelle méthode de communication doit-on utiliser ? etc.

Si l'on se place dans la situation où tous les agents ont la possibilité de communiquer des messages, c'est-à-dire que l'acte de communication n'est pas restreint à une catégorie d'agents, alors on distingue généralement les messages qui circulent *directement* et *indirectement* entre les agents, et les messages qui sont à base d'*actions linguistiques* de ceux qui sont *non linguistiques*. Quelle que soit la catégorie de message échangée, l'objectif est toujours pour les émetteurs d'échanger des informations (vrais ou fausses selon la catégorie d'agents) dans le but de modifier le comportement des agents receveurs. On appelle messages *linguistiques directs* les messages qui circulent directement entre un agent et un autre agent, les messages qui sont partagés par la collectivité des agents sont appelés messages *linguistiques indirects* et les messages qui circulent par le biais d'une modification de l'environnement sont des messages *non linguistiques*.

¹ On peut même supposer que dans ce type de société, l'entraide est l'un des piliers de l'organisation sociale et établit une certaine forme de reconnaissance pour ceux qui la pratique.

² Pour reprendre l'exemple du modèle *proie-prédateur*, si deux prédateurs se disputent une proie, il faut déterminer *a priori* dans la modélisation différents comportements stratégiques du prédateur : la fuite, le combat, le partage etc.

³ Des chercheurs, notamment en théorie des jeux ou à partir du dilemme du prisonnier, s'interrogent sur le raisonnement de l'agent dans une situation d'information imparfaite ou en l'absence d'information sur le comportement des autres agents. L'incertitude est une caractéristique importante du fonctionnement de l'économie, entre deux entreprises concurrentes ou entre des conflits de personnes, les agents doivent alors spéculer et anticiper les actions des autres agents. Cependant, l'absence de communication nécessite d'introduire des raisonnements complexes chez les agents, nous n'en parlerons par ici. On pourra se reporter dans ce contexte aux travaux de S. Rosenschein (1985) sur la *théorie des jeux* et aux travaux de V. Knoblauch (1994) sur le *dilemme du prisonnier itéré*.

Les modèles à base d'agents réactifs utilisent la plupart du temps des modes de communication par transformation de l'environnement, donc des messages non linguistiques, comme on a pu le constater avec les travaux issus de la simulation de sociétés animales. Avec le modèle MANTA (Modelling an Anthill Activity), A. Drogoul et J. Ferber (1994) simulent par exemple l'adaptation du comportement des fourmis et leurs spécialisations à travers les messages qu'elles perçoivent sur le sol, messages qui sont des stimuli laissés dans l'environnement par leurs congénères. Une des caractéristiques essentielles des messages pour ce type d'agents et qu'ils ne sont pas intentionnels, c'est-à-dire qu'ils ne sont pas déposés pour motiver une action particulière chez les agents qui en prennent connaissance, qui eux n'ont aucune autonomie par rapport à l'action qui doit en résulter. Comme ces messages disparaissent progressivement, seul l'accumulation de stimulants sur le sol les rendent persistants et provoquent selon un principe d'amplification des réactions en chaînes : plus il y a de stimulants, plus les fourmis sont nombreuses à accomplir une tâche particulière ; lorsque celle-ci est terminée, les fourmis s'éloignent et le stimulant disparaît, jusqu'à ce qu'une nouvelle tâche doive être réalisée et provoque l'accumulation de stimuli dans l'environnement.

Lorsque les messages ne résultent pas seulement d'une transformation de l'environnement mais sont le fait d'une communication entre agents, deux stratégies sont en général employées : la communication est soit directe entre agents, soit établie à partir d'une base de données partagée – le *tableau noir* –. La communication directe consiste pour deux agents à s'envoyer sans intermédiaire des messages, ces agents pouvant être proches, sur la même cellule ou sur des cellules contiguës par exemple, mais également éloignés, ce qui permet de prendre en compte des relations qui dépassent la simple proximité spatiale comme dans les automates cellulaires. De son côté, la communication par *tableau noir* consiste pour les agents à envoyer des messages dans une base de données partagée et à lire les messages qui y sont stockés. Ainsi, dans une version très simple de *tableau noir*, tous les agents peuvent inscrire des messages et lire les messages des autres agents, sans qu'une connaissance mutuelle des agents soit nécessaire. De nombreuses méthodes à base de *tableau noir* ont été développées, notamment avec l'introduction de *tableau noir* à plusieurs niveaux [Nii 1989]. Ce type d'architecture est intéressant lorsqu'il faut effectuer une tâche complexe impliquant par exemple divers corps de métier où chacun n'a pas nécessairement besoin de la connaissance totale de l'avancement des opérations, ni de tous les résultats partiels, mais où chacun a besoin d'informations spécifiques à son corps de métier, informations qui proviennent des agents qui font partie de son groupe. Cette architecture est également appropriée à la modélisation du fonctionnement de certaines organisations sociales ou professionnelles, où des informations sont partagées entre tous les membres (les agents ont accès aux informations

générales du tableau) et où d'autres informations sont spécifiques à certaines catégories d'agents (une partition du tableau). Enfin, et selon le schéma précédent, ce type d'architecture permet la modélisation de situations où il existe une information imparfaite et différenciée entre les agents (marchés financiers par exemple). Quelle que soit la méthode utilisée, une des particularités des modèles à base d'agents cognitifs est l'autonomie des agents à la fois dans la production et dans l'interprétation des messages. On ne se situe donc plus dans la catégorie des signaux comme chez les agents réactifs. S'il y a une autonomie à la fois dans l'émission et dans la réception du message, cela implique de s'intéresser au contenu du message, et donc à l'acte du discours.

Les messages, notamment dans les systèmes sociaux, sont en général porteur d'une intention. Selon les philosophes du langage, communiquer une information, c'est déjà agir, car il en résulte un certain nombre d'effets [Searle 1969]. De nombreuses intentions peuvent être attribuées à un message, comme celle d'informer, de convaincre, d'influencer ou de transformer le comportement de l'agent qui reçoit le message. Il est donc compréhensible que les concepteurs de SMA s'intéressent aux théories des actes de discours, notamment lorsqu'il s'agit d'agents cognitifs. Sans pousser trop en avant les recherches dans ce domaine, on peut simplement constater qu'un agent cognitif est construit selon une architecture plus ou moins élaborée, par superpositions de couches comme dans le modèle BDI. Les couches supérieures de ce type d'architecture représentent en quelque sorte les états mentaux des agents, tels que les intentions, les croyances, les objectifs etc. La plupart des messages échangés ont le plus souvent des effets sur les couches de ce niveau, l'intentionnalité du message envoyé par un agent X étant d'informer ou de modifier les intentions d'un agent Y ¹. Or tous les messages n'ont pas les mêmes intentions lorsqu'ils sont émis : certains messages relèvent de la catégorie de l'ordre, d'autres de la requête, d'autres sont des messages purement informatifs etc. et n'ont donc pas les mêmes effets lorsqu'ils sont reçus. Il est donc nécessaire de s'intéresser à la structure de ces messages et de proposer des méthodes permettant de refléter au mieux les mécanismes d'influence sur les états mentaux des agents. De la même manière, des auteurs ont proposé de prendre en compte les effets de l'hétérogénéité des acteurs de la communication sur l'impact des messages reçus, et donc de prendre en compte le rôle et le statut « social » des agents qui participent à la communication [Rousseau, Moulin et Lapalme 1995]. Le principe est proche de la réalité sociale qui veut que dans toute conversation, chacun des participants soit influencé par le statut social de l'interlocuteur. Ainsi, lorsque des agents qui ont des états mentaux différents entrent en communication, il y a une imbrication entre le discours à proprement parler et le statut social de celui qui le tient. On

¹ On ne parle pas ici des signes (messages non linguistiques) qui, chez les agents réactifs, ne supposent aucune intention et implique de la part des récepteurs une réaction automatique et non contrôlé.

peut même observer que dans certains groupes très hiérarchisés, le statut l'emporte sur la parole prononcée. Pour prendre en compte à la fois l'intention des messages et le statut des communicants, de nombreux protocoles de communication sont alors à disposition, un des plus récent étant le langage *ACL* (Agent Communication Language) proposé par la *FIPA* (Foundation for Intelligent Physical Agents).

Les systèmes multi-agents offrent ainsi des potentialités intéressantes de modélisation des dynamiques de diffusion des phénomènes dans l'espace géographique, lorsque le comportement global de celle-ci est le résultat des interactions et des décisions individuelles. Les propriétés de l'agent, entité autonome, en interaction avec les autres agents et avec son environnement, capable de communiquer, qui a des compétences et qui dispose de ressources, doivent permettre de prendre en compte les différents aspects de l'*unité décisionnelle* tels qu'ils ont été présentés (III.2.1). L'espace et les différenciations spatiales, en terme de localisations des agents notamment, sont également explicitement représentés dans les SMA. Combinant aussi les interactions non exclusivement spatiales, les SMA devraient ainsi permettre de modéliser les différents canaux de circulation de l'information propices à la diffusion des innovations. Les SMA offrent enfin la possibilité d'introduire de l'hétérogénéité parmi les agents, du point de vue de leurs aptitudes innovantes, de l'étendue de leurs réseaux relationnels etc. et permettent donc de s'affranchir d'une conception de l'individu au « comportement moyen ». Ainsi parce qu'ils permettent de prendre en compte de manière explicite l'espace, le temps et l'existence de différents niveaux d'organisations, les SMA semblent particulièrement bien adaptées à des questions qui intéressent les géographes.

XI LES SIMULATIONS MULTI-AGENTS EN GEOGRAPHIE

A la différence des automates cellulaires, les modèles et les simulations multi-agents se développent lentement en géographie. Peut-être faut-il y voir la résurgence d'un débat théorique ancien qui oppose d'un côté les partisans d'une approche agrégée des phénomènes, pour lesquels il existe, malgré la diversité des comportements individuels, des régularités que l'on appréhende à partir de modèles mathématiques ou statistiques, et de l'autre les partisans d'une approche microscopique pour lesquels seule la prise en compte de l'hétérogénéité des actions et des comportements individuels permet de rendre compte de la réalité. Les méthodologies actuelles basées sur une approche « individu-centrée » peuvent, dans une certaine mesure, rapprocher ces deux points de vue, car elles permettent de faire une liaison entre des approches micro et macro des phénomènes.

Pour les partisans des modèles agrégés, l'enjeu est grand de rendre davantage réalistes les hypothèses qui sous-tendent la plupart des modèles à ce niveau d'analyse. L'ensemble des observations et les régularités empiriques observées à ce niveau permettent de calibrer, ou tout au moins de donner une orientation dans la recherche de résultats lorsqu'on travaille à un niveau micro ou meso, comme nous le verrons avec le modèle SIMPOP.

Pour les partisans d'une approche « microscopique », préoccupées par le poids des acteurs dans les dynamiques spatiales, qui utilisent des concepts ou des notions comme les représentations individuelles ou collectives, la culture, l'identité ou le symbole, les systèmes multi-agents représentent des instruments adaptés à la formalisation des connaissances acquises de longue date sur le terrain et pour en tester la pertinence par l'expérimentation, certes indirecte, mais dont les résultats et le discours dont ils sont porteurs sont alors réfutables (au sens où la méthode employée oblige à expliciter tous les aspects du modèle). Les travaux de J.-L. Bonnefoy *et al.* (2000, 2001) sur les représentations spatiales des acteurs, leurs impacts sur la structuration de l'espace et les effets en retour sur ces représentations en sont de bons exemples.

Les études qui emploient les méthodologies issues des sciences de la complexité traitent dans une grande majorité de phénomènes urbains. Quelques exemples d'utilisation des automates cellulaires à des problématiques urbaines ont été présentés dans ce texte, modèles qui ont en commun d'explorer l'évolution de la ville dans son extension et sa structure globale (*VIII.3.2.1*). Comme nous l'avons vu, les automates cellulaires appliqués aux phénomènes urbains privilégient une approche spatiale, c'est-à-dire que les unités élémentaires (les cellules) sont composées d'éléments a priori stables. On suppose en effet que ces entités sont constituées de quartiers, de rues, de maisons, de ménages dont les comportements produisent des structures cohérentes à un certain niveau, qui est ici celui de la cellule. Ainsi, peu importe finalement les choix résidentiels des ménages ou les décisions individuelles qui poussent à la migration, l'intérêt est ici le résultat de la migration sur l'extension urbaine ou sur l'organisation spatiale en général, quelles qu'en soient les causes. A la différence de ces modèles, les simulations multi-agents appliquées aux phénomènes urbains traitent dans une large mesure des dynamiques sociales et spatiales intra-urbaines : dynamique de population, répartition spatiale de différentes catégories socio-professionnelles, ségrégations, choix et mobilités résidentielles etc. Ainsi, dans une perspective qui privilégie le point de vue des individus, ce sont les *unités élémentaires de décision* (ménage, entreprise etc.) et leurs parcours individuels qui sont modélisées. La dynamique d'organisation de l'espace urbain est alors appréhendée à travers la diversité des comportements et des décisions individuelles, favorisant ainsi la possibilité de nouvelles conclusions sur l'évolution des structures spatiales et sur les relations entre les lieux [Dureau *et al.* 2000].

XI.1 DES SIMULATEURS DE DYNAMIQUES INTRA-URBAINES

Parmi les rares auteurs qui ont travaillé dans cette catégorie de phénomènes, J. Portugali et I. Benenson (1995) ont construit un SMA où l'environnement est représenté par un automate cellulaire, où chaque cellule correspond à une maison, et où les agents sont des ménages qui peuvent migrer à l'intérieur de la cité artificielle selon leurs caractéristiques économiques. Ce modèle très simple a ensuite été réemployé et modifié par I. Benenson (1998, 1999), les habitants pouvant migrer dans la ville selon leur statut économique, variable quantitative unidimensionnelle, et leur identité culturelle (variable qualitative multi-dimensionnelle). De plus les ménages prennent en compte dans leurs choix résidentiels les propriétés de l'environnement (quartier), de leurs voisins (selon les critères définis aux niveaux des agents) et l'image qu'ils se font de la ville. Le modèle est actuellement en cours d'élaboration, avec pour objectif de comparer les résultats simulés avec les dynamiques de la distribution résidentielles à Tel-Aviv, entre 1960 et 1995 [Benenson et Omer 2001].

Les travaux de D. Vanbergue *et al.* (2000) relèvent également de la simulation multi-agents appliqué aux phénomènes de migration intra-urbaine, mais dans lequel les agents sont fixes. Ce sont les volumes de transfert de population entre cellules qui sont pris en compte, et non les migrations individuelles. Pour cela, chaque cellule est définie par un vecteur qui représente 40 groupes différents représentés par la catégorie sociale, l'âge et le statut patrimonial des ménages qui, dans ce modèle, sont les unités de décision. Le choix de migrer ou non dans ce modèle est fonction des préférences des ménages sur la composition sociale du quartier et de son voisinage. Les préférences sont définies individuellement, en référence à l'appartenance à un groupe et à sa représentativité dans le quartier. Les travaux à partir de ce modèle se poursuivent, avec une application à partir des recensements de la ville de Bogota [Vanbergue *et al.* 2000].

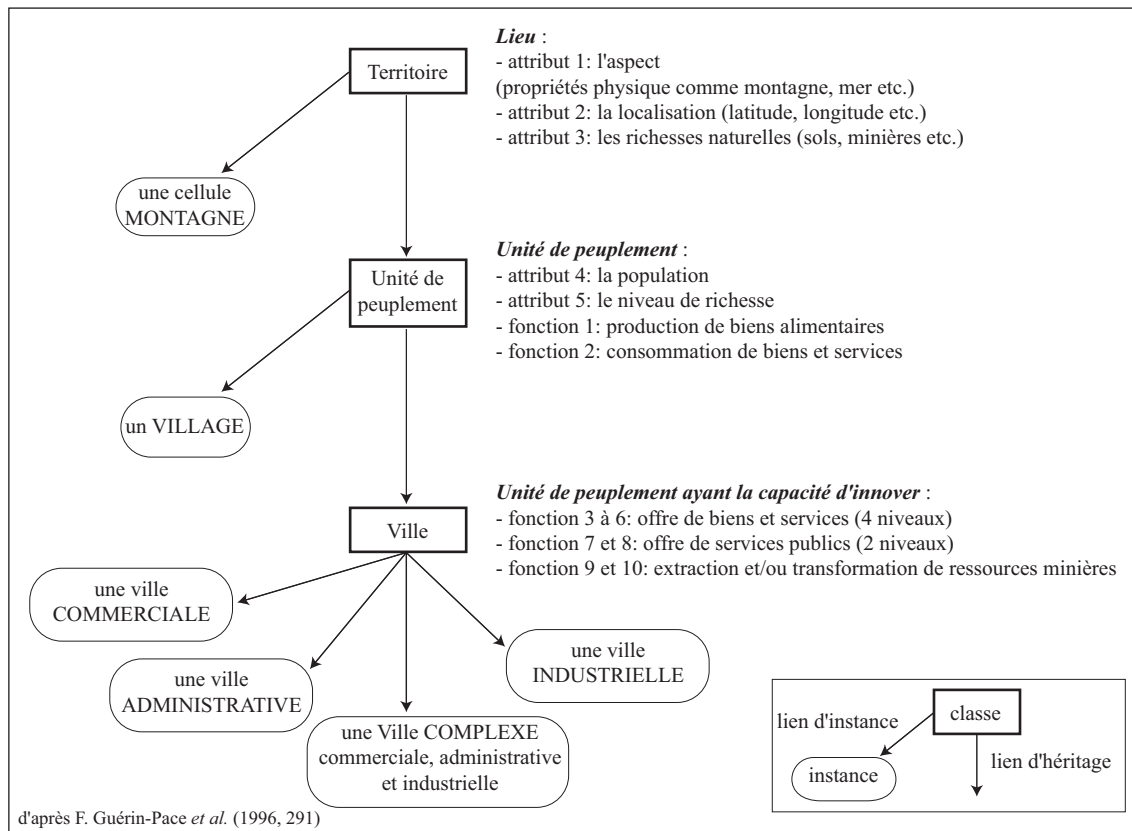
Si les systèmes multi-agents sont particulièrement bien adaptés pour représenter la dynamique de phénomènes à grande échelle, ils le sont également pour la modélisation de dynamiques à petite échelle, comme celles des systèmes de villes, ainsi que le montre le modèle SIMPOP.

XI.2 LE MODELE SIMPOP

Le modèle SIMPOP [Pumain *et al.* 1995 ; Bura *et al.* 1996 ; Sanders *et al.* 1997] est certainement le modèle le plus cité dans la communauté des géographes, et plus généralement par la communauté des chercheurs qui s'intéressent aux SMA spatialisés, probablement parce qu'il fait partie des premiers modèles de SMA en géographie et qu'il reste le plus abouti, au moins à l'échelle d'un réseau de villes, depuis sa présentation. L'objectif du modèle est de simuler l'émergence et la

dynamique d'évolution d'un système de villes à travers le développement et la concentration de différentes fonctions urbaines. Le modèle est composé de 236 hexagones, qui sont ici des agents fixes, et qui représentent chacun une « unité géographique » à un certain niveau d'agrégation. L'individu de ce modèle n'est pas un individu social (individu, ménage etc.), mais un individu statistique (agrégat de population), l'agglomération de population et les échanges entre lieux habités étant pour les auteurs le niveau élémentaire pertinent d'analyse de la dynamique d'un réseau urbain. Cette unité de base du modèle est caractérisée par des attributs d'environnement (coordonnées, habitable ou non) et par son potentiel (richesses naturelles). Si cette unité de base est colonisable, elle devient une sous-classe appelée « unité de peuplement » et se caractérise par de nouveaux attributs en plus de ceux hérités par sa classe mère. Outre les attributs physiques, l'unité de peuplement est ainsi dotée d'une population, d'un niveau de richesse et de fonctions économiques (production et consommation). Enfin ces agents peuvent évoluer, passant de la classe « unité de peuplement » à la classe « ville » avec différentes instances¹, selon une hiérarchie de fonctions économiques, administratives et un niveau de population, respectant dans cette évolution les propriétés d'héritage du modèle (*figure 57*).

figure 57 La hiérarchie de classes des agents dans le modèle SIMPOP



¹ L'instanciation consiste à créer un objet à partir d'une classe, l'objet créé étant alors une instance de cette classe. Les instances permettent à plusieurs agents de la même classe de co-exister, ceux-ci ayant la structure de leur classe, ici l'agent « ville », plus des caractéristiques propres qui permettent de constituer des familles d'agents.

A l'initialisation, chaque agent « unité géographique » se voit affecter, selon un tirage aléatoire, un capital en ressources naturelles et une quantité de population. Si l'agent « unité géographique » est dotée d'une population¹, il devient alors un agent de la classe « unité de peuplement » avec plusieurs liens d'instances, tel le « hameau » si seule la production agricole est représentée parmi les fonctions possibles de l'agent. Au fur et à mesure de l'évolution du modèle, c'est-à-dire lorsque les liens d'interactions entre agents favorisent l'émergence de fonctions économiques supplémentaires, ceux-ci ont la possibilité de passer de la classe « unité de peuplement » à la classe « ville ».

Les fonctions économiques qui caractérisent un agent sont ainsi le moteur de la dynamique du système car elles permettent à l'agent de produire, de s'enrichir et donc de s'accroître. Le modèle comporte 4 fonctions économiques (*figure 57*) : l'agriculture, le commerce, l'administratif et les services, subdivisées ou non en plusieurs niveaux. Chaque fonction est décrite par une portée spatiale qui varie selon la fonction et le niveau atteint, celui-ci étant déterminé par la productivité et le prix de vente des biens ou services produits². Les fonctions d'un agent « ville » déterminent ses liens d'instances et donc son évolution dans le système. La formalisation des règles de transition d'un niveau à un autre s'établit selon des critères de richesse et de taille de population. Par exemple, un agent « ville » ayant un niveau de fonction commerciale égal à 2 ne passe au niveau 3 que s'il atteint un certain seuil de population³.

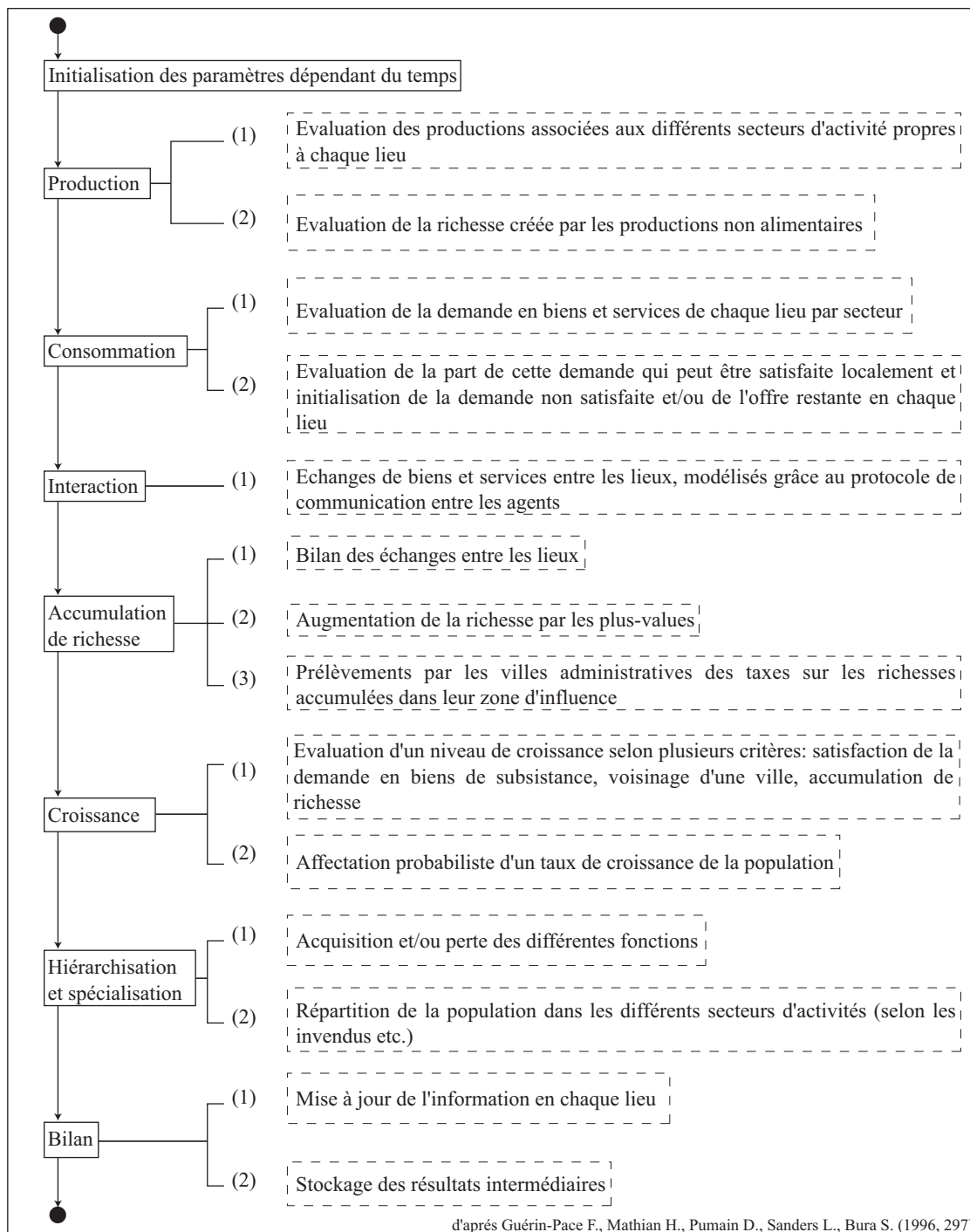
Au départ, la population d'une « unité de peuplement » consomme ce qui est produit localement, puis chaque lieu évalue l'offre et la demande de biens et de services par niveau de fonction. Le besoin d'échanges entre les lieux se produit lorsque l'offre d'un bien ou d'un service est insuffisante ou bien lorsque la demande est faible par rapport aux quantités produites. Ainsi chaque lieu importe (exporte) des biens et des services selon l'état de ses stocks, les échanges entraînant des transferts de richesses entre lieux. Le système fonctionne ainsi selon un principe d'accumulation : l'accroissement des richesses a un impact sur l'éventail des fonctions offertes par l'agent « ville » et sur le niveau des fonctions, qui a lui-même un impact sur la croissance de la population. Les agents « unités de peuplement » et « villes » s'échangent ainsi à la fois des biens, de la monnaie, de services et des habitants. La *figure 58* présente le déroulement d'un cycle du modèle.

¹ Pour cela, l'attribut 1 de l'agent « unité géographique » ne doit pas être composé de mer, montagne ou rivière par exemple.

² Pour le détail des fonctions économiques, cf. F. Guérin-Pace *et al.* (1996), p. 292.

³ Pour une description précise des règles de transition, cf. F. Guérin-Pace *et al.* (1996), p. 293.

figure 58 Un cycle du modèle SIMPOP



Ainsi construit, le modèle permet sous certaines conditions (combinaisons de valeurs des paramètres) de reproduire l'évolution d'un système de villes, avec notamment une phase de décollage plus ou moins lente au cours de laquelle des spécialisations économiques s'affirment, des écarts de niveaux de production entre les lieux émergent, et le système se hiérarchise, comme le montrent les observations empiriques. Au-delà du travail nécessaire de calibrage du modèle, qui consiste à rechercher les intervalles de variations des paramètres pour produire *in fine* les effets attendus, les auteurs testent différentes conditions initiales et leurs effets sur l'évolution du

système. Ils montrent notamment les effets, en terme de différenciation des unités géographiques au terme des simulations, de l'hétérogénéité initiale dans la distribution des ressources naturelles et de la population. Outre la capacité des lieux à profiter de ces avantages initiaux en dégagant un surplus économique, les auteurs montrent que les différenciations observées entre les unités géographiques sont produites dans une large mesure par les interactions, les échanges entre les lieux. Enfin ils montrent que l'introduction d'une nouvelle fonction, l'industrie, permet de maintenir la croissance du système et tend à accroître le processus de hiérarchisation en permettant à certaines villes d'accentuer les différences.

Ce dernier point est intéressant car il montre le rôle que peuvent avoir les innovations et leur diffusion sur l'évolution d'un système. Il n'y a pas, à notre connaissance, de mécanismes qui permettent l'émergence et la diffusion des innovations dans le modèle. Or ceux-ci constitueraient un puissant outil d'expérimentation sur les déterminants de la diffusion et sur le poids de celle-ci dans la structuration et la dynamique d'un système de villes. La modélisation de ces différents aspects nécessiterait de réfléchir à des règles d'émergence d'innovations : si l'innovation est une pratique sociale, des « unités géographiques » jusque-là délaissée par le développement pourraient se développer (montagne, bord de mer etc. pour les innovations de loisirs) ; si l'innovation est une pratique économique, il faudrait déterminer les conditions nécessaires à son émergence¹ et les protocoles pour que celles-ci puissent apparaître de manière endogène dans le modèle. Outre l'innovation, ses caractéristiques et ses possibilités d'évolution (en prix, en domaines d'application etc.), le problème de la diffusion se pose également car elle laisse une place importante aux interactions – quelles soient spatiales ou économiques – qui sont, dans le modèle, limitées à de la contiguïté spatiale (selon les fonctions, cette contiguïté varie de 1 à 8 cellules). Or, nous l'avons vu (*I.1.1*), lorsqu'on observe un système de villes en prenant comme unité élémentaire d'observation les lieux de peuplement, la contiguïté n'est pas le seul canal emprunté par la diffusion. Elle se produit également en suivant la hiérarchie urbaine, qui peut être influencée par les types de populations et d'activités économiques des différents lieux. La diffusion peut même, dans certains cas, se propager entre villes de même niveau hiérarchique, lorsque celle-ci est contrôlée par un organisme responsable de la diffusion notamment (*III.2.2*).

Ainsi, au-delà des interactions spatiales, les potentialités économiques ou sociales des entités élémentaires doivent être intégrées car d'elles dépend aussi les taux d'adoption. La diffusion des entreprises de travail intérimaire en offre un bon exemple : les caractéristiques économiques de cette activité privilégient, lors de la diffusion, les lieux où la population active est

¹ De nombreuses équipes travaillent sur les conditions d'apparition des innovations, notamment le GREMI (Groupe de Recherche Européen sur les Milieux Innovateurs).

la plus nombreuse. La propagation dans le système des villes françaises se réalise ainsi selon la hiérarchie des lieux, mais elle tient également compte des lieux de forte représentation du secteur industriel, la diffusion venant alors momentanément court-circuiter la hiérarchie urbaine pour privilégier d'autres modes de propagation [Daudé 2002].

La prise en compte de la position relative des lieux et des caractéristiques propres à chaque entité élémentaire du système pose alors le problème de l'agent « ville » du modèle SIMPOP : ce niveau d'agrégation méso-géographique permet de décrire certaines propriétés macro-géographiques du système de peuplement, mais pas nécessairement de saisir tous les processus à l'œuvre à une échelle plus fine et qui pourraient faire basculer le système vers une autre forme de structuration, ou tout au moins entraîner une réorganisation hiérarchique. A ce niveau d'agrégation, on postule que le jeu des contraintes qui pèsent sur les comportements individuels et que les effets de compensation dans les décisions dus au grand nombre se traduisent par des régularités au niveau méso-géographique, les décisions individuelles interviennent donc sur l'organisation de l'espace, mais à travers des moyennes. Or la diversité des comportements individuels et des situations participent à la dynamique de diffusion.

Deux solutions peuvent être alors envisagées pour palier ce problème. Une première solution consiste, de manière radicale, à revoir le problème sous l'angle d'un modèle hybride conjuguant microsimulation et système multi-agents. Cette solution est intéressante dans la mesure où elle tire tous les avantages de la prise en compte de l'hétérogénéité individuelle (individu social, entreprise etc.) de la microsimulation et les interactions et le rôle de l'espace des SMA. Peu de modèles proposent cette imbrication de méthodes. Mais cette solution s'avère délicate en termes de calibrage des paramètres et certainement trop axé sur le détail par rapport aux objectifs généraux du modèle initial. La seconde solution consiste à poursuivre la logique de l'agent « ville » en ajoutant des attributs aux fonctions économiques de l'agent, tels que les caractéristiques de populations : CSP (pourcentage de chefs d'entreprise, de cadres, de techniciens, d'ouvriers etc.), tranches de revenu, tranches d'âges, types d'entreprises, aptitudes à l'innovation etc. Ces caractéristiques peuvent varier en fonction des activités économiques de la ville ou même de la taille de population. Cette seconde solution, qui consiste finalement à enrichir quantitativement et qualitativement les attributs propres à chaque agent, accentue alors l'hétérogénéité au sein de la population des agents et accroît les modes probables de propagation, tout en respectant les objectifs initiaux du modèle.

Malgré leurs possibilités de modélisation des dynamiques spatiales, les SMA ne présentent encore qu'un nombre limité d'applications géographiques. Les dynamiques spatio-temporelles qu'ils sont capables d'exprimer en font pourtant un outil idéal pour les géographes, notamment

lorsque les comportements individuels, les interactions sociales et spatiales et les prises de décisions sont déterminants dans la dynamique. Cet intérêt a cependant été perçu par des chercheurs issus de disciplines connexes à la géographie, telles que l'économie, la sociologie ou l'écologie, et pour lesquelles le rôle de l'espace dans la dynamique des phénomènes étudiés avait jusqu'alors été négligé. Ces disciplines se réapproprient alors l'espace dans les modèles qu'elles proposent, en insistant à la fois sur les différenciations issues des localisations relatives et exprimées dans les résultats et sur les capacités d'aménagement d'un espace commun par des agents [Ferrand 1998]. L'espace devient ainsi un véritable concept transdisciplinaire, et les géographes en connaissent les principales lois et mécanismes. Il leur revient ainsi d'investir au plus vite ces différentes approches pour profiter d'un large mouvement interdisciplinaire au risque, le cas échéant, d'en être exclu à brève échéance.

CONCLUSION DU CHAPITRE 5

Les systèmes multi-agents investissent depuis le milieu des années 1990 la plupart des sciences sociales, car ils offrent la possibilité de formuler et d'explorer des hypothèses nouvelles de recherche qu'il serait difficile d'aborder par d'autres voies. La principale hypothèse est que l'hétérogénéité des situations spatiale et sociale et la diversité des comportements individuels sont des moteurs des dynamiques de diffusion. Les systèmes multi-agents permettent de concevoir, modéliser et simuler ces dynamiques à partir des actions individuelles spatialisées et autonomes. Si on poursuit la réflexion initiée dans la Partie I de ce texte, en insistant sur le fait que la diffusion repose à la fois sur les caractéristiques individuelles et sur les possibilités d'interactions entre agents, alors les agents tels qu'ils sont définis dans les SMA sont adaptés à notre problématique.

Les agents ont des comportements qui tendent à satisfaire leurs objectifs, et qui sont la conséquence de leurs observations, de leurs compétences et des interactions avec les autres agents. La compétence d'un agent relève en partie de son aptitude à innover, ses connaissances relèvent en partie de ce qu'il voit, de ce qu'il perçoit et de ce qu'il entend, tout ceci étant en partie la résultante des interactions, des communications qu'il entretient avec les autres agents. Cette diversité des situations doit permettre de reproduire des phénomènes que l'on observe généralement à un niveau agrégé. Un des avantages d'une problématique de diffusion tient aux nombreux travaux réalisés dans ce domaine : les résultats d'une diffusion observée à macro-échelle présentent des régularités, des formes qui sont formalisables à l'aide de modèles agrégés. Ces modèles, principalement issus de l'analyse spatiale, constituent le « garde fou » d'une approche orientée sur l'individu. Il y a ainsi une étroite articulation entre les deux approches : s'il est nécessaire de rendre plus réalistes les hypothèses sur les comportements des individus, cette diversité produit malgré tout des formes régulières (temporelles et/ou spatiales). De la même manière, les SMA offrent la possibilité de réintroduire de la réciprocité entre une approche micro et une approche macro, car si les individus sont à l'origine des structures sociales et spatiales, celles-ci contraignent en retour le comportement de ces individus. Traditionnellement, les approches qui privilégient l'une ou l'autre de ces entrées mettaient de côté cette complémentarité, jouant tour à tour du déterminisme ou du libre arbitre, il est aujourd'hui possible de combiner les deux.

CONCLUSION

L'émergence est l'une des principales notions issues des sciences de la complexité. Dans un phénomène émergent, l'application de quelques règles ou lois à un niveau local et parmi de nombreuses entités en interactions vont produire à un niveau agrégé des formes repérables et ordonnées. La dynamique de tels systèmes n'est pas gouvernée, dirigée par un pouvoir centralisé, mais est la conséquence des nombreuses actions et décisions prises au niveau des composantes élémentaires du système, en interactions sur et avec leur environnement social et spatial. Les sciences de la complexité proposent alors d'examiner les mécanismes responsables de ces dynamiques en mettant l'accent sur les liens dynamiques qui unissent ces entités entre elles et entre les différents niveaux d'organisation du système. Il ne s'agit plus, comme le propose l'approche réductionniste, de décomposer la réalité en sous-ensembles simples et autonomes pour obtenir un schéma explicatif rationnel de son fonctionnement, mais au contraire de reconstruire cette réalité, *from the bottom up* [Epstein et Axtell 1996], pour comprendre comment fonctionne le réel.

La simulation exploratoire devient alors la principale méthodologie employée pour décrire et comprendre la vie telle qu'elle pourrait être, plutôt que la vie telle qu'elle est [Langton 1988]. L'évolution des phénomènes n'est plus analysée a posteriori, en ne reproduisant que ce qui s'est effectivement réalisé ; elle est appréhendée en explorant la diversité des scénarios possibles d'évolution des phénomènes. Dans une démarche constructive, la simulation exploratoire permet ainsi de tester nos connaissances sur le réel, de produire des modèles en introduisant progressivement des mécanismes, des lois qui semblent pertinentes pour expliquer et comprendre le réel. Dans cette optique, les chercheurs en sciences sociales disposent alors d'un véritable laboratoire expérimental, matérialisé par l'ordinateur. La simulation permet ainsi de construire des artefacts du réel, jugés représentatifs de nos observations, à partir de lois et d'hypothèses. Elle permet de faire une analyse sensible des règles prises séparément, puis en commun, en faisant varier certains paramètres. Elle permet enfin de faire évoluer le modèle lorsque l'ensemble des mécanismes pertinents pour représenter le phénomène réel ont été saisis.

Parce qu'ils permettent d'intégrer différents mécanismes et de l'hétérogénéité parmi les individus, les systèmes multi-agents offrent la possibilité de dépasser les limites des modèles analytiques. On pose en effet comme hypothèse que la modélisation d'une population hétérogène, ayant différents choix de décision et dont les relations entre individus dans l'espace sont explicitement représentées, peut, sous certaines conditions, faire émerger un niveau d'adoption agrégé tel qu'on peut l'observer dans la réalité, dans sa forme à la fois spatiale et

temporelle. Il s'agit alors d'étudier rigoureusement les différents mécanismes à l'origine de la propagation, d'examiner les résultats de changements dans les hypothèses sur les processus de diffusion, d'évaluer la sensibilité des résultats lorsque les paramètres sont modifiés et de mesurer les effets de l'hétérogénéité des individus, tant dans les manifestations spatiales que temporelles de la diffusion. Les systèmes multi-agents apparaissent ainsi comme une méthode privilégiée d'exploration d'hypothèses et d'expérimentation.

Les résultats des simulations peuvent alors être confrontés à ceux d'études empiriques déjà réalisées. Les travaux réalisés par T. Hägerstrand présentés dans la partie I sont l'occasion ici d'une telle confrontation (*Chapitre 7*). Mais les résultats des simulations peuvent également fournir une base de travail pour stimuler de nouvelles études empiriques et des collectes de données nouvelles, jugées jusque-là non pertinentes pour le phénomène considéré.

**PARTIE III. SIMULATIONS EXPLORATOIRES DE LA DIFFUSION
DES SUBVENTIONS AUX PATURAGES DANS LE SUD DE LA SUEDE**

INTRODUCTION

Les modèles traditionnels de diffusion décrivent les phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique d'un point de vue centralisé, les structures agissant à l'instar d'un système de contrôle sur les entités qui y sont localisées. Or les mécanismes qui concourent à la propagation d'un phénomène ne se limitent pas à une influence stricte du poids et de la position relative des unités élémentaires d'un système, mais peuvent dépendre également des caractéristiques propres à chacune d'entre elles. Ceci implique de ne plus considérer ces entités élémentaires à travers un comportement moyen, mais au contraire de les considérer comme des entités ayant un certain degré d'autonomie et qui s'insèrent dans un environnement qui peut les contraindre, mais pas de manière exclusive. On prend ainsi le parti de dire qu'il y a des déterminants spatiaux dans la diffusion des innovations, mais pas seulement. Il s'agit alors de construire des modèles qui prennent en compte des règles à la fois spatiales et sociales afin d'explorer les conséquences de l'interaction entre ces deux composantes.

La partie I a mis en évidence l'intérêt de prendre en compte le niveau individuel pour étudier la diffusion des innovations dans l'espace géographique. On postule que ce niveau est responsable de la dynamique de la diffusion, car c'est à ce niveau que se produisent les décisions élémentaires susceptibles d'entraîner des changements dans la propagation. Les entités qui composent ce niveau sont hétérogènes, à la fois dans leurs caractéristiques et dans leurs comportements social, économique et spatial. La diversité des comportements individuels est ainsi modélisée pour rendre compte des conséquences de cette hétérogénéité dans la dynamique de diffusion.

Les systèmes multi-agents apparaissent dans ce contexte comme un outil privilégié car ils permettent de modéliser des comportements individuels, des modes de prise de décisions plus ou moins élaborés, des échanges et donc des interactions entre individus. Ils offrent également la possibilité d'introduire explicitement et de manière plus ou moins complexe le rôle de l'espace sur les comportements et l'évolution du phénomène. Outre la distribution spatiale des populations, des niveaux de contiguïté spatiale différenciés ainsi que des relations non explicitement spatiales peuvent être introduits dans les modèles, et permettent ainsi d'intégrer de nouvelles dimensions spatio-temporelles dans la diffusion.

Si l'on reprend la définition de l'agent proposée par J. Ferber (1995), le comportement de l'agent est la conséquence de ses observations (perception, représentation), de ses connaissances (compétences) et des interactions (communications) avec les autres agents. Ainsi une grande partie des hypothèses présentées dans la partie I sur les mécanismes à l'œuvre lors de la propagation d'une innovation peut être prise en compte dans l'univers de l'agent.

L'objectif de cette troisième partie est d'exposer des modèles théoriques capables de générer des taux d'adoption comparables à ceux observés dans le réel, dans leurs formes à la fois spatiale et temporelle. Ces modèles simples sont d'abord explorés séparément, ce qui permet d'étudier leurs comportements et les différences en termes de résultats lorsque les paramètres sont soumis à des variations. Il s'agit ensuite de construire un modèle plus complexe, combinant des modèles élémentaires. Ce nouveau modèle met en avant l'un des principaux avantages de la simulation multi-agents ici, car il permet de rassembler une grande variété des différents éléments de la littérature sur la diffusion dans une seule simulation, de poser des hypothèses et de faire des expériences d'une manière impossible autrement. Ce nouveau modèle, soumis à la simulation, produit alors des résultats qui sont confrontés à la diffusion des subventions aux pâturages en Suède du sud entre 1928 et 1944.

Le choix de ce terrain d'étude s'est rapidement imposé dans cette recherche et ceci principalement pour deux raisons. La première raison est liée à la nature « historique » de cette diffusion : la propagation des subventions au pâturage en Suède du sud est certainement, grâce aux travaux d'Hägerstrand, la diffusion la plus connue parmi la communauté des géographes. Un rapide recensement de la littérature sur la diffusion montre que, lorsqu'un chapitre est consacré à la simulation, ce sont systématiquement les travaux d'Hägerstrand sur ce terrain qui sont exposés. Or ses travaux remontent au début des années 1960, et cette approche n'a pas eu les échos qu'elle aurait du avoir. Cela se traduit par un exposé plus ou moins rapide de la méthode, et un exposé d'égale ampleur sur les limites de ses modèles. Celles-ci mettent en évidence une autocorrélation spatiale des résidus [Cliff et Ord 1973], des effets de barrière trop réducteurs [Yuill 1964] ou une probabilité d'adoption qui décroît trop rapidement avec la distance [Harvey 1966 ; Tinlin 1971 ; Haining 1982]. Ces limites ont amené les auteurs à affiner le modèle, mais cela ne se traduit pas par une amélioration significative des résultats. La raison principale de ce relatif échec tient à un raffinement du modèle selon un raisonnement strictement spatial, alors que des processus non spatiaux ont joué dans cette diffusion. La simulation multi-agents permet alors de ré-interpréter cette diffusion selon ces derniers critères, et ce terrain d'étude s'impose alors à nous comme un hommage, à notre niveau, aux travaux précurseurs d'Hägerstrand.

La seconde raison qui justifie le choix de ce terrain d'étude est davantage méthodologique et permet de soulever une question : est-il envisageable d'employer la simulation multi-agents pour reproduire et expliquer une diffusion pour laquelle la contiguïté spatiale n'est pas le facteur dominant responsable du déplacement de la diffusion ? En d'autres termes, s'il est possible de reproduire un phénomène à grande échelle, en est-il de même pour un phénomène que l'on observe à petite échelle ? Il faut ici distinguer la reproduction du phénomène selon des critères

quantitatifs, tel que la concordance entre des taux localisés simulés et observés et l'explication du phénomène, basée davantage sur une équivalence qualitative. Cette distinction renvoie en partie à la typologie des modèles de simulation telle qu'elle a été présentée (*VII.2.1*). D'un point de vue strictement spatial, les configurations possibles de propagation sont plus limitées lorsque celle-ci se déplace de proche en proche, sur un espace de faible dimension, que lorsqu'elle peut évoluer par bonds, ou selon une hiérarchie de lieux, sur un espace de grande étendue. L'évidence de ce constat amène ainsi à penser qu'un modèle de simulation pourra atteindre l'état 2, c'est-à-dire qu'il permet de reproduire des résultats quantitativement proches des macro-structures observées, si celui-ci est appliqué à un phénomène où les configurations spatiales possibles sont limitées. Par contre un modèle de simulation appliqué à un phénomène où les possibilités d'extension spatiales sont nombreuses ne peut espérer atteindre que l'état 1 de cette typologie. Cela ne signifie pas que les processus soient plus complexes ou plus nombreux dans l'un ou l'autre cas. Simplement l'information nécessaire pour se rapprocher du réel est d'autant plus importante que le phénomène s'inscrit dans un espace de grande dimension et fait intervenir un nombre d'agents plus importants. Ceci ne met donc pas en évidence une limite de la méthode : la simulation multi-agents est un outil adapté à l'étude des phénomènes dans lesquels interviennent de nombreuses dynamiques en interactions, et amène à concevoir une réalité géographique comme l'expression particulière d'un ensemble de réalités possibles. Si ces possibilités sont en nombre restreint, alors il est envisageable de proposer un modèle de simulation capable de reproduire le phénomène, ce qui explique en partie le succès des automates cellulaires et des systèmes multi-agents, par exemple dans une étude d'extension urbaine. En revanche, si les configurations possibles sont très nombreuses, il est probable qu'il y ait un rapport coûts-bénéfices peu favorable entre le temps passé à affiner des modèles relativement simples pour se rapprocher du réel et le gain d'explication issu du travail. Ce type de projet n'est pas envisageable dans le cadre de cette thèse, car il nécessite très certainement la combinaison de différents outils, tels que la microsimulation et les systèmes d'information géographique, et un important volume de données. Proposer un modèle capable de rendre compte quantitativement d'une diffusion aussi bien en termes descriptifs qu'explicatifs suppose alors de choisir un phénomène qui s'inscrit dans un cadre proche des conditions de laboratoire, où le nombre de paramètres est suffisamment peu élevé et les possibilités de déplacements restreintes pour en permettre sa reproduction.

CHAPITRE 6. MODELES DE DIFFUSION DES INNOVATIONS DANS UN ESPACE THEORIQUE

Appréhender les phénomènes de diffusion par une approche individu-centrée n'implique pas de les considérer comme des phénomènes uniques, résultats de la grande diversité du réel. Cela nécessite au contraire de repérer, dans cette apparente unicité des faits, ce qui permet de produire des régularités observables à un niveau agrégé. Chaque individu est unique, d'un point de vue culturel, social, économique etc. et les mécanismes qui l'amènent à prendre une décision lui sont propres. Malgré cela, cette unicité aboutit à un comportement social simple : adopter ou ne pas adopter une innovation. De la même manière, chaque innovation possède des caractéristiques spécifiques et alors appréhendables à travers une multitude de combinaisons [Rogers 1995]. Malgré cette diversité, une innovation parvient à se diffuser, même de manière limitée, ou est un échec. Dans la simulation des processus de diffusion, l'analyse du cas des subventions aux pâturages dans le sud de la Suède a ainsi impliqué de mettre au point des modèles dont les mécanismes simplifiés régissent le comportement différencié d'individus face à une innovation.

XII LES ELEMENTS DE BASE DES MODELES THEORIQUES

Les modèles sont présentés dans ce chapitre selon une complexification croissante. Les premiers modèles peuvent apparaître parfois simplistes car ils intègrent chacun un seul processus de diffusion. Cette simplicité permet cependant de tester la validité de certaines hypothèses ou intuitions qui deviennent alors, dans le cadre de ce travail, des vérités premières qui autorisent d'avancer vers des modèles plus complexes : les derniers modèles prennent alors en compte les éléments jugés les plus caractéristiques des modèles précédents. Ces modèles possèdent cependant tous des points communs qui sont exposés dans une première section : nature de l'espace sur lequel les modèles sont appliqués, nature et caractéristiques de l'agent, caractéristiques de l'innovation et de ses différents modes de propagation. Chacun de ces éléments étant influencé par la spécificité de l'innovation dont la diffusion est simulée, une seconde section est consacrée à un rapide rappel de ses composantes et de son évolution dans l'espace suédois.

XII.1 UN ESPACE ABSTRAIT

De nombreux travaux issus de l'analyse spatiale ont mis en évidence le rôle de l'espace dans les phénomènes de diffusion, en insistant principalement sur le potentiel des lieux (volume

de population notamment) et sur les flux d'échanges entre couples de lieux (II). Si ces raisonnements strictement spatiaux permettent de décrire les formes de la diffusion, ils n'offrent qu'une explication partielle de l'évolution de la diffusion. Car au-delà des déterminants spatiaux, il existe des déterminants qui agissent sur le choix décisionnel des entités élémentaires responsables de la propagation. Ouvrir la réflexion sur les phénomènes qui se propagent dans l'espace, en mettant provisoirement de côté les règles spatiales qui peuvent l'influencer, permet alors de mesurer le poids de ces autres déterminants, et de re-découvrir ensuite l'importance des règles spatiales dans le développement du phénomène lorsqu'on les réintroduit, à partir des localisations relatives ou des structures spatiales notamment.

Dans ce chapitre, les modèles de simulation ont été conçus dans cet esprit : l'espace est réduit à sa plus simple expression, qu'il soit simple support pour les agents ou qu'il s'exprime à travers des règles spatiales simples, tels que les effets de la distance ou de la concentration des agents sur l'évolution des phénomènes. Dans les modèles présentés, l'espace est homogène et isotrope, toutes les cellules étant « habitées » par un seul agent ; sa dimension est égale à deux et la grille, toroïdale, ce qui évite de gérer d'éventuels effets de bord.

XII.2 L'AGENT COMME UNE ENTITE DECISIONNELLE ABSTRAITE

L'agent est au cœur de l'approche multi-agents, sa composition et son niveau d'organisation dépendent du niveau d'abstraction souhaité lors de la conception du modèle, mais également de son influence sur le phénomène qui se propage dans l'espace. Il est donc nécessaire de justifier préalablement à toute modélisation les choix liés aux différentes propriétés de l'agent.

XII.2.1 L'AGENT FERMIER COMME UNITE ELEMENTAIRE RESPONSABLE DE LA DIFFUSION

Le niveau d'organisation élémentaire qui détient le pouvoir de décision face à l'adoption d'une innovation sera retenu. Il faut alors définir une méthode pour choisir ce niveau qui intervient de manière prépondérante dans l'évolution de la diffusion. Un principe consiste à retenir comme niveau élémentaire celui où il n'est plus possible d'opérer de désagrégation en terme de pouvoir décisionnel. Ainsi, si l'innovation est un bien de consommation courant, alors le niveau élémentaire peut correspondre à l'individu (social) ou au ménage. De même, si l'innovation est une norme de production, le niveau élémentaire sera celui de l'entreprise, ou l'école, si elle correspond à une norme éducative. On peut ainsi obtenir de manière relativement simple le niveau adéquat relatif au phénomène étudié. Dans ce travail, l'entité élémentaire est l'*agent fermier*, unité décisionnelle de base dans la prise de décision pour les subventions à la pratique du pâturage.

Cette simplicité ne doit cependant pas masquer une difficulté d'ordre technique. En effet, si le nombre d'agents et de processus qui se déroulent dans l'environnement simulé sont peu nombreux, alors cette méthode de sélection est certainement la plus pertinente car elle évite de poser des hypothèses qui seraient nécessaires si l'on devait travailler sur des agrégats, et peu de limite en temps de calculs. En revanche, si le nombre d'agents et de processus en jeu sont élevés, notamment lorsqu'on travaille à petite échelle, alors cette méthode nécessite de gérer un nombre important d'opérations qui peuvent s'avérer pénalisantes dans l'exécution du modèle. La solution consiste alors à constituer des groupes à partir des entités élémentaires, par agrégation, en posant comme hypothèses que la loi des grands nombres favorise les phénomènes de compensation et permet d'établir un comportement moyen par groupe, comme on a pu le constater, à méso-échelle, avec le modèle SIMPOP [Bura *et al.* 1996].

XII.2.2 UN AGENT FERMIER SYNTHÉTIQUE

Une fois le niveau pertinent de l'agent sélectionné, il reste à déterminer les éléments fondamentaux qui le caractérisent par rapport au phénomène que l'on souhaite modéliser. Il n'est pas question ici de considérer l'*agent fermier* comme une élaboration parfaite de l'entité qu'il est supposé représenter. En effet, considérer le niveau individuel pour rendre compte de la dynamique d'un phénomène ne signifie pas que l'on s'intéresse de manière précise à ce niveau : on pose des hypothèses au niveau de l'*agent fermier* mais on s'intéresse aux résultats à un niveau agrégé. L'*agent fermier* n'est donc pas caractérisé par une grande variété de composantes qualitatives ou quantitatives (CSP, âge, revenu, culture, éducation etc.) comme en microsimulation, mais est considéré comme une entité qui a un pouvoir de décision face à une innovation, et c'est cette décision, le résultat de son choix qui importe, quels que soient les chemins parcourus pour aboutir à ce choix. Il n'est pour autant pas question de réduire l'*agent fermier* à un automate binaire, qui passe de l'état d'*adoptant potentiel* à l'état d'*adoptant*, comme un agent qui réagit automatiquement à des stimuli : il faut rappeler qu'une des hypothèses de ce travail est que l'hétérogénéité des agents est en partie responsable de la dynamique temporelle et spatiale de la diffusion.

L'hétérogénéité des agents est alors appréhendée selon les théories sociales d'E. Rogers (1995), qui distingue cinq groupes comportementaux face à l'adoption de l'innovation : les *innovants*, les *adoptants précoces*, la *majorité précoce*, la *majorité tardive* et les *retardataires* (III.2.1). Selon le groupe d'appartenance de l'agent, la temporalité nécessaire pour se construire une opinion sur l'innovation et confirmer un choix sera plus ou moins longue¹. Si cette prise en compte de l'hétérogénéité dans la composition des *adoptants potentiels* est fondamentale en sociologie ou en

¹ Rappelons que cette temporalité est associée à un processus d'apprentissage propre à l'agent et se caractérise par cinq étapes décisives selon E. Rogers (1995) : *Knowledge - Persuasion - Decision - Implementation - Confirmation*.

économie, elle l'est également en géographie. En géographie, le potentiel innovant des agents peut expliquer en partie la temporalité de la diffusion et les formes spatiales qu'elle prend, que ce soit à grande échelle, à l'image de la diffusion du maïs hybride dans le Béarn [Mendras 1967] ou à petite échelle, comme cela a été noté à propos du modèle SIMPOP (XI.2).

XII.2.3 L'ENVIRONNEMENT DE L'AGENT FERMIER

L'agent coexiste dans un environnement avec d'autres agents, avec lesquels il peut interagir. Dans la mesure où la diffusion des innovations produit très rarement des formes qui relèvent du hasard, on pose l'hypothèse que les interactions entre ces agents sont en partie à l'origine de la diffusion de l'innovation.

L'*agent fermier* peut interagir avec d'autres agents spatialement proches. La capacité d'interaction locale s'exprime lorsque l'innovation se diffuse de proche en proche, parce que les agents peuvent observer les effets de l'innovation sur les parcelles de leurs voisins ou parce qu'ils fréquentent le même marché, lieu d'échange d'informations. Mais les interactions peuvent dépasser une échelle de référence locale. C'est le cas lorsque les agents interagissent non plus sur une base de proximité spatiale mais sur une base de proximité économique ou sociale par exemple. La notion de réseaux, qu'ils soient relationnels, professionnels ou économiques, doit alors être sollicitée car elle permet d'intégrer des mécanismes qui ne sont pas explicitement spatiaux dans la diffusion.

XIII MODELES THEORIQUES DE SIMULATION DE DIFFUSION DES INNOVATIONS

La forme spatiale et temporelle de la diffusion ainsi que les taux d'adoption dépendent de différents mécanismes et conditions qui coexistent et se combinent. L'adoption d'une innovation en un lieu est le résultat de mécanismes parfois complexes. Parmi ceux-ci, les canaux de propagation de l'information ont une importance prépondérante : leurs identifications apportent un éclairage des formes spatiales possibles de la diffusion. Cette approche se limite toutefois à la prise en compte des arcs d'un réseau et des flux entre différents points localisés dans l'espace. Or les nœuds, c'est-à-dire ici les agents et leurs caractéristiques, jouent également un rôle dans la propagation d'un phénomène. Ces agents se caractérisent par des propriétés qui leurs sont propres. L'hétérogénéité de la population est donc un aspect important de la dynamique du phénomène. Enfin, avec les canaux de circulation de l'information et l'hétérogénéité de la population, la prise en compte des caractéristiques de l'innovation apparaît également nécessaire pour comprendre les différentiels d'adoption entre les différents lieux et dans le temps.

Les modèles présentés dans cette section permettent d'explorer diverses hypothèses sur les mécanismes à l'œuvre lors de la propagation d'un phénomène dans l'espace géographique. Ils

sont soumis à la simulation pour observer leur comportement dans le temps et sont conçus dans un espace abstrait, afin de préserver un certain degré de généralité et de simplifier les comparaisons entre les résultats d'un même modèle lorsque les paramètres sont modifiés, ou d'une combinaison de modèles.

XIII.1 LES ROLES DE L'ADOPTANT ET DE L'ADOPTANT POTENTIEL DANS LA DIFFUSION

Dans les modèles proposés par T. Hägerstrand (1953, 1965), les fermiers qui ont adopté l'innovation sont responsables de sa propagation auprès des autres fermiers. Le processus d'adoption fonctionne grâce à un processus de communication entre un émetteur, l'adoptant, et un récepteur qui est choisi au hasard parmi les agents qui se trouvent dans son voisinage, dans un rayon de deux cellules contiguës. Si l'agent qui reçoit le message n'a pas encore adopté l'innovation, alors il l'adopte. Quels que soient les résultats, une remarque s'impose sur la logique de fonctionnement du processus.

Le protocole de communication de l'agent est répétitif, il envoie en effet des messages de manière ininterrompue pendant toute la simulation, ce qui est rarement observé dans la réalité. Ainsi conçue, cette procédure assure une couverture parfaite de l'espace proche de l'adoptant et permet de reproduire un taux d'adoption global qui évolue selon une fonction logistique. Ce protocole de communication tend en fait à synthétiser plusieurs phénomènes. La transmission ininterrompue de messages permet en premier lieu de reproduire le fait que l'innovation puisse se propager en dehors de tout contact entre individus. Ainsi la manifestation physique des subventions, les pâturages, est visible par tout le monde et peut donc provoquer des adoptions parmi les fermiers par un simple mécanisme de mimétisme. La transmission infinie permet également de couvrir les cas où ce sont, non plus les adoptants qui émettent des messages, mais les adoptants potentiels qui demandent des informations sur les subventions aux adoptants. Enfin, et c'est certainement le point le plus critique, cette procédure tend à mélanger les effets de la proximité spatiale et les effets d'appartenance à des réseaux relationnels. Ceci implique de poser l'hypothèse d'une co-évolution entre la proximité spatiale et la proximité relationnelle, et permet de dire que, quelle que soit la voie prise par l'information pour circuler d'un individu à un autre à un niveau local, chacun est tout de même informé de l'existence de l'innovation. Il apparaît alors intéressant de tester dans quelle mesure cette proposition est valide.

XIII.1.1 UN MODELE DE DIFFUSION A PARTIR DE RESEAUX RELATIONNELS

L'objectif de ce modèle est de comparer la temporalité et le taux d'adoption lorsque l'innovation se diffuse selon un critère strict de proximité spatiale et lorsqu'elle se diffuse parmi les membres de réseaux relationnels. Dans quelle mesure l'étendue spatiale des réseaux influence-t-elle la temporalité de la diffusion ? A portée spatiale identique, l'appartenance ou non à un réseau modifie-t-elle la temporalité et le taux de couverture de la diffusion ? C'est à ce type de questions que le modèle suivant tente de répondre.

XIII.1.1.1 FORMALISME INFORMATIQUE DU MODELE

Dans ce modèle, l'*agent fermier* ne dispose que d'une connaissance partielle des autres agents situés dans son environnement. Les *agents fermiers* sont ainsi regroupés en réseaux relationnels et les informations au sujet de l'innovation circulent exclusivement parmi les membres d'un réseau. Chaque agent dispose en moyenne de quatre « collègues » avec lesquels il peut entrer en contact, ceux-ci étant répartis dans une première série de simulation dans un rayon de deux cellules contiguës à la sienne¹. Cette taille moyenne d'un réseau est choisie de telle manière qu'un agent puisse choisir au maximum ses huit voisins les plus proches selon un voisinage de Moore. La constitution du réseau relationnel de l'*agent fermier* s'effectue à l'initialisation de la manière suivante :

```

Λ = une valeur tirée au hasard dans la liste [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8]
Répète Λ [
- sélectionne au hasard un agent dans un rayon de deux cellules
contiguës
- place son identifiant dans ta liste
]
```

Chaque agent dispose ainsi d'une liste d'agents situés à une distance maximale de deux cellules contiguës à la sienne, avec lesquels il peut entrer en contact pour signaler l'existence de l'innovation. Ainsi construite, la liste représente un réseau relationnel structuré ou non. En effet, il n'y a dans le protocole de sélection des agents aucune condition autre que l'obligation d'une proximité spatiale. La liste peut donc être sans structure apparente, où chaque agent est représenté une seule fois, et la probabilité d'être sélectionné est la même pour chacun d'entre eux. Dans ce cas, la liste peut se présenter sous la forme [A ; C ; G ; K ; M], où chaque lettre correspond à l'identifiant d'un agent. Ce type de réseau à un niveau est relativement classique, notamment dans le domaine des entreprises lorsqu'une unité mère contrôle directement plusieurs unités, sans aucun intermédiaire entre elle et ses unités, et sans hiérarchie entre ces unités. Ce type

¹ Dans la liste, l'agent est appréhendé par un identifiant. Une liste de cinq identifiants correspond ainsi à une liste de dimension égale à cinq, même si le même agent peut être représenté plusieurs fois dans cette liste.

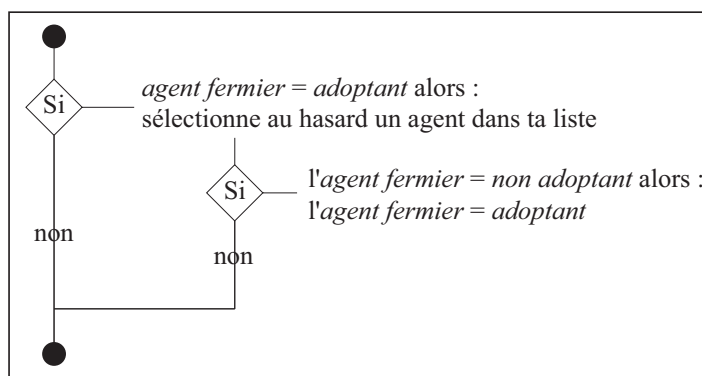
d'organisation est également plausible lorsque les liens qui unissent les agents sont de nature familiale ou professionnelle et que l'information qui circule n'est pas stratégique ou discriminante.

Mais la liste peut être structurée si elle se présente par exemple sous une forme [H ; D ; H ; H]. Dans cette liste, la probabilité que l'agent H reçoive un message est égale à 3/4 alors qu'elle n'est que de 1/4 pour l'agent D. Ce type de liste hiérarchisée permet de rendre compte des relations préférentielles d'un agent avec les autres membres d'un même réseau et, de manière simple, des hiérarchies complexes qui existent dans l'univers de l'entreprise ou l'univers social. Enfin certains agents peuvent avoir une liste vide, [Ø], ils représentent dans ce cas des agents qui ne sont pas disposés à faire circuler l'information ce qui n'est pas, comme nous le verrons, sans incidence sur l'évolution de la diffusion.

Il ressort également de cette procédure que les réseaux sont de nature figée et peuvent être inter-reliés. En effet, la composition de ces réseaux n'évolue pas dans le temps et dans l'espace : ces réseaux peuvent être assimilés à des structures spatiales ou sociales stables. Ensuite cette méthode de sélection permet à un agent d'être présent dans plusieurs réseaux, ce qui favorisera la diffusion de l'innovation entre les groupes et augmente donc la probabilité que le taux de propagation soit élevé.

Dans ce modèle, seuls les agents qui ont adopté l'innovation communique son existence aux autres agents. Le processus d'adoption est un mécanisme simple de réaction au message, où les agents deviennent adoptants dès la réception du message. Le diagramme de la *figure 59* représente cette règle de comportement¹.

figure 59 Règles de comportement des *agents fermiers*



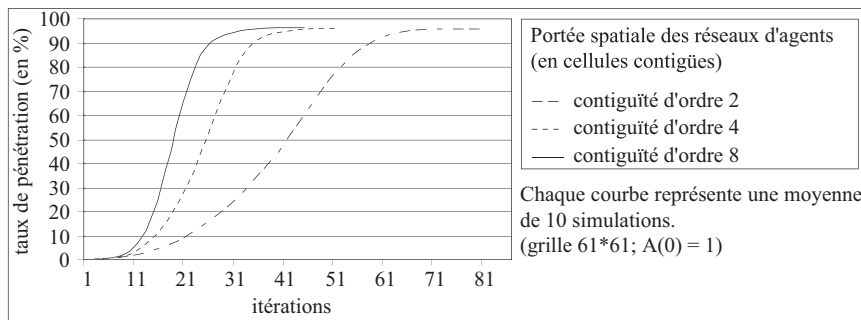
Les règles sont appliquées de manière asynchrone, mais les agents ne changent d'état qu'une fois la règle appliquée par l'ensemble des agents, ce qui permet d'éviter les problèmes liés à ce mode d'itération (*VIII.3.1.5*).

¹ L'ensemble des figures qui représentent les règles de comportement des agents est établi grâce à la formalisation UML (Unified Modelling Language) qui permet une lisibilité des programmes multi-agents.

XIII.1.1.2 SIMULATIONS ET INTERPRÉTATIONS DES RESULTATS

A l'initialisation, un seul *agent fermier* situé au centre de la grille est un adoptant ($A(0) = 1$)¹. A la première itération, il sélectionne au hasard un des membres de sa liste qui devient adoptant. A l'itération suivante, et pour toutes les autres itérations, chaque adoptant sélectionne au hasard un « associé » qui, s'il n'est pas encore du type *adoptant*, le devient. On peut observer l'évolution de la diffusion sur la *figure 60*, à partir de réseaux constitués en moyenne de quatre agents² et selon des portées spatiales plus ou moins étendues.

figure 60 Taux de propagation selon différentes portées spatiales des réseaux relationnels



Malgré sa simplicité, la répétition des simulations permet d'observer différents comportements du modèle et permet de tirer quelques conclusions lorsqu'on compare ces résultats à ceux d'une diffusion par stricte proximité spatiale.

Le premier résultat montre qu'il est possible de dépasser une des limites des modèles traditionnels agrégés, qui posent par hypothèse que tous les individus se connaissent, ou sont susceptibles de s'observer, pour décrire une diffusion. En effet, malgré une connaissance locale des agents, une courbe logistique émerge à un niveau agrégé.

La seconde remarque est que, sous certaines conditions, la diffusion peut ne pas se produire, ou s'arrêter au bout de quelques itérations. Ceci se produit notamment lorsque l'innovation est captée à l'initialisation ou pendant les premières itérations par des *agents fermiers* qui ne disposent pas de réseaux relationnels ou lorsque celle-ci s'insère dans des réseaux qui ne sont pas interconnectés. Ainsi, malgré une règle de transition qui favorise la diffusion de l'innovation et l'absence de mécanismes explicite de rejet de l'innovation par les agents, le modèle est capable de générer deux trajectoires différentes de la diffusion de l'innovation. La diffusion peut en effet s'accomplir dans le sens d'un taux de couverture quasi total ou au contraire connaître un arrêt plus ou moins rapide dans sa progression au terme de quelques itérations. Le

¹ Dans les modèles qui suivent, les valeurs de $A(0)$ correspondent au nombre d'adoptants à l'initialisation.

² La dimension du réseau de l'agent est déterminée par le tirage aléatoire d'un nombre dans la liste continu $[0 ; 8]$, la taille moyenne des réseaux est donc égale approximativement à 4 lorsque le nombre d'agents est élevé.

point de bifurcation vers l'une ou l'autre de ses trajectoires est rapidement atteint au cours des premières itérations. En effet, dès que l'innovation s'est propagée parmi plusieurs réseaux, la probabilité que celle-ci s'arrête diminue fortement. Dans ce type de processus de diffusion, le nombre d'adoptants à l'initialisation a une incidence sur le risque d'échec de la diffusion. Cette hypothèse a été confirmée par plusieurs simulations avec différents nombres d'adoptants à l'initialisation ($A(0) = 2, 4, 8$) : le nombre croissant d'adoptants initiaux assure le succès de la diffusion, notamment lors des premières itérations, car il évite que celle-ci ne soit bloquée par des agents faiblement connectés.

L'étendue spatiale des réseaux joue également un rôle sur le succès et sur la temporalité de la diffusion. La probabilité que la diffusion s'arrête diminue avec l'augmentation de la portée spatiale des réseaux et la temporalité de la diffusion est plus courte lorsque les réseaux sont plus largement distribués dans l'espace, et ceci avec le même nombre moyen d'agents par réseau. L'explication simple à ce phénomène est que la prise en compte de réseaux spatialement étendus diminue fortement les risques de redondance ou de boucle au sein des réseaux, qui peuvent provoquer un arrêt de la diffusion. La diversité des connexions, symbolisée ici par l'étendue spatiale, évite donc les effets de blocage de l'innovation et favorise également, sans surprise, un temps de diffusion plus court (*figure 60*). Avec le même nombre d'agents par réseau en moyenne, le taux de propagation dans le temps est ainsi d'autant plus rapide que les réseaux ont une grande portée spatiale.

Notons enfin que lorsque l'innovation se propage selon ce mécanisme de contacts entre membres d'un même réseau, le taux de couverture de la diffusion au terme de la simulation n'atteint pas le seuil de saturation, c'est-à-dire l'adoption de l'innovation par l'ensemble des *adoptants potentiels* (100%). Ceci s'explique par le fait que tous les agents ne sont pas connectés à un réseau, et ne sont donc pas informés de l'existence de l'innovation.

XIII.1.1.3 LIMITES DU MODELE

Il ne s'agit pas ici de soulever toutes les limites liées aux hypothèses simples du modèle et des mécanismes responsables de la diffusion. Certes les réseaux ne se réduisent pas à des dimensions, des fonctionnements aussi rudimentaires et avec des portées spatiales aussi peu différenciées, mais cette simplicité permet de saisir les logiques fondamentales de certains mécanismes, quitte à les complexifier s'ils s'avèrent pertinents pour la compréhension du phénomène.

Une limite majeure de ce modèle est de prendre seulement en compte les réseaux relationnels comme vecteurs de diffusion de l'innovation. On est alors amené à amplifier, à surévaluer leur rôle pour obtenir une couverture totale de l'espace et assurer ainsi une

propagation réaliste de l'innovation. Or si les réseaux et les interactions qui y sont associées sont effectivement observés dans la réalité, ils coexistent avec d'autres formes d'interactions qui ont également une incidence sur le devenir de la diffusion. Il est dans ce cas intéressant de comparer ces résultats avec ceux issus de simulations où les contacts ne s'effectuent plus entre les membres d'un réseau mais simplement par proximité spatiale : un *agent fermier* sélectionne au hasard un agent selon les mêmes paramètres de contiguïté précédents mais sans distinction d'appartenance à un groupe¹. Sans surprise, le nombre d'itérations nécessaire pour atteindre 90% d'adoptants lorsque l'innovation se diffuse sans contrainte « sociale » est moins élevé que lorsque sont privilégiées à la fois la proximité spatiale et la proximité sociale. Par ailleurs, la prise en compte d'une stricte proximité spatiale comme mécanisme de diffusion permet d'obtenir systématiquement un taux de propagation égal à 100%, phénomène que l'on a pu observer à partir du modèle d'Hägerstrand (IV.7.2). Ainsi un modèle de diffusion qui ne prend en compte que les contacts interpersonnels et qui privilégie la proximité spatiale n'est pas en mesure d'expliquer pourquoi l'innovation n'atteint pas tous les agents dans la réalité, alors qu'un modèle basé sur la seule communication entre membres de réseau ne rend pas compte de la temporalité de la diffusion. Ces remarques amènent à construire un modèle mixte de diffusion, à partir des deux mécanismes de propagation précédents.

XIII.1.2 MODELE DE DIFFUSION PAR MIMÉTISME ET A PARTIR DE RESEAUX RELATIONNELS

Le modèle précédent a mis en évidence l'influence de la portée spatiale des réseaux sur le temps de diffusion, celui-ci ayant tendance à diminuer lorsque les réseaux sont spatialement étendus. Dans ce modèle, les réseaux constitués par les *agents fermiers* ont en moyenne le même nombre de membres et ont une étendue spatiale homogène, ils possèdent le même niveau de contiguïté. Or la *figure 60* montre les effets différenciés de l'échelle spatiale de référence des réseaux, à la fois sur la temporalité et sur la couverture spatiale de la diffusion. Ce principe a été formalisé par T. Hägerstrand (1953) qui montre que les réseaux relationnels sont décomposables selon les échelles spatiales : certains agents n'opèrent qu'à une échelle locale, d'autres à une échelle régionale et locale et d'autres sur ces deux niveaux en plus d'une échelle nationale.

De nombreuses études ont montré par ailleurs que la seule influence des réseaux ne permettait d'expliquer l'étendue d'une diffusion, celle-ci coexistant avec d'autres formes d'interactions entre les individus [Coleman *et al.* 1966 ; Burt 1987]. Il apparaît alors nécessaire de mesurer l'incidence de deux mécanismes de propagation sur la temporalité et l'étendue spatiale de

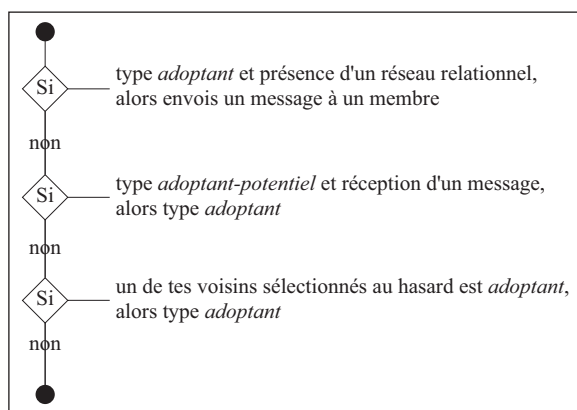
¹ Dans sa construction, ce modèle est de même nature que celui de T. Hägerstrand (1953), voir IV.4 dans ce texte (le CMI et les effets de barrières ne sont pas pris en compte dans les simulations).

la diffusion : un premier mécanisme repose sur le *mimétisme*, par lequel un individu adopte une innovation car il est en mesure d'en observer les effets directement ; un second mécanisme relève de l'*influence relationnelle*, où l'agent est motivé dans son choix par ses relations familiales ou professionnelles. Comme dans le modèle précédent, la fonction d'adoption de l'agent est réduite à une expression très simple, l'agent répondant instantanément aux stimuli qui résultent de l'observation de son environnement ou de la réception de messages.

XIII.1.2.1 FORMALISME INFORMATIQUE DU MODELE

Dans ce modèle, la propagation de l'innovation peut se réaliser selon deux mécanismes distincts. L'*agent fermier* se rend compte des effets de l'innovation, soit par l'observation directe de son environnement, soit par contact avec un agent qui a déjà adopté l'innovation. L'échelle spatiale de référence de ce mécanisme est strictement locale, l'agent observant les parcelles de ses voisins ou entrant en contact avec un agent qui fréquente par exemple le même marché. L'*agent fermier* peut également être informé de l'existence de l'innovation par un agent innovant et avec lequel il entretient des contacts particuliers, principe que l'on retrouve dans les relations entre individus qui font partie d'un réseau relationnel. Ce type de relation n'implique pas une proximité spatiale, mais concerne un nombre plus restreint d'agents et de contacts dans l'environnement simulé. Dans le modèle, seuls 5% des agents sont en relation avec d'autres agents répartis dans l'ensemble de l'espace, c'est-à-dire sans contrainte de proximité spatiale. Cette valeur relativement faible a d'abord pour but d'étalonner le modèle, en mesurant les conséquences de ces réseaux relationnels sur la propagation de l'innovation. Il sera temps ensuite d'observer le comportement du modèle lorsque ce pourcentage sera soumis à variation. Comme dans le modèle précédent, les réseaux relationnels sont constitués en moyenne de quatre agents, avec au minimum un agent et au maximum huit. Ainsi établis, les mécanismes de propagation de l'innovation peuvent être appréhendés à partir de la *figure 61*.

figure 61 Règles de comportement des *agents fermiers adoptants et adoptants potentiels*



Avant de lancer la simulation, les agents connectés à un réseau relationnel – 5% des agents – disposent d'une liste d'agents avec lesquels ils peuvent communiquer, liste qui est complète et invariante pendant la simulation. Ces réseaux n'ont par ailleurs aucune structure spatiale décelable, car la sélection des membres s'effectue au hasard parmi la liste complète des agents de l'environnement et ceux-ci sont distribués de manière homogène dans l'espace. Deux *agents fermiers* sont également sélectionnés au hasard dans la grille pendant l'initialisation du modèle, ces agents sont à l'état *adoptant*, les autres, à l'état *adoptant potentiel*. Ces deux agents peuvent être, « volontairement » ou « involontairement », à l'origine de la propagation de l'innovation. Si l'un de ces *agents fermiers* appartient à un réseau relationnel, il choisit au hasard un des membres de ce réseau et l'informe de l'existence de l'innovation, qui devient alors un *adoptant*. Selon ce mécanisme, l'*agent fermier adoptant* a ainsi un rôle actif et volontaire dans la propagation de l'innovation. Mais cet agent peut également jouer un rôle passif dans la diffusion de l'innovation, si un de ses voisins est en mesure de l'observer et d'adopter l'innovation simplement par mimétisme. Ce double rôle de l'*agent fermier* rapproche ainsi de la conception de l'agent présentée par Y. Shoam, « [...] *une entité qui fonctionne de façon continue et autonome dans un environnement dans lequel d'autres processus se déroulent et dans lequel existent d'autres agents* » (1993, 62).

Dans ce modèle comme dans le précédent, les règles de transition sont appliquées selon un mode asynchrone. Au cours d'une itération, tous les agents calculent leur état futur, stockent les résultats dans une mémoire temporaire et actualisent ce nouvel état au cours d'une seconde lecture. L'enchaînement des différentes séquences peut être observé à partir de la *figure 61* : la transmission des messages entre membres d'un réseau est prioritaire sur le mimétisme, ce qui signifie qu'un agent qui est dans l'état adoptant potentiel et qui reçoit à la fois un *message* et qui *observe* un voisin adoptant devient lui-même adoptant, par *communication* et non par *mimétisme*.

XIII.1.2.2 SIMULATIONS ET INTERPRÉTATIONS DES RÉSULTATS

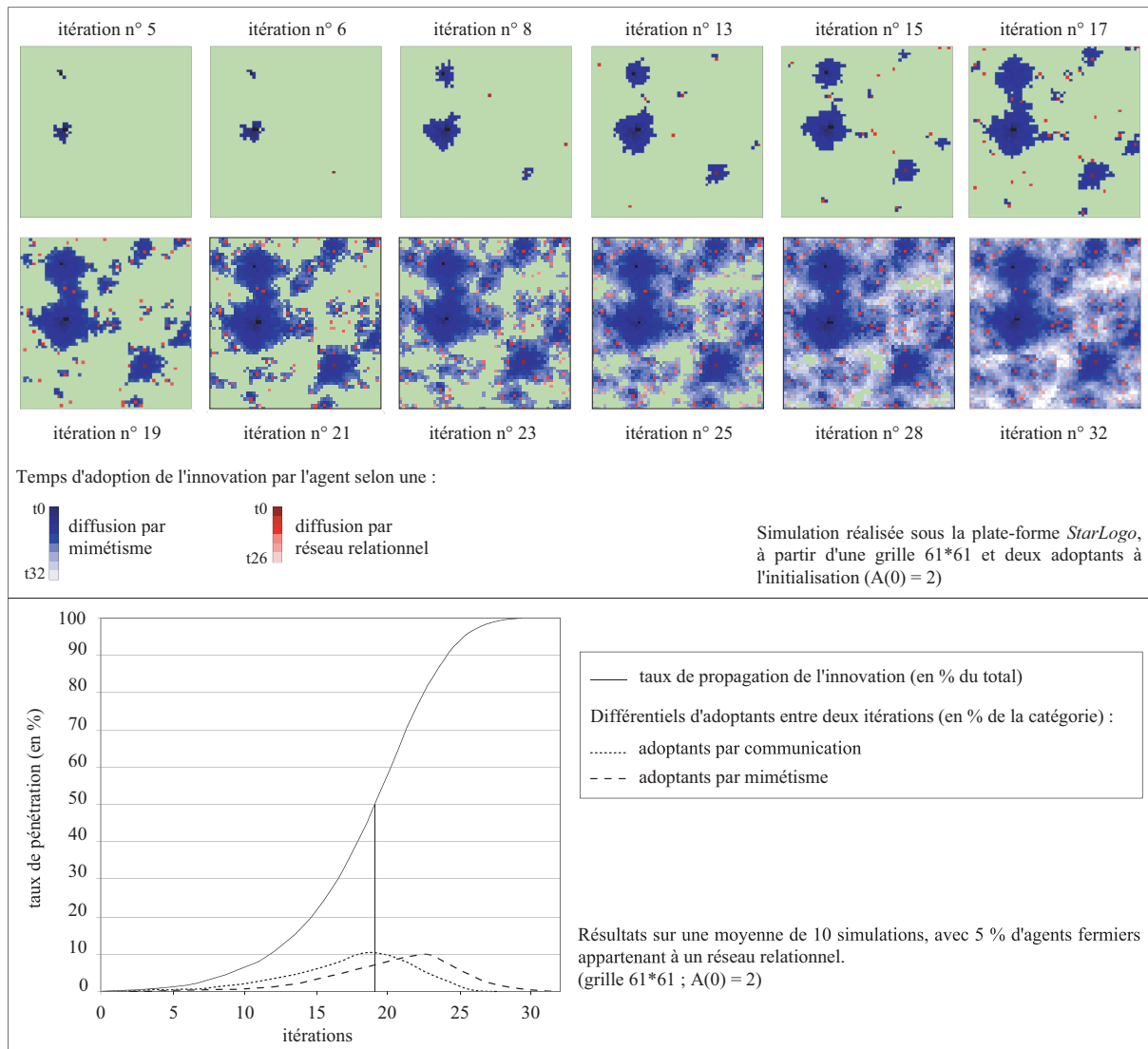
Dans ce modèle, les principaux canaux de circulation de l'information se réalisent par la proximité spatiale des agents et par la proximité relationnelle. Une série de simulations est réalisée pour observer le comportement du modèle et l'influence des deux catégories d'agents sur la propagation de l'innovation, à la fois d'un point de vue local et global. Les principaux résultats de ces simulations, ainsi qu'une simulation particulière, sont présentés dans la *figure 62*.

La série de cartes issues d'une seule simulation permet d'observer les effets de la prise en compte de deux processus dans la diffusion de l'innovation. Pour cette simulation, l'innovation est adoptée au départ par deux *agents fermiers* qui n'appartiennent pas à un réseau relationnel. Il est aisé de déterminer ce profil compte tenu de l'enchaînement des règles de transition, car l'appartenance de l'un d'eux à un réseau aurait provoqué l'envoi d'un message et l'adoption de

l'innovation par un agent, pas nécessairement proche du noyau initial. Or jusqu'à la cinquième itération, la diffusion se réalise exclusivement selon un processus de *mimétisme*, où la proximité spatiale est privilégiée. Pendant les premières phases de la simulation, la diffusion se déplace de proche en proche, comme un front pionnier. Au cours de la cinquième itération, un agent qui est connecté à un *réseau relationnel* adopte l'innovation et envoie, lors de la sixième itération, un message à l'un de ses membres qui adopte l'innovation. Ce nouvel *adoptant* devient alors une source de diffusion, il permet la propagation de l'innovation à un niveau local grâce à la fonction de *mimétisme* des agents. Le nombre de foyers isolés commence alors à croître rapidement à partir de la treizième itération, les *agents fermiers* connectés à un réseau relationnel étant de plus en plus nombreux à adopter et donc à transmettre des messages. Cette simulation permet ainsi d'observer le rôle effectif des deux mécanismes de propagation de la diffusion dans l'espace : les agents connectés à un réseau relationnel, où la proximité sociale n'est pas corrélée avec la proximité spatiale, favorisent la dispersion de l'innovation dans l'espace à un niveau macro, principalement dans la première moitié de la diffusion, alors que les autres agents favorisent, par un mécanisme de mimétisme, la propagation de l'innovation à un niveau local.

Ces résultats sont confirmés à la lecture du graphe de la *figure 62*, issu d'une série de 10 simulations. Le calcul du différentiel d'adoptants entre deux itérations et par catégorie montre le rôle pris par les *agents fermiers* connectés à un réseau et les autres agents dans la temporalité et la couverture spatiale de la diffusion. Au cours de la première moitié des simulations, le nombre d'*agents fermiers* qui adopte l'innovation grâce à leur appartenance à un réseau permet à la diffusion d'enclencher une évolution exponentielle, car ces agents ont la capacité de disperser l'innovation dans l'espace et stimulent des réactions de la part des autres agents. Lorsque le nombre marginal d'*agents fermiers adoptants* connectés à un réseau est à son maximum, le taux global de propagation a atteint sa période de transition et la courbe logistique connaît une inflexion dans sa croissance. Ensuite le rôle des agents qui réagissent principalement par *mimétisme* devient prépondérant dans l'évolution de la trajectoire du taux global de propagation. En effet, le nombre d'adoptants marginal par mimétisme devient plus élevé que celui des adoptants par réseaux de communication, marquant ainsi un ralentissement du taux de propagation et son évolution vers un état d'équilibre, qui correspond ici au niveau de saturation, soit 100% d'adoptants.

figure 62 Diffusion selon l'appartenance à un réseau relationnel et un mécanisme de mimétisme



Des simulations réalisées avec un nombre plus élevé d'*agents fermiers* appartenant à un réseau relationnel ont également été réalisées (avec respectivement 10%, 20% et 40% d'agents concernés). Les différents résultats de ces simulations montrent sans surprise un temps de diffusion plus court au fur et à mesure que s'accroît le nombre d'agents appartenant à un réseau, et tendent également à rapprocher progressivement les courbes d'adoptions marginales entre les deux catégories. Ce dernier résultat est a priori plutôt surprenant mais s'explique par l'hypothèse simple de la fonction d'adoption de l'agent, identique pour tous les agents, qu'ils appartiennent à un réseau ou qu'ils adoptent par mimétisme : l'agent réagit de la même manière, quelle que soit la source d'information.

XIII.1.2.3 LIMITES DU MODELE

Le modèle précédent reproduit une diffusion à la fois dans sa composante globale, c'est-à-dire à travers la dispersion de l'innovation dans l'espace à un niveau macro, et dans sa composante locale, ce qui permet une réalisation de la diffusion jusqu'à son seuil de saturation. Cependant, comme dans le modèle précédent, le comportement des agents face à l'adoption est homogène. Il se traduit par une fonction d'adoption discrète qui voit l'agent passer de l'état d'*adoptant potentiel* à l'état d'*adoptant* par une simple stimulation. Or une des hypothèses de ce travail est que l'hétérogénéité des agents est déterminante dans l'explication de la dynamique des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique. Quels que soient les facteurs responsables de cette hétérogénéité, il est permis de l'envisager simplement par le temps nécessaire à l'agent pour se faire une opinion face à l'innovation, et pour passer de l'état d'*adoptant potentiel* à l'état d'*adoptant*.

XIII.2 L'HETEROGENEITE DES INDIVIDUS ET LA FONCTION D'ADOPTION

Dans les modèles précédents, le comportement des *agents fermiers* est réduit à une réaction instantanée aux stimulations des autres agents. Cette forte simplification de la fonction d'adoption des agents n'est pas sans conséquence à la fois sur la rapidité du taux de propagation et sur la couverture spatiale globale de la diffusion. L'objectif de cette section est d'améliorer le degré de réalisme de cette fonction d'adoption et de mesurer ses effets sur le taux de propagation de l'innovation.

XIII.2.1 LE POIDS DE LA DIFFERENCIATION INDIVIDUELLE DANS LA DIFFUSION DES INNOVATIONS

Dans la pratique, un individu est influencé dans sa décision d'adopter une innovation par ses besoins, le prix de l'innovation ou toute autre motivation, quelle soit économique ou culturelle. On peut alors, de manière simplifiée, appréhender l'adoption d'une innovation par un individu comme un événement dont la réalisation se produit selon une certaine probabilité. La probabilité qu'un individu adopte une innovation augmente avec le nombre d'adoptants lorsque l'innovation se caractérise par un *effet de club*¹, comme le téléphone par exemple. Dans d'autre cas, la probabilité d'adopter l'innovation diminue avec le temps, lorsque l'innovation se caractérise par une durée de vie limitée, comme c'est le cas des objets qui obéissent à des *effets de mode*. Enfin cette probabilité peut ne pas être affectée, ou seulement très faiblement, par le nombre

¹ Un *effet de club* est un effet *direct* associé aux activités de réseau, où chaque utilisateur voit sa satisfaction augmenter avec le nombre des utilisateurs. Cet effet s'accompagne par un effet *indirect de réseau*, qui traduit le fait que l'augmentation du nombre d'utilisateurs permet à l'offre de s'accroître et de se diversifier, d'où un meilleur service aux utilisateurs, dont le nombre va s'accroître encore davantage : l'activité de réseau fonde alors sa dynamique sur un *effet boule de neige*.

d'adoptants ou par le temps qui s'est écoulé depuis le lancement de l'innovation, lorsque la décision d'adopter n'est liée qu'à des caractéristiques propres de l'adoptant, c'est-à-dire en dehors de toute considération extérieure à ses besoins. C'est très probablement le cas pour les subventions au pâturage : le fermier n'adopte l'innovation que si elle est économiquement profitable pour son exploitation, indépendamment du nombre de fermiers qui l'ont déjà adoptée et du temps qui s'est écoulé depuis son lancement. Ce qui distingue les fermiers entre eux est alors leur capacité de réaction face aux bénéfices éventuels de l'innovation. En quoi cette hétérogénéité constitue-t-elle un facteur de différenciation notable dans le taux de propagation de l'innovation ? Quels paramètres influencent les résultats de la diffusion ? La répartition spatiale de cette population a-t-elle une incidence sur la propagation du phénomène ? Le modèle qui suit a été conçu pour tenir compte de ces différentes hypothèses.

XIII.2.1.1 UN MODELE DE DIFFUSION BASE SUR L'HETEROGENEITE DES AGENTS

Les systèmes multi-agents offrent la possibilité de modéliser des processus à partir d'agents dont les caractéristiques différenciées interviennent directement dans les formes de la dynamique. Les interactions entre agents ne sont plus les seules responsables de la diffusion : les caractéristiques propres de chaque agent doivent être aussi considérées.

Selon le type d'innovation et le choix de l'unité décisionnelle de base responsable de la diffusion, différentes caractéristiques doivent être prises en compte. Elles peuvent être de nature économique, tels que le niveau de richesse de l'agent, la dimension de l'exploitation agricole ou le capital investi. Elles peuvent aussi recouvrir des caractéristiques socio-démographiques, telles que la situation familiale ou l'âge de l'exploitant. Le choix de ces caractéristiques doit être mis en relation avec les caractéristiques de l'innovation. Si celle-ci implique un investissement lors de son introduction, des critères économiques peuvent être introduits. Si elle n'est opérationnelle que sur une longue période, des critères socio-démographiques doivent être privilégiés. Chaque innovation doit donc être analysée selon ses caractéristiques afin de trouver au mieux les éléments essentiels qui influencent le choix décisionnel des agents.

Avec les subventions aux pâturages, les hypothèses sur les facteurs qui peuvent influencer les fermiers dans leur choix sont en nombre restreint. Rappelons que ces subventions ne concernent que les exploitations disposant de moins de 10 hectares de surface agricole, que les exploitants peuvent en être propriétaires ou locataires et que les subventions ne sont liées à aucune condition économique. Ces caractéristiques permettent de poser comme hypothèse que face aux subventions, le choix du fermier consiste simplement à mesurer les bénéfices supplémentaires qu'il peut retirer des subventions aux pâturages par rapport à ses pratiques agricoles habituelles : s'il prévoit un excédent de revenu à travers la pratique du pâturage, alors le fermier adopte l'innovation, sinon il poursuit ses activités.

L'hétérogénéité des agents fermiers se manifeste ainsi dans leur attitude face à l'innovation, c'est-à-dire dans leur capacité à anticiper plus ou moins rapidement les bénéfices du pâturage par rapport à leurs pratiques agricoles courantes : certains fermiers, qualifiés d'*innovants*, ont un temps de réaction rapide à l'innovation, d'autres fermiers au contraire attendent d'observer les résultats de ces nouvelles pratiques pour arrêter leur choix.

Mais la temporalité et la distribution spatiale des taux d'adoption dépendent également des interactions entre les agents. L'objectif du modèle suivant est d'explorer ce double aspect de la diffusion : le rôle de l'hétérogénéité de la population et le rôle des interactions entre agents sur la propagation des subventions. Sont d'abord analysés les effets de cette hétérogénéité lorsque la population est distribuée de manière aléatoire dans l'espace, puis lorsque les catégories d'agents se répartissent selon une logique de concentration dans l'espace.

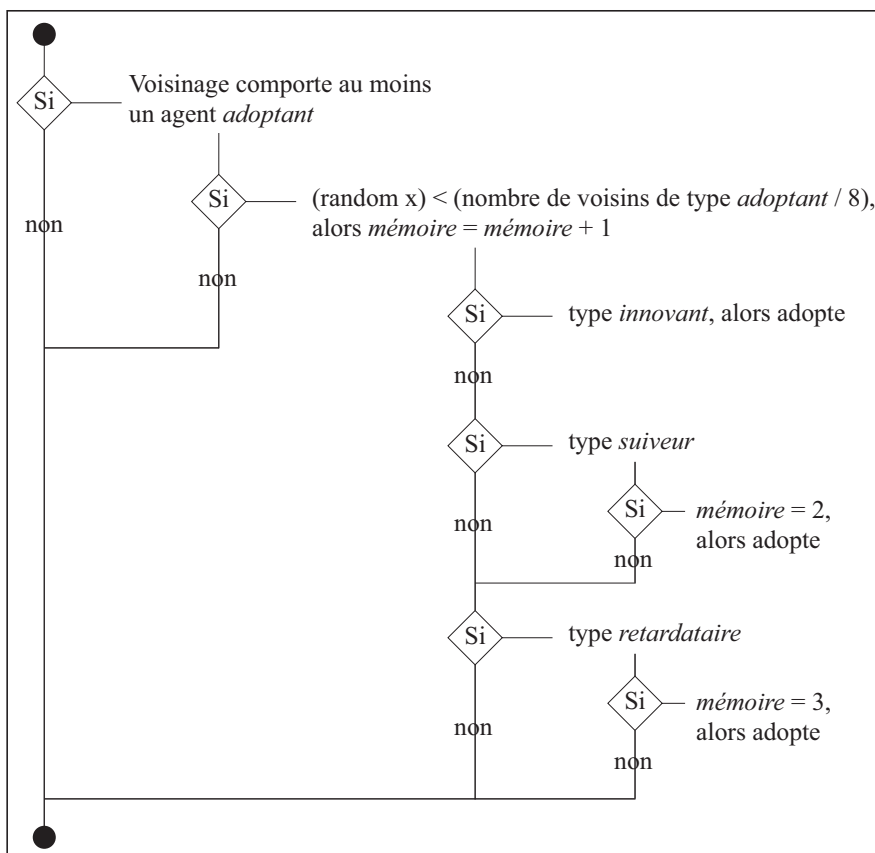
XIII.2.1.1.1 FORMALISME DU MODELE

Les modèles proposés jusqu'à présent laissent une place prépondérante à la circulation de l'information par le biais des interactions, qu'elles soient sociales ou spatiales, pour expliquer la forme et la temporalité de la diffusion. Or ces seuls éléments ne sont pas en mesure d'expliquer les écarts d'adoption dans le temps et dans l'espace lorsque l'information est connue par l'ensemble des agents, ce qui est le cas pour les subventions aux pâturages. Cela signifie qu'au-delà de la seule circulation de l'information, d'autres processus participent à la diffusion de l'innovation. Ce constat est confirmé par T. Hägerstrand qui note l'importance jouée par les médias, par l'intermédiaire de la radio ou des journaux, mais également de l'association agricole, la *Rural Economy Association*, dans la diffusion de l'information sur les subventions aux pâturages. Si le choix d'adopter l'innovation par les fermiers se produit lorsqu'ils prennent connaissance de l'existence de la subvention, l'adoption devrait se réaliser rapidement et ne pas révéler de structures spatiales apparentes à un niveau global. Le modèle I développé par T. Hägerstrand relève de ce principe, où l'adoption se réalise exclusivement par le tirage d'un nombre aléatoire, sans référence à un processus spatial (IV.2). La diffusion évolue donc au hasard, en fonction des choix réalisés par les individus. Or si on constate des régularités dans la diffusion qui ont peu de choses à voir avec le hasard, au moins à partir de 1930, on peut également admettre que les médias et la *Rural Economy Association* ont eu un impact dans les choix de décision des fermiers, et pas seulement en 1928 ou en 1929. Comme le souligne T. Hägerstrand, « [...] *we must of course assume that in reality information of this nature circulates during the entire diffusion process. This fact is ignored in the model* »¹. La fonction de décision des agents est donc un élément important, à côté des canaux de circulation de l'information, dans la propagation du phénomène. Cette fonction peut être

interprétée à la lumière des travaux de E. Rogers (1995). Il s'agit d'intégrer un mécanisme qui prend en compte le rôle de l'information dans le choix de l'agent, au-delà des simples canaux qui participent à sa circulation.

Dans cette optique, la fonction de décision de l'agent caractérise le comportement de l'agent, c'est-à-dire son aptitude innovante. La population est constituée par trois catégories d'*agents fermiers*, la différence entre ces agents étant représentée par une échelle discrétisée de temps de réaction, qui varie de 1 à 3. Cette échelle correspond au nombre de contacts nécessaires pour qu'un agent décide d'adopter une innovation. Elle renvoie à la notion d'*aptitude innovante* des agents (III.2.1). Les agents fermiers sont ainsi qualifiés d'*innovants* si une seule information est nécessaire à leur prise de décision ; ils sont qualifiés de *suiveurs* si deux messages sont nécessaires pour adopter et de *retardataires* si trois messages sont requis. Les messages sont dans ce modèle le résultat d'une observation locale, c'est-à-dire que les agents fonctionnent selon un mécanisme de *mimétisme* : la probabilité d'adopter augmente avec le nombre de voisins adoptants (voisinage de Moore). La règle de transition de l'agent est représentée dans la *figure 63*.

figure 63 Règles de comportement des agents *innovants*, *suiveurs* et *retardataires*



¹ T. Hägerstrand (1965), *op. cit.*, p. 257.

A l'initialisation, un type est affecté à chaque *agent fermier* par tirage aléatoire¹. La fonction d'adoption associée à chaque type d'agent est construite selon un mécanisme d'accumulation d'informations relatives à l'innovation. On peut voir ce mécanisme d'adoption comme une simplification du processus d'apprentissage décrit par E. Rogers (1995). Par hypothèse, un agent est susceptible de recevoir des informations par les *agents fermiers* qui ont déjà adopté dans son voisinage immédiat. Plus le nombre de voisins ayant adopté est élevé, plus la probabilité que l'agent fermier adopte augmente. Cette fonction est formalisée dans le modèle par la règle suivante :

$$\left| \begin{array}{l} \text{si } \Lambda < \left(\left(\sum_{i=-1,+1} \sum_{j=-1,+1} [A(t)_{x+i,y+j}] \right) / 8 \right) * 100, \text{ alors } \Phi = \Phi + 1 \\ \text{avec } \Lambda \text{ un nombre aléatoire entre 0 et 100 et } \Phi \text{ la mémoire de l'agent.} \end{array} \right.$$

La probabilité qu'un agent puisse observer les résultats de l'innovation et qu'il les prennent en compte pour établir son choix est donc une fonction linéaire avec le nombre de voisins adoptants². Lorsque l'agent a obtenu un volume d'informations suffisant, il adopte l'innovation.

XIII.2.1.1.2 CONSEQUENCES DE L'HETEROGENEITE SUR LA DIFFUSION DE L'INNOVATION

A l'initialisation, la distribution des agents fermiers est aléatoire et chaque cellule ne reçoit qu'un seul agent. Avec un seul agent adoptant placé au centre de la grille, la *figure 64* représente le comportement de la diffusion lorsque la population est composée de trois catégories d'*agents fermiers*.

Sans surprise, la contrainte associée au nombre de messages nécessaires pour adopter l'innovation se retrouve dans la forme temporelle de la diffusion : les agents de type *innovant* adoptent plus rapidement que les agents de type *suiveur*, qui adoptent eux-mêmes plus vite que les agents de type *retardataire*. Les écarts sont cependant relativement faibles compte tenu de l'équirépartition des agents dans chacune des trois catégories et de leur répartition aléatoire dans l'espace. Or comme le montre la *figure 65*, cette répartition des effectifs dans chacune des catégories a une incidence sur la temporalité de la diffusion : plus la part des agents *innovants* dans le total de la population est élevée, plus le temps de la diffusion est court. Ce résultat montre qu'au-delà de l'effectif total d'une population, les caractéristiques de celle-ci sont également importantes dans la dynamique de diffusion.

¹ Si la configuration initiale est une équirépartition entre les 3 groupes, le type d'agent est conditionné par les intervalles suivants :

si random [0 ; 100] < 33, alors type *innovant*,
si random [0 ; 100] ≥ 33 et < 66, alors type *suiveur*,
si random [0 ; 100] ≥ 66, alors type *retardataire*.

² La probabilité d'observer l'innovation lorsqu'un seul voisin est *adoptant* est égale à 12,5% ; elle est de 25% pour deux voisins, puis de 37,5%, 50%, 62,5%, 75%, 87,5% et 100% respectivement pour trois, quatre, cinq, six, sept et huit voisins *adoptants*.

figure 64 Taux de propagation de l'innovation par catégorie d'*agents fermiers* lorsque celles-ci se distribuent aléatoirement dans l'espace

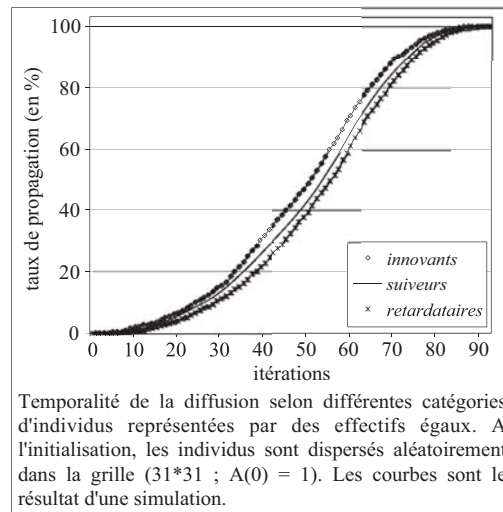
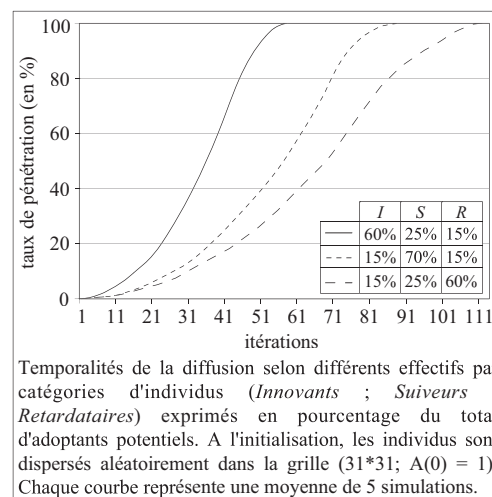
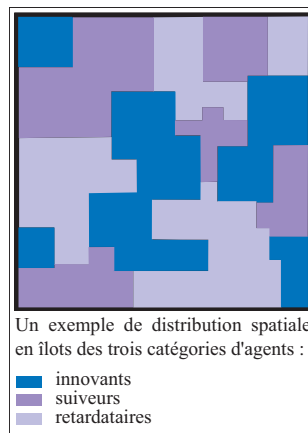


figure 65 Taux de propagation de l'innovation selon différents effectifs par catégorie d'*agents fermiers*

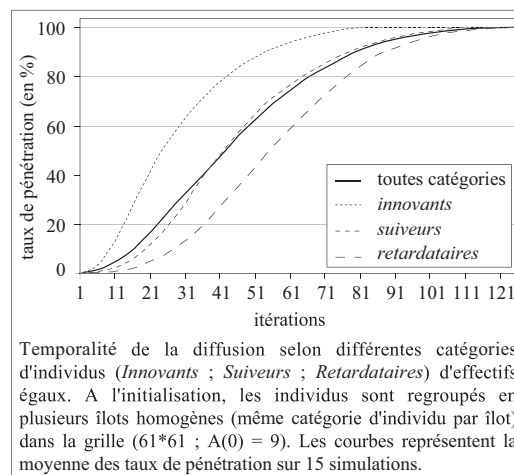


Si la répartition des agents par catégorie a une incidence sur le temps de diffusion, dans quelle mesure leur distribution spatiale influence-t-elle aussi la temporalité de la diffusion, tant du point de vue de l'agrégat que des différents groupes ? L'objectif est alors de mesurer les conséquences de la proximité spatiale d'individus appartenant à une même catégorie sur le temps de la diffusion. On peut également comparer ces résultats avec ceux issus d'une diffusion lorsque les individus se répartissent de manière aléatoire dans l'espace, sans structure spatiale apparente.

Pour réaliser cette expérience, les *agents fermiers* sont regroupés en îlots de population homogène, de telle sorte que la distribution des agents présente une autocorrélation spatiale positive du point de vue du *type* d'agent. La *figure 66* représente une structure possible de cette organisation spatiale. Pour mesurer le seul effet de la concentration spatiale des individus sur la temporalité de la diffusion, les trois catégories d'agents sont représentées en effectifs égaux et neuf agents adoptent l'innovation à l'initialisation, soit trois agents par catégorie.

figure 66 Une répartition structurée des types d'*agents fermiers*

Les résultats des simulations montrent le poids des organisations spatiales sur le temps de diffusion. La concentration est profitable aux agents fermiers de type *innovant*, qui adoptent rapidement l'innovation par rapport aux deux autres catégories d'agents (*figure 67*). À l'inverse, elle est néfaste aux agents fermiers de type *retardataire* pour lesquels le mélange de population, de catégories d'agents, est préférable pour diminuer le temps de diffusion. Ce résultat se confirme si l'on compare ces taux avec ceux des simulations réalisées sans organisation spatiale des agents : il faut dans ce dernier cas une moyenne de quarante itérations pour atteindre 50% d'adoption et près de quatre-vingt itérations pour atteindre les 100% d'adoption, toutes catégories confondues¹. Ce résultat montre à l'évidence qu'au-delà des seules interactions spatiales ou sociales entre agents, les caractéristiques et la répartition des agents dans l'espace interviennent dans les temps de la diffusion.

figure 67 Taux de propagation de l'innovation sous la contrainte d'une concentration spatiale des types d'*agents fermiers*

¹ En moyenne sur dix simulations, avec $A(0) = 9$ et une grille de 61*61 cellules.

XIII.3 L'INTEGRATION DES FREINS A LA DIFFUSION DANS UN MODELE

Les nombreux résultats des modèles exposés jusqu'ici permettent de saisir les caractéristiques globales d'une diffusion. L'existence de *réseaux relationnels* privilégiés par les agents pour transmettre des informations, l'*hétérogénéité* de la population, le poids des *interactions spatiales* et la *distribution spatiale* des agents sont ainsi des éléments essentiels d'un phénomène de diffusion. Cependant tous ces modèles conduisent à une diffusion quasi-totale de l'innovation parmi les membres des populations concernées. Cela se traduit par une courbe logistique qui atteint, selon des temporalités variables, son seuil de saturation avec 100% d'adoptants au terme des simulations. Ce constat peut également être fait à propos des modèles mathématiques (II) qui, basés sur un mécanisme d'amplification, induisent que tout adoptant potentiel sera un adoptant. Or les exemples sont nombreux où les innovations n'atteignent pas le stade de saturation escompté, relativement à la masse d'agents qu'elles sont théoriquement supposé atteindre. Quelles sont les facteurs qui amènent des individus à ne pas adopter une innovation et qui peuvent mener à l'arrêt d'une diffusion ? La réponse à cette question oblige alors à construire un modèle comportant de l'indécision quant au devenir de la diffusion.

XIII.3.1 LES FACTEURS DE LIMITATION DE L'ADOPTION ET DE REJET DE L'INNOVATION

L'une des grandes incertitudes concernant les phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique est le taux maximum d'adoption qu'elles sont susceptibles d'atteindre, d'un point de vue global et local. Cette incertitude est contournée dans les modèles descriptifs qui sont construits *ex post*, une fois la diffusion en partie achevée. Connaissant le volume d'adoptants au terme de la diffusion, ces modèles postulent alors que ce volume est statique tout au long de la diffusion et qu'il correspond au volume initial d'adoptants potentiels. Si d'un point de vue descriptif, la méthode ne semble pas soulever de problèmes majeurs, elle en pose lorsque l'objectif du modèle est davantage explicatif ou prédictif. Ceci implique en effet de poser des hypothèses sur la nature de l'innovation et sur la fonction de décision des adoptants (II.3.1.3, II.3.1.4). Quels sont alors les facteurs qui peuvent conduire un adoptant potentiel à ne pas adopter ?

XIII.3.1.1 ABSENCE D'INFORMATION ET REJET DE L'INNOVATION

L'absence ou une information partielle constitue un frein à la diffusion d'une innovation. Si un agent ne connaît pas l'existence d'une innovation, il ne l'adopte pas même s'il possède toutes les caractéristiques de l'adoptant. Ce cas est repérable dans le modèle où l'information circule exclusivement à travers des réseaux relationnels, les agents isolés ne pouvant adopter (XIII.1.1.2). Mais un agent peut également rejeter l'innovation si les informations dont il dispose ne sont pas suffisantes, nous le verrons plus tard (XIII.3.2).

Si l'information est le principal vecteur qui permet à l'innovation de se propager, l'existence de barrières à sa communication constitue également un obstacle. Une typologie des barrières et de ses effets a déjà été présentée (I.1.3). Rappelons que lorsque l'information circule exclusivement entre les membres d'un réseau, celui-ci représente une barrière pour les individus qui n'en font pas partie.

XIII.3.1.2 EVOLUTION DE L'INNOVATION ET CROISSANCE DE LA DIFFUSION

Dans la plupart des modèles, l'innovation est appréhendée comme un objet statique, incapable d'évolution dans le temps. Le temps de la diffusion est alors appréhendé à partir des canaux de propagation de l'information et des caractéristiques des adoptants potentiels. Or la plupart des innovations ont un aspect dynamique qui leur permet non seulement d'être adoptées par le plus grand nombre mais également de répondre aux besoins d'autres catégories de population jusqu'alors non concernées par l'innovation. Aux canaux de propagation de l'information et aux caractéristiques des agents viennent donc s'ajouter les évolutions de l'innovation pour expliquer le taux de propagation dans le temps et dans l'espace. Par exemple, la courbe logistique ne s'explique plus seulement par la composition des agents selon leur type mais également par une variation dans le temps du prix de l'innovation. Il y a donc dans ce contexte une relation entre le volume d'adoptants et le prix de l'innovation, qui fonctionne selon un effet *boule de neige*. Outre cette évolution par les prix, la diversité des domaines d'application étend aussi les lieux possibles d'implantation et accroît le nombre d'adoptants potentiels.

XIII.3.2 DES FONCTIONS DE DECISION DYNAMIQUES POUR INTEGRER LA VARIABILITE DE L'INNOVATION

Jusqu'à présent, la fonction de décision de l'agent a été modélisée de manière épurée, sans considération sur la provenance ni sur la « qualité » de l'information recueillie par l'agent. Ainsi, que ce soit par *mimétisme*, par les *médias* ou par l'intermédiaire de *réseaux relationnels*, toutes les informations sont susceptibles d'entraîner une adoption car elles ont le même poids.

De nombreux travaux soulèvent cependant l'importance du rôle de l'information et de sa source dans la fonction de décision des individus, et donc sur sa diffusion [Copp *et al.* 1958 ; Beal et Rogers 1960 ; Chaffee 1982]. Les sociologues, qui ont surtout exploré ce champ, révèlent ainsi l'existence de processus décisionnels dynamiques chez les individus confrontés à une innovation. Leurs travaux ont amené à formaliser selon une fonction discrète le poids des sources d'information dans le processus décisionnel des individus. Cette fonction, qui évolue par paliers successifs, peut être résumée par le propos de conclusion de Copp *et al.* (1958, 70) sur une

innovation agricole en Pennsylvanie : « *If the possibility of adoption were to be maximized, communication channels must be used in an ideal time sequence, progressing from mass media to interpersonal channels* ».

Les mécanismes de persuasion de l'individu sont ainsi appréhendés selon une succession d'étapes, liées à la source et au contenu de l'information reçu. Cette séquence repose tout d'abord sur les médias, qui fournissent les premières informations sur l'existence de l'innovation aux individus, puis sur le groupe social dans lequel l'individu est inséré, et enfin sur les contacts interpersonnels, comme cela a pu être constaté avec la diffusion du maïs hybride dans le Béarn [Mendras 1967].

D'autres travaux ont également mis en évidence le rôle de la multiplicité des sources d'information dans la fonction d'adoption des individus, qui n'est cependant plus formalisée comme un processus séquentiel et discret, mais comme un processus additif [Festinger 1957 ; Mason 1963 ; Abbott et Yarbrough 1989]. Selon ces auteurs, chaque individu a besoin d'un certain volume d'informations pour se faire une opinion sur une innovation. Si l'innovation est relativement simple, au sens de L. Brown (1995), alors la quantité et la qualité d'informations nécessaires à l'individu pour arrêter son choix sont peu importantes : l'innovation est donc susceptible d'être adoptée rapidement par le plus grand nombre. Si au contraire l'innovation est complexe, le volume d'informations et la diversité des sources sont élevés et constituent un moteur de différenciation dans le temps d'adoption. Les *adoptants précoces* sont ainsi des individus qui ont la possibilité de rechercher rapidement et à partir de différentes sources des informations sur une innovation, et donc de faire rapidement leur choix. A l'opposé, les *derniers adoptants* sont des individus mal informés, qui n'obtiennent la quantité et la qualité d'information nécessaires pour faire leur choix que très tardivement.

Ces éléments sont intégrables dans des modèles de diffusion. Les effets de barrières, notamment physiques, ont été introduits dans les modèles d'Hägerstrand (1953, 1965) et ont donné lieu à des études systématiques [Yuill 1964]. Les barrières sociales, liées en particuliers à l'existence de réseaux sociaux, ont également été étudiées dans un contexte non spatial [Abrahamson et Rosenkopf 1997]. Enfin il est possible d'imaginer des modèles dans lesquels l'innovation est elle-même un objet qui peut être transformée par les pratiques des agents, soit par une variation du prix en fonction du volume d'adoptants, soit par une évolution de ses domaines d'applications en fonction des caractéristiques des adoptants. Il reste alors à identifier, en fonction des caractéristiques propres aux subventions aux pâturages, les éléments à prendre en compte pour intégrer cette incertitude dans l'évolution de la propagation

XIII.3.3 UN MODELE PROBABILISTE DE DIFFUSION DES INNOVATIONS

Comment intégrer les caractéristiques essentielles de l'innovation ainsi que leurs évolutions pour rendre compte de sa propagation dans le temps et dans l'espace ? Avant de réfléchir à ces différentes modalités d'intégration, il faut rappeler que les subventions aux pâturages sont libres d'entrée pour les *adoptants potentiels* et qu'elles n'ont pas évolué, ni dans le montant, ni dans les conditions d'accessibilité, sur la période étudiée qui couvre près de quinze années. Cette constance des caractéristiques des subventions permet alors d'envisager la construction d'un indice synthétique qui résume l'ensemble des composantes de l'innovation. Comme tout indice, celui-ci évolue sur une échelle qui indique pour les *adoptants potentiels* le degré d'attractivité de l'innovation à un moment donné. Cet indice, que l'on notera α et qui varie sur l'intervalle continu $[0 ; 1]$ représente le potentiel d'attraction des subventions sur les *agents fermiers*. Cet indice est proche des attributs de l'innovation d'E. Rogers (1995) : si l'innovation possède un avantage relatif notable, si elle est compatible avec les pratiques existantes, si elle est simple d'utilisation et que l'on peut l'expérimenter et l'observer, alors la valeur de l'indice est faible, c'est-à-dire que l'innovation ne représente pas une forte contrainte pour les adoptants potentiels. Au contraire, l'indice α est élevé si l'innovation nécessite un investissement lourd (temps, argent) pour les agents. La valeur de α , dont dépend le taux final de propagation de l'innovation, doit donc être calibré de manière expérimentale pour obtenir des taux proches de ceux observés dans la réalité.

Si les caractéristiques de l'innovation ne sont pas modifiées sur la période d'étude, et donc l'indice α reste constant sur la période, alors seul l'intérêt que porte l'*agent fermier* aux subventions permet d'expliquer à la fois la temporalité de la diffusion et le taux final d'adoption, soit près de 48% de la population totale observé en 1944. L'adoption de la subvention par un agent peut être ainsi conçue comme un événement soumis à une certaine probabilité. Compte tenu des caractéristiques de l'innovation, l'hypothèse est que cette probabilité d'adoption propre à chaque agent n'est ici dépendante ni du temps écoulé depuis le lancement de la campagne de développement des pâturages, ni du nombre total de fermiers qui ont accepté les subventions. La fonction d'adoption de l'agent fermier est seulement influencée par les caractéristiques propres de cet agent fermier, lequel décide d'adopter l'innovation s'il prévoit des retombées positives du pâturage par rapport à son actuel mode d'exploitation agricole. Compte tenu de la relative simplicité des critères d'attribution de la subvention et de son mode d'application, la probabilité d'adopter l'innovation diminue à mesure que le fermier reçoit des informations sur l'innovation : les informations reçues expriment une certaine redondance et les caractéristiques de l'exploitation agricole ont très faiblement évolué sur une courte période. La fonction d'adoption de l'*agent fermier* est donc appréhendée selon un processus additif, qui conduit progressivement à un rejet de l'innovation.

XIII.3.3.1 FORMALISME INFORMATIQUE DU MODELE

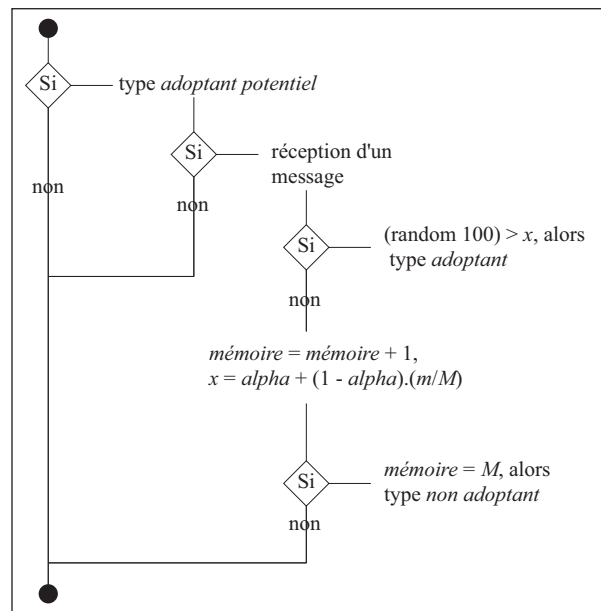
L'hypothèse de ce modèle est que le fermier est soit rapidement convaincu de l'utilité du pâturage pour sa propre exploitation, soit il l'est de moins en moins, car il a mis en œuvre des pratiques agricoles qui le satisfont économiquement, au moins sur courte période. L'innovation étant relativement simple, il est probable que le supplément d'informations mis à la disposition du fermier n'ait pas autant d'effet que les informations initiales, celles qui annoncent l'existence des subventions et ses modalités d'application. Ainsi la probabilité d'être convaincue par les bénéfices des subventions diminue au fur et à mesure que le fermier reçoit des messages, qui sont considérés ici comme une information redondante. Pour prendre en compte à la fois les caractéristiques de l'innovation et une fonction de décision de l'agent qui évolue selon une probabilité croissante de rejet (x), l'équation qui suit est intégrée au modèle :

$$x = \alpha + (1 - \alpha) \times \left(\frac{m}{M} \right)$$

avec α un indice à estimer qui représente les caractéristiques de l'innovation, m la mémoire de l'agent, qui correspond à la quantité d'informations reçues et M le niveau de saturation du fermier, niveau à partir duquel aucune information supplémentaire ne peut modifier son choix. Dans l'équation, la valeur de x dépend donc des caractéristiques de l'innovation (α), invariantes dans le temps, et des informations reçues par l'*agent fermier*. Ainsi si α est égal à 0.1, ce qui correspond schématiquement à une innovation qui possède de nombreux avantages pour les agents, la probabilité qu'un agent fermier l'adopte au premier message est égale à 90% ($x \times 100$). Si l'*agent fermier* n'adopte pas l'innovation au premier message, cette probabilité va diminuer ($1 - x$). Par exemple, les probabilités associées à la fonction d'adoption d'un fermier dont le niveau maximum de messages est de 5 pour une valeur α égale à 0,1 évolue, par ajout successif de messages, de la manière suivante :

$$0.9 \rightarrow 0.72 \rightarrow 0.54 \rightarrow 0.36 \rightarrow 0.18 \rightarrow \text{rejet}$$

Dans ce modèle, l'information circule localement, c'est-à-dire qu'un agent fermier innovant sélectionne au hasard l'un de ses voisins (voisinage de Moore) et lui fournit une information sur l'innovation. Aucune hypothèse n'a été faite sur la nature du message envoyé : un message correspond à une catégorie d'informations et tous les messages ont la même valeur, ils s'additionnent selon une progression arithmétique. De même, aucune hypothèse n'est faite sur la nature de l'émetteur du message, seule compte pour l'agent la réception d'un message. La *figure 68* résume la règle de transition de l'*adoptant potentiel*.

figure 68 Règle de comportement de l'*adoptant potentiel*

Dans ce modèle, l'hétérogénéité des *agents fermiers* est fonction des niveaux respectifs d'information susceptibles d'influencer leur choix d'adoption, niveaux liés à leurs capacités de réaction aux bénéfices éventuels de l'innovation. Ainsi, lors du premier message, si tous les agents ont la même probabilité α d'adopter l'innovation, celle-ci sera d'autant moins élevée que l'agent n'est pas rapidement convaincu de l'utilité ou des bénéfices de l'innovation. De même un agent est considéré comme *innovant* lorsque son niveau de saturation est proche de 1. Ce principe contre-intuitif est la simple manifestation du fait que les premiers adoptants sont souvent des adoptants *innovants*, dont le choix est établi dans les premiers temps de la diffusion et qu'il évolue très peu par la suite.

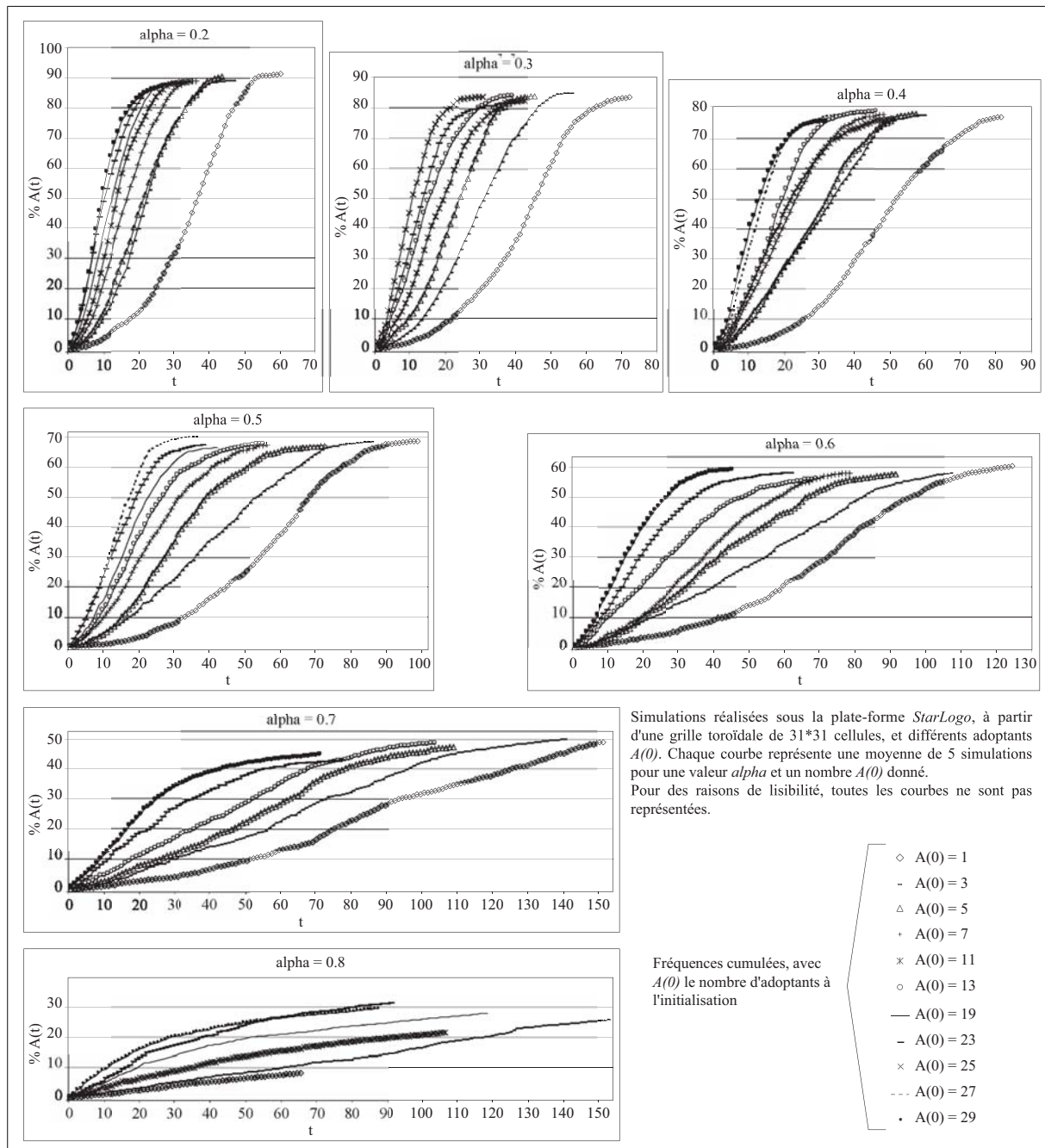
XIII.3.3.2 SIMULATIONS ET INTERPRÉTATIONS DES RÉSULTATS

La valeur de l'indice *alpha* est considérée ici comme le résultat des campagnes d'information des médias et des organismes responsables de la propagation de l'innovation. Elle est donc commune à tous les agents, avant que d'autres informations ne leur parviennent. L'objectif de ces simulations est d'explorer la sensibilité des résultats aux variations de l'indice α , qui correspond à une probabilité d'adoption de l'innovation par les agents. L'exercice repose donc sur le calibrage initial de cette probabilité pour l'intégrer ensuite dans un modèle plus complexe. Les tests ont porté sur différentes valeurs de α , qui a varié de 0,1 point à chaque série de simulations et sur le nombre d'adoptants initial, qui ont été distribués de manière aléatoire dans l'espace pour mesurer leur incidence sur l'évolution de la diffusion. La *figure 69* résume les principaux résultats des simulations réalisées.

Avec ce modèle et l'utilisation d'une fonction de transition soumise à des probabilités, les *adoptants potentiels* ont la possibilité de rejeter l'innovation, ce qui provoque des taux de propagation différents selon le degré d'attractivité de l'innovation pour la population considérée. Lorsque le paramètre α est faible, entre 0.2 et 0.4, et donc l'innovation attractive, le taux final d'adoption atteint plus de 80% des adoptants potentiels initiaux, et ce quel que soit le nombre d'adoptants à l'initialisation. Entre 0.5 et 0.7, le paramètre α permet d'obtenir des taux d'adoption qui varient entre 70 et 50% de la population des adoptants potentiels. Enfin au-delà d'une valeur α égale à 0.7 et jusqu'à 1, les taux d'adoption oscillent, selon le nombre d'adoptants initial, entre 5 et 30% de la population.

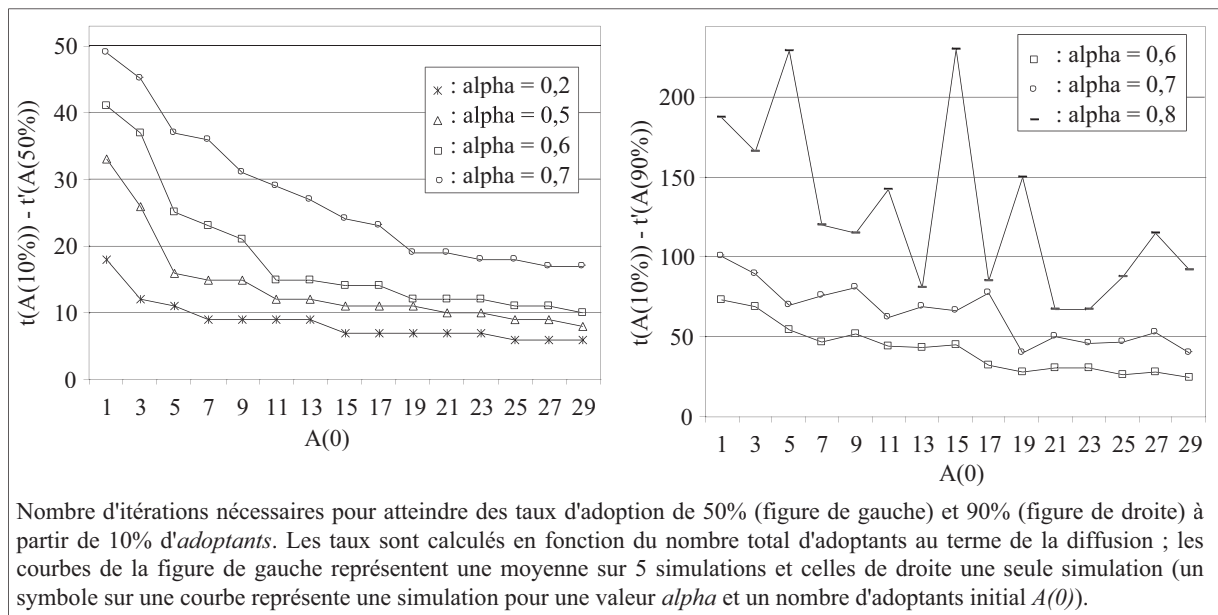
L'analyse des courbes de la *figure 69* permet de mesurer l'influence du nombre d'adoptants initial sur la temporalité de la diffusion. Lorsque le paramètre α est inférieur à 0.8, le taux final d'adoption est faiblement influencé par le nombre d'adoptants à l'initialisation, celui-ci n'affectant que la rapidité de la propagation, c'est-à-dire le temps nécessaire pour atteindre ce taux. Au contraire lorsque l'innovation présente des contraintes trop fortes pour les *adoptants potentiels*, alors le nombre d'adoptants *précoces* peut jouer un rôle déterminant dans l'évolution de la diffusion et dans le taux de propagation final. Ainsi, lorsque le paramètre α est égal à 0.8, le taux final d'adoption varie entre 8 et 32% pour 1 et 30 adoptants *précoces*. Ce résultat s'explique par la faible probabilité associée à chaque individu d'adopter l'innovation, et donc d'envoyer par la suite des messages selon une contiguïté spatiale stricte. Comme l'innovation se transmet par contact direct entre *adoptants* et *adoptants potentiels*, le risque qu'un adoptant soit entouré de *non adoptants* et qu'il ne puisse plus propager l'innovation est élevée. On augmente alors la probabilité d'obtenir un taux final d'adoption élevé en augmentant le nombre et la dispersion des *adoptants* à l'initialisation.

figure 69 Dynamiques de diffusion selon différentes valeurs du paramètre α et différents $A(0)$ à l'initialisation



Si le nombre d'adoptants *précoces* ne joue pas de rôle significatif dans le taux final de propagation lorsque les valeurs de α sont inférieures à 0.8, il joue cependant un rôle essentiel sur le temps de la diffusion. Ce phénomène s'observe nettement sur la *figure 70*, qui représente le nombre d'itérations nécessaire pour passer de 10% d'adoptants à 50 puis 90% d'adoptants¹.

¹ En pourcentage du nombre d'adoptants au terme des simulations.

figure 70 Temporalité de la diffusion entre la phase de décollage et le stade de saturation

Pour un espace de même dimension et avec un nombre croissant d'adoptants à l'initialisation, il existe une valeur seuil au-delà de laquelle le nombre d'adoptants supplémentaire n'a plus d'incidence sur le temps nécessaire pour passer de 10 à 50% d'adoptants. Ainsi, avec un paramètre α égale à 0.5, 0.6 et 0.7 et à partir de 15 adoptants initiaux, le nombre d'itérations nécessaire pour passer de 10 à 50% d'adoptants n'évolue pas, et ce quel que soit le nombre d'adoptants supplémentaires à l'initialisation. Au contraire, la forte incertitude qu'introduit une valeur élevée du paramètre α ne permet pas de déceler ce type de seuil, la courbe ne se stabilise pas et évolue de manière chaotique.

Ces résultats démontrent l'importance des choix initiaux d'organisations susceptibles de contrôler la propagation des innovations. Lorsque les innovations présentent des avantages réels par rapports aux attentes des individus, les efforts déployés pendant les premières phases de la diffusion peuvent être limités à des campagnes d'information dans les médias par exemple. En revanche, lorsque l'innovation présente une certaine complexité, ces efforts devront porter sur de nombreuses campagnes d'information ponctuelles et localisées : ce phénomène a pu s'observer pour les subventions aux pâturages, pour lesquelles la *Rural Economy Association* a organisé près d'une vingtaine de conférences et mandaté de nombreux émissaires entre 1927 et 1931 dans toute la zone, et ceci pour convaincre rapidement le plus de fermiers possibles¹.

¹ *ibid.* p. 49-52.

CONCLUSION DU CHAPITRE 6

La simulation multi-agents permet de tester des hypothèses sur la diffusion des innovations à partir d'une approche individu-centrée et d'explorer le comportement de modèles difficile à envisager autrement. Les résultats obtenus fournissent des éléments fondamentaux d'explication de la diffusion des subventions aux pâturages.

Le modèle basé sur l'existence de *réseaux relationnels* locaux et globaux permet de mesurer le rôle de la *portée spatiale* des champs relationnels des agents sur la temporalité de la diffusion. La coexistence de ces différents niveaux de référence spatiale assure, avec un processus de propagation de l'innovation par *mimétisme*, une dissémination de l'information dans l'espace géographique : les réseaux qui ont une étendue spatiale importante favorisent la dispersion de l'innovation à un niveau global, alors que les réseaux de proximité et le mimétisme favorisent sa diffusion au niveau local. Le rôle de l'*hétérogénéité* et de la *répartition spatiale* des agents a également été explorée. Les résultats montrent que la concentration spatiale des agents de même profil a un effet positif lorsque ceux-ci sont innovants, et joue un rôle négatif sur la temporalité de la diffusion lorsque les agents ont un besoin important d'information pour adopter l'innovation. Enfin l'introduction des *caractéristiques de l'innovation*, à travers une fonction probabiliste d'adoption, permet d'introduire de l'incertitude dans la dynamique de la diffusion. Il est alors possible de simuler des phénomènes de diffusion tout en intégrant la possibilité de rejet de l'innovation par les agents, et donc d'une diffusion limitée à la fois dans son étendue spatiale et dans son taux de pénétration de la population totale.

CHAPITRE 7. LES SUBVENTIONS AUX PÂTURAGES DANS LES DISTRICTS DE KINDA ET YDRE : UNE DIFFUSION REVISITÉE PAR LES SYSTEMES MULTI-AGENTS

Les méthodologies développées sous le paradigme des sciences de la complexité, et plus particulièrement les systèmes multi-agents, offrent de nombreux avantages pour la modélisation et la simulation de dynamiques spatio-temporelles. Elles permettent en effet de focaliser l'attention du chercheur sur le jeu des interactions, sociales et spatiales, à l'origine de l'évolution de la plupart des phénomènes « réels ». Appliquées à une problématique de diffusion des innovations, elles permettent de tester l'importance respective de ces interactions au niveau des individus, entre les individus et l'espace, et entre les individus et l'innovation.

Les modèles de diffusion élaborés jusqu'à présent sont des modèles abstraits qui permettent d'explorer séparément des catégories de processus à l'origine de la diffusion d'une innovation. Mais ces processus n'agissent pas indépendamment, de manière autonome dans le réel : ils coexistent et produisent la complexité du réel. L'étape suivante consiste alors à faire coexister ces différents éléments, à en modéliser les interactions possibles et à observer le comportement du modèle lorsqu'il est soumis à simulation. Cette étape est réalisée à partir d'une étude de cas concret, celui de la diffusion des subventions aux pâturages dans une zone au sud de la Suède. Ce terrain permet d'explorer les apports d'une approche multi-agents pour la compréhension des phénomènes de diffusion et ses implications méthodologiques. Comme l'avait précisé T. Hägerstrand dans le contexte de ses travaux, « [...] *the material used to throw some light on the process relates to a single area should be regarded as a regrettable necessity rather than a methodological subtlety* » T. Hägerstrand, 1967¹.

Le chapitre qui suit rappelle brièvement les principaux éléments de la diffusion des subventions ainsi que les résultats des travaux d'Hägerstrand. Les différents éléments des modèles développés dans le *Chapitre 6* sont ensuite combinés et appliqués aux subventions aux pâturages.

XIV DIFFUSION DES SUBVENTIONS ET SIMULATION PAR T. HÄGERSTRAND

L'objectif de cette section est de rappeler brièvement les étapes de la diffusion des subventions aux pâturages et de résumer les principaux résultats des simulations réalisées par T. Hägerstrand, ceci afin de pouvoir les comparer aux résultats des modèles qui suivent. On se reportera avec profit au *IV.3* consacré à la diffusion des subventions et au *IV.6* consacré aux travaux de T. Hägerstrand pour une analyse systématique de ses différents aspects.

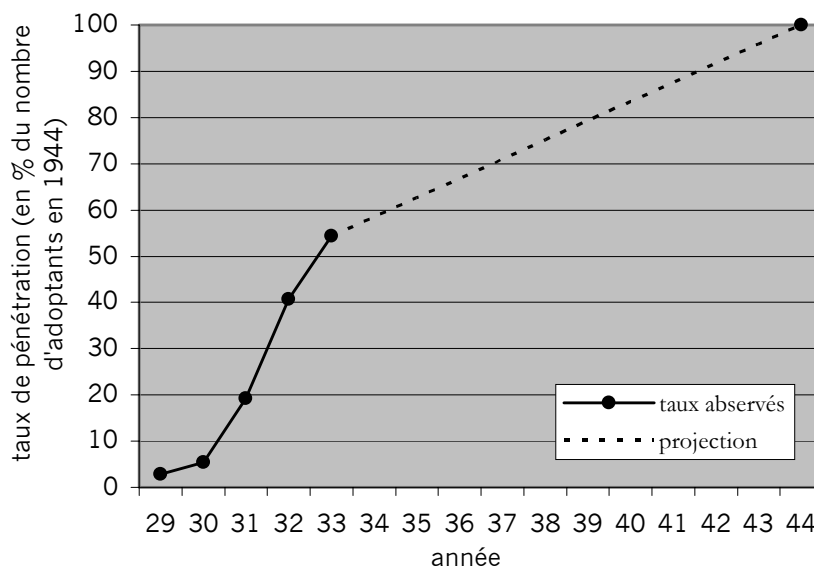
¹ HAGERSTRAND T. (1967), *Innovation Diffusion as a Spatial Process*, Chicago, University of Chicago Press (1^{er} eds. 1953, traduit par Pred A.), p. 1.

XIV.1 LA DIFFUSION DES SUBVENTIONS ENTRE 1928 ET 1944

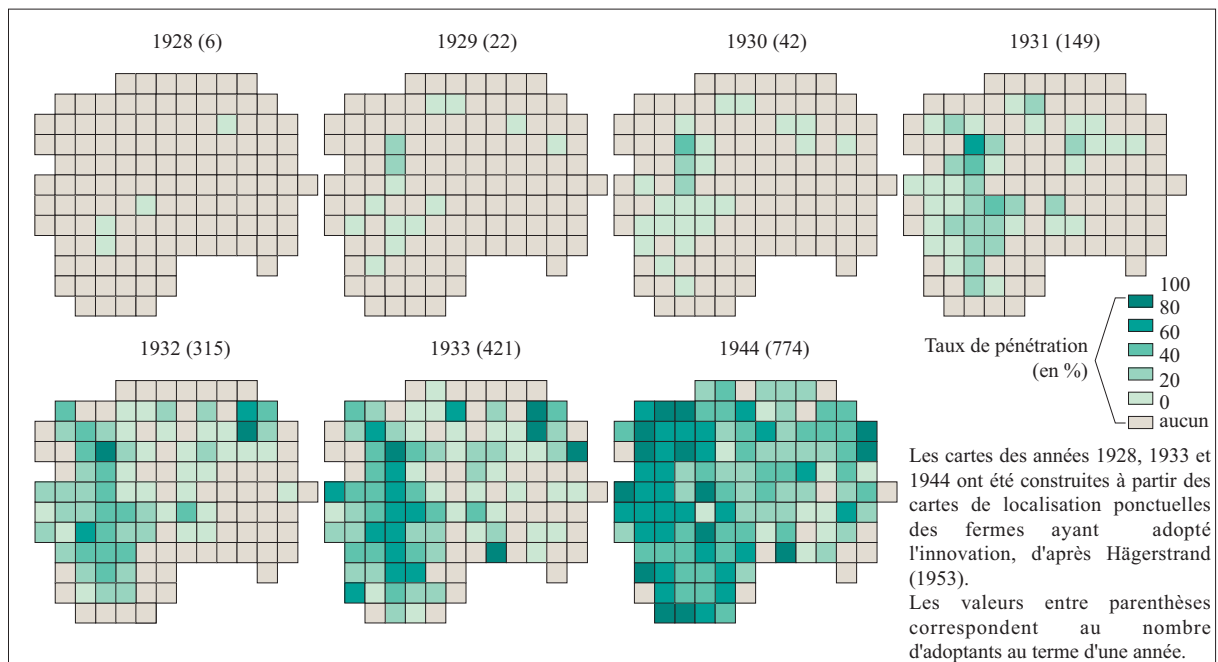
Sur une période de quinze ans, les pratiques agricoles dans les districts de Kinda et Ydre ont largement été modifiées par le fait d'une politique agricole particulière, la pratique du pâturage. Favorisées par le gouvernement suédois, ces pratiques ont été stimulées par le versement d'une subvention aux fermiers qui disposaient de moins de 10 hectares de surface utile. Les nombreux avantages de cette subvention ont alors convaincu, sur une période de 15 années, près de la moitié des agriculteurs concernés, soit 48% des fermes éligibles aux subventions, de faire du pâturage.

Initiée dès la fin des années 1930, la mise en pâturage des terres agricoles a connu, grâce aux subventions, une période d'extension typique de nombreux phénomènes de diffusion, formalisée par une courbe logistique (*figure 71*).

figure 71 Courbe de la diffusion des subventions aux pâturages entre 1928 et 1944



La phase de démarrage qui caractérise la plupart des innovations est ici relativement courte, puisqu'à partir de la création des subventions en 1928, seule une année est nécessaire pour que les subventions connaissent une période de croissance rapide. La courbe passe cependant relativement vite par son point d'inflexion dès 1932, date à partir de laquelle le rythme de croissance de l'allocation des subventions diminue. Cette phase de maturité se termine par un maximum en 1944, avec près de 50% des fermiers qui ont adopté cette pratique agricole. D'un point de vue spatial, la diffusion des subventions se manifeste par une couverture progressive de la zone d'étude, à partir de quelques foyers initiaux en 1928 jusqu'à une couverture quasi-totale, mais différenciée du point de vue des taux d'adoption, des districts de Kinda et Ydre (*figure 72*).

figure 72 La diffusion entre 1928 et 1944

La diffusion se produit à l'image d'un front pionnier. De nouveaux adoptants apparaissent à proximité immédiate des premiers adoptants de 1928, mécanisme qui se poursuit et qui permet de décrire la propagation jusqu'aux zones les plus éloignées des premières sources de diffusion en 1944. À partir de ce constat, T. Hägerstrand propose un modèle de simulation de la diffusion des subventions entre 1929 et 1932.

XIV.2 LA DIFFUSION, UN PROCESSUS SPATIAL

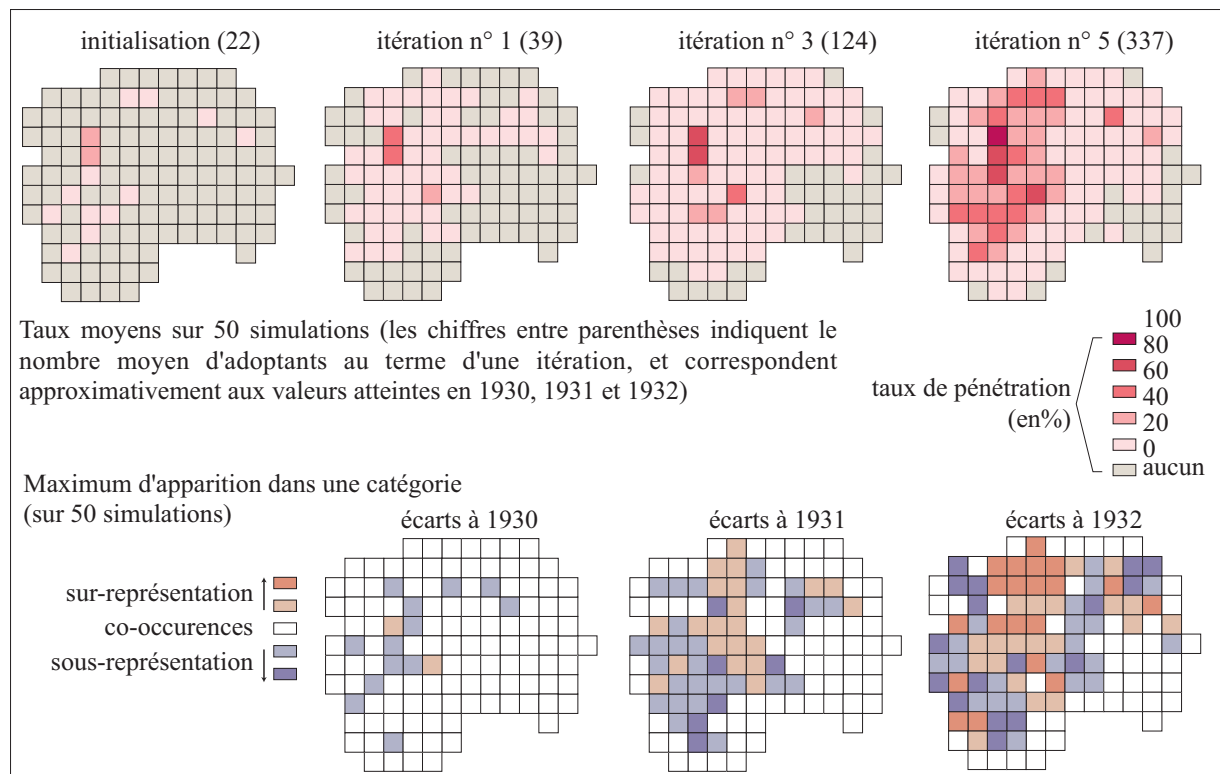
La principale hypothèse d'Hägerstrand repose sur l'existence d'un effet de voisinage dans la propagation de l'innovation : la probabilité d'adopter l'innovation est toujours plus importante pour les individus qui sont proches des adoptants que pour ceux qui en sont éloignés. Cet effet de voisinage s'exprime selon Hägerstrand par le fait que la diffusion d'une innovation s'accompagne nécessairement d'une transmission d'information entre les individus. Or il est nécessaire, pour qu'une information circule, de mettre en contact un émetteur, celui qui dispose de l'information, et d'un récepteur, celui qui recherche éventuellement cette information. Ainsi, s'il est possible de connaître les canaux par lesquels circule cette information, alors il est possible de retracer l'évolution de la diffusion dans l'espace.

XIV.2.1 SIMULATIONS DU MODELE DE MONTE-CARLO

A partir d'une étude détaillée des flux téléphoniques et des migrations dans les districts de Kinda et Ydre, T. Hägerstrand montre une prégnance de la proximité spatiale dans une grande majorité des relations inter-individus : le nombre de contacts interpersonnels diminue rapidement avec la distance. Ce constat l'amène à construire une matrice des champs de contacts entre individus, qui représente les opportunités de communication des individus entre eux. A partir de ce champ de contact et de la distribution spatiale des fermiers, il construit alors une grille d'interaction locale, le *champ moyen d'information*. Pour simuler la diffusion des subventions aux pâturages, Hägerstrand introduit enfin des contraintes qui freinent la communication entre les individus, par exemple des lacs, et qui ont des effets sur la transmission des messages.

A partir d'une configuration initiale où seuls les individus innovants en 1929 sont représentés, le modèle consiste alors à simuler le transfert de messages entre agents adoptants et les autres agents : si un agent reçoit un message et qu'il n'a pas encore adopté la subvention, alors il l'adopte. En respectant les contraintes des barrières physiques et d'une probabilité de contact qui diminue avec la distance, les simulations produisent des résultats que l'on peut observer sur la *figure 73*.

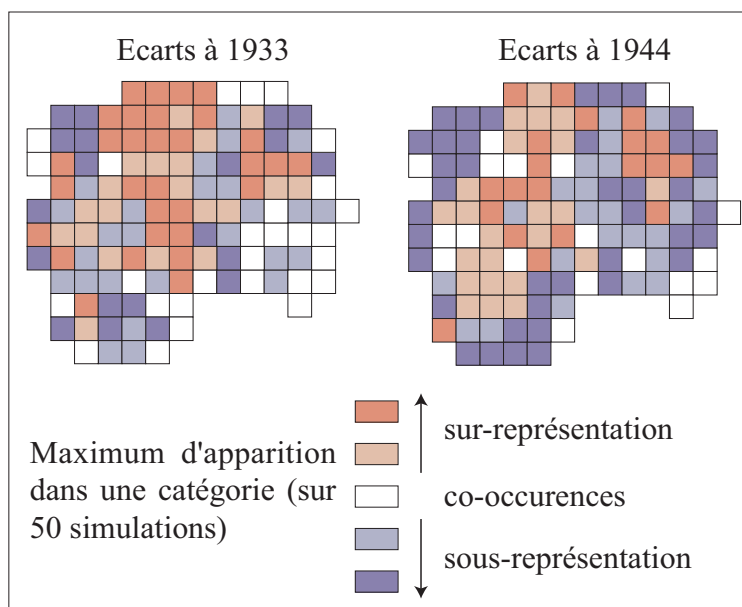
figure 73 Simulations de la diffusion par T. Hägerstrand



Le modèle permet ainsi de simuler une diffusion selon un mécanisme de contagion de proche en proche, il tend cependant à produire des écarts au réel qui présentent une autocorrélation spatiale (IV.7.2).

Si Hägerstrand propose des simulations pour atteindre approximativement les taux de 1932, il était également intéressant de les poursuivre jusqu'à atteindre les taux observés en 1933 et 1944. L'objectif principal était ici d'observer dans quelle mesure un raisonnement strictement spatial pouvait reproduire la diffusion des pâturages. La poursuite des simulations dans la logique du modèle proposé montre une augmentation des écarts au réel (*figure 74*). Ces écarts se présentent selon une structure spatiale autocorrélee, structure qui ne cesse de s'amplifier dès le début des simulations.

figure 74 Ecarts au réel pour les années 1933 et 1944



Cette dynamique d'évolution de la diffusion s'explique par le mécanisme d'amplification du processus simulé, qui fonctionne selon une boucle de rétroaction positive : plus le nombre d'adoptants dans une zone est élevé, plus le nombre de messages envoyés et de nouveaux adoptants est important. La prise en compte et la modélisation de règles strictement spatiales pour rendre compte de la diffusion des subventions expliquent ainsi 30% des taux observés en 1944. Ce mécanisme explique par ailleurs que la diffusion ne s'arrête, si les simulations ne sont pas interrompues par l'utilisateur, que lorsque le seuil de saturation est atteint, c'est-à-dire ici la totalité des *adoptants-potentiels* de la zone, soit 100% de la population concernée. Dans ce cas naturellement, toutes les zones qui n'ont pas atteint dans le réel des taux de propagation équivalents à 100% sont sur-représentées par le modèle.

XV UN MODELE PROBABILISTE DE DIFFUSION DES SUBVENTIONS AUX PATURAGES A PARTIR D'INTERACTIONS LOCALE

La circulation de l'information joue un rôle essentiel dans la diffusion des innovations. Or dans les systèmes sociaux, la plupart des canaux par lesquels l'information circule présente une structure spatiale relativement stable et persistante dans le temps. Il suffit alors selon Hägerstrand (1953) de connaître les relations entre les lieux pour pouvoir décrire les phénomènes de diffusion, qui sont ainsi considérés comme le résultat de processus spatiaux.

Mais le recours à des règles strictement spatiales pour simuler la diffusion des subventions par exemple ne rend compte que 30% des taux observés en 1944. De nombreux auteurs ont soulevé ce relatif échec de la modélisation et ont proposé des solutions pour améliorer ses résultats, solutions qui passent toutes par un affinement des seules règles spatiales et n'aboutissent qu'à de légères améliorations des résultats (*IV.7.1*).

L'hypothèse de ce travail est que la dynamique des phénomènes de diffusion est le résultat de la diversité : diversité dans les processus spatiaux, diversité dans les processus sociaux et diversité dans les caractéristiques des innovations. Cela signifie que la diffusion est certes un processus spatial, mais pas seulement.

Les systèmes multi-agents offrent la possibilité de modéliser et de simuler le comportement de phénomènes complexes, comme la diffusion des innovations. Celle-ci fait intervenir de nombreuses entités hétérogènes en interactions, contraintes par leur environnement, et combine des dynamiques qui peuvent être multiples. Le rôle et le statut des entités, de leurs interactions, ainsi que les diverses dynamiques modélisables pour rendre compte de la diffusion des subventions aux pâturages doivent être discutées.

XV.1 HYPOTHESES SUR LES PRINCIPAUX MECANISMES ET PARAMETRES RESPONSABLES DE LA DIFFUSION DES PATURAGES

Les canaux de circulation de l'information et la distribution spatiale des individus susceptibles d'adopter les innovations sont des éléments importants dans tout phénomène de diffusion. Il existe donc des déterminants spatiaux dans la diffusion, et leur méconnaissance prive la bonne compréhension des mécanismes responsables d'une propagation dans l'espace. On doit à la géographie, et à l'analyse spatiale en particulier, de nombreuses théories et modélisations du rôle des processus spatiaux dans les phénomènes de diffusion. Ceux-ci doivent donc être mobilisés chaque fois qu'il s'agit d'étudier une diffusion. Mais au-delà des seuls déterminants spatiaux, d'autres mécanismes essentiels jouent un rôle dans la dynamique de la diffusion. Ce

peut-être des déterminants économiques, sociaux, techniques etc. selon la nature de l'innovation concernée. L'étude des subventions aux pâturages a amené à privilégier des déterminants sociaux et les caractéristiques de l'innovation comme éléments déterminants autres que spatiaux du développement et de la forme spatiale des taux de propagation. Les sections qui suivent sont consacrées à ces deux derniers éléments.

XV.1.1 MEDIAS, GROUPES ET INDIVIDUS

La circulation de l'information est un vecteur important de diffusion des subventions aux pâturages. Cette information a circulé à travers les médias, les réseaux relationnels des fermiers et entre voisins qui fréquentent par exemple les mêmes marchés. Mais toutes les informations n'ont pas le même poids dans la décision d'adopter. Quel est donc le rôle de chaque élément dans la diffusion ? Le type d'innovation favorise sans doute certaines sources d'information : il faut donc se situer dans le cadre d'une innovation agricole des années 30.

La fonction discrète d'adoption (XIII.3.2) telle qu'elle a été définie par les chercheurs en sociologie rurale a été testée et validée par plus de 110 études empiriques [Rogers et Shoemaker 1971 ; Rogers 1975]. Parmi les travaux les plus cités, G. Beal *et al.* (1957) montrent que les médias sont la principale source d'information sur l'existence de nouveaux produits, alors que les amis ou les voisins sont plus fréquemment cités comme éléments de persuasion et d'acceptation dans le processus d'adoption. Ils notent également que les médias et les experts – *l'agent de change* de E. Rogers, les *leaders d'opinions*, la *Rural Economy Association* etc. – jouent un rôle plus important pour les individus *innovants*, qui sont des adoptants précoces, que pour les adoptants tardifs. Ces résultats sont confirmés par d'autres recherches issues de la sociologie rurale – *Subcommittee for the Study of Diffusion in Farm Practices* (SSDFP) –¹. Les médias ont un impact non négligeable dans les premières phases de la diffusion, car ils informent de manière globale l'ensemble de la population concernée par l'innovation. Mais rapidement, pour une grande majorité des *adoptants potentiels*, les médias deviennent une source d'information de moins en moins importante, après que les fermiers aient pris connaissance de l'existence de l'innovation : « [...] *as people are evaluating an idea for their own use, they usually consult with friends and neighbors whose opinions they respect. The reasons for the apparent lack of importance of mass media and salesmen at this and later stages of the adoption process are : (a) the information they provided through these channels is too general ; (b) the potential adopters mistrust some mass media information because they feel that the information is tempered by the business interests of those who are in control of them* » (SSDFP 1955, 5).

¹ Ce centre d'étude, qui regroupe des chercheurs comme Ryan, Gross ou Rogers a joué avec des chercheurs de l'université de Columbia (Lazarsfeld, Katz, Coleman,...) un rôle essentiel dans le développement des points de vue théoriques et méthodologiques des études de diffusion.

Ces travaux permettent très certainement d'expliquer pourquoi, malgré une campagne d'information à travers les journaux et la radio, mais également à travers les nombreuses conférences de la *Rural Economy Association*, les subventions aux pâturages se soient diffusées selon une logique spatiale prégnante et sur une durée relativement longue, soit près de quinze années. B. Ryan et N. Gross (1943) confirment ce point dans leur étude, où ils montrent qu'une grande majorité de fermiers connaissaient l'existence du maïs hybride dès les années 1929-1931, mais sans qu'ils l'adoptent avant les années 1936-1939. Ce constat est confirmé par le peu de résultats des actions de la *Rural Economy Association*, pour lesquels Hägerstrand note : « [...] *an obvious relationship between the location of course offering and the distribution of grazing-improvement subsidies fails to appear* »¹. Ces travaux minimisent ainsi le rôle des médias dans la diffusion des subventions, car celles-ci se sont propagées selon une certaine logique spatiale, de proche en proche, que le seul poids des médias dans le processus d'adoption ne peut expliquer. L'hypothèse des interactions entre fermiers pour expliquer la diffusion des subventions doit donc être privilégiée.

L'analyse du poids des contacts interpersonnels dans les phénomènes de diffusion ont également été étudiés en sociologie rurale, notamment par des équipes de l'Université Columbia. Dans le livre *The People's choice*, P. Lazarsfeld *et al.* (1948) montrent l'importance des groupes sociaux dans les processus de communication et de persuasion, et remettent en cause l'approche purement atomiste dominante chez les théoriciens de la communication². Ils montrent que les sources interpersonnelles, à travers les réseaux familiaux ou professionnels, sont les éléments essentiels qui amènent l'individu au changement. Cette étude a également stimulé de nombreux autres travaux, qui insistent sur le rôle du contexte social sur les mécanismes du changement individuel [Katz et Lazarsfeld 1955 ; Coleman *et al.* 1957 ; Katz 1961].

Ces travaux renforcent ce qu'avait déjà mentionné T. Hägerstrand en décrivant la diffusion des subventions aux pâturages : celle-ci se propage au hasard des contacts entre individus spatialement proches. Mais au-delà d'une simple proximité spatiale, la nature des liens qui unit les individus entre eux et le type d'innovation influence le comportement des individus. Comme le note N. Jain (1965), selon le type d'innovation, les sources d'information les plus influentes varient. Pour le maïs hybride et les innovations sanitaires, les fermiers sont dans une grande majorité des cas influencés par leurs amis, les membres de leur réseau relationnel et, dans une moindre mesure, par leurs voisins.

¹ *ibid.* p. 66.

² Dans cette approche, l'hypothèse est que l'individu agit selon ses seules caractéristiques, sans référence au contexte dans lequel il vit (milieu social, environnemental etc.). Ce type de raisonnement conduit souvent à ce que Pon nomme l'*erreur atomiste*, symétrie de l'*erreur écologique*. Le modèle de Schelling apparaît ici aussi comme un excellent modèle pédagogique d'expérimentation de ces deux types d'erreurs.

XV.1.2 LES CARACTERISTIQUES DE L'INNOVATION

La nature et les caractéristiques de l'innovation ont une incidence à la fois sur le succès, la temporalité et l'importance relative des mécanismes qui concourent à sa propagation. Cela ne signifie pas que chaque innovation doit être prise comme un phénomène unique auquel on ne puisse attribuer des mécanismes de propagation universels, mais cela implique d'identifier ses principales caractéristiques afin de poser des hypothèses cohérentes sur les mécanismes et sur l'étendue spatiale et temporelle de sa diffusion. E. Rogers (1995) propose une typologie des caractéristiques de l'innovation susceptibles d'influencer positivement ou négativement les individus dans leur choix - avantage relatif, compatibilité, complexité, apprentissage, observation - (III.2.1). Ces différents éléments indiquent que les modèles doivent intégrer les caractéristiques proches de celles des subventions aux pâturages, puisque d'elles dépend le type de modèle à construire.

Les subventions peuvent être allouées à tout fermier qui dispose au maximum de 10 hectares de surface agricole, indépendamment du mode de faire-valoir – propriété ou location – et des considérations économiques de l'exploitation – revenu de la ferme, niveau des moyens de production etc. –. Les pâturages peuvent être rapidement observés¹ et l'information sur l'existence des subventions peut être communiquée entre les agents. Elles disposent également d'un avantage relatif car elles fournissent aux fermiers un complément financier. Comparées aux principales caractéristiques identifiées par Everett Rogers, les subventions aux pâturages présentent un intérêt qui devrait les rendre attractives à la plupart des fermiers concernés. Elles comportent aussi inconvénients qui sont autant de freins à leur diffusion : elles ne sont pas compatibles avec les pratiques agricoles courantes des fermiers, car elles ont pour but de développer les pâturages au détriment des autres formes de mise en valeur des terres. La mise en pâturage et ses effets ne peuvent par ailleurs être testés sur une courte période compte tenu des transformations que cela implique dans la gestion du domaine agricole.

La mise en place des subventions a largement été diffusée par les médias, à travers les journaux et la radio, et des campagnes d'information ont été menées sur l'ensemble de la zone par l'organisme responsable de son développement, la *Rural Economy Association*. Ainsi, comme pour la plupart des innovations qui relèvent du domaine agricole, les médias ont joué un rôle important pour prévenir les fermiers de l'existence de l'innovation.

¹ « Once implemented, grazing improvements are observable features on the landscape. In other words, the indicator ultimately manifests itself in such manner as to fall within the realm of more traditional geographic inquiries » [Hägerstrand 1967, p. 70].

XV.2 MODELE, SIMULATIONS ET SENSIBILITE DES PARAMETRES

L'objectif de ce modèle est de simuler la diffusion des subventions à partir du moment où les premiers adoptants apparaissent, en 1928-1929, jusqu'au terme de la propagation, en 1944. Des travaux de sociologie rurale ont montré que le rôle des médias était prépondérant pour informer les fermiers du contexte général de l'innovation, mais qu'il avait très peu d'incidence sur la décision finale des individus. Ce constat, de nombreuses fois confirmé, est également applicable aux subventions : si la quasi-totalité des fermiers ont pris connaissance de l'existence des subventions relativement tôt, il faudra attendre 1944, soit 15 ans après leur lancement, pour que la moitié des fermiers pratique le pâturage.

L'hypothèse est alors qu'à partir d'une opinion générale et commune à l'ensemble des fermiers sur les subventions, l'hétérogénéité des agents et les modalités d'interactions sont déterminantes pour expliquer la diffusion. L'opinion générale est transformée par l'*agent fermier* en opinion particulière, en fonction de ses aptitudes innovantes et de sa position dans les canaux de circulation de l'information. On postule ainsi qu'un agent accepte, ou rejette définitivement les subventions, lorsqu'il a pris contact avec d'autres agents et qu'il s'est fait sa propre opinion sur les subventions.

XV.2.1 FORMALISATION DU MODELE

L'*agent fermier* est l'unité décisionnelle de base où sont formalisés les principaux mécanismes du changement, mécanismes qui sont donc responsables de la diffusion que l'on observe à un niveau agrégé. Les choix effectués par l'agent sont fonction de ses propres caractéristiques, telles que ses aptitudes innovantes et l'opinion qu'il a de l'innovation. Ils sont également fonction des interactions qu'il entretient avec les autres agents, interactions qui donnent lieu à des échanges d'informations et donc à des modifications de son opinion. Compte tenu de l'aspect fondamental de ces éléments dans le comportement du modèle, des présentations explicites en sont proposées dans les sections qui suivent.

XV.2.1.1 LES CARACTERISTIQUES ET LA FONCTION DE DECISION DE L'AGENT FERMIER

L'agent fermier se caractérise par un niveau d'adaptabilité à de nouvelles pratiques agricoles, niveau que l'on envisage selon les théories de E. Rogers (XII.2.2) et de L. Festinger (XIII.3.2). Selon ces points de vue, les *agents fermiers* se distinguent par leurs aptitudes innovantes et le volume d'information qu'ils sont disposés à recueillir pour se forger une opinion sur l'innovation et faire leur choix. Les agents fermiers sont ainsi qualifiés d'*innovants* dans la mesure où ils effectuent rapidement leurs choix par rapport à l'innovation, c'est-à-dire qu'ils n'ont pas besoin d'un nombre élevé de contacts pour arrêter leur décision, car ils sont disposés à prendre

des « risques » sur l'avenir. Cette hypothèse se justifie dans la mesure où les subventions sont relativement simples d'application, et que, pour cette catégorie d'agent, le cumul d'informations a moins d'effet que les informations initiales. A l'opposé, les agents fermiers sont des adoptants *tardifs* si le cumul d'information constitue pour eux un élément important de choix. Le cumul d'information est mesuré ici par le nombre de contacts qu'ils sont disposés à recueillir avant de se décider.

Dans cette perspective, chaque agent est doté à l'initialisation d'un niveau d'adaptabilité au changement (S). Ce niveau correspond à un seuil de saturation qui varie de 1 à 5, et est réparti de manière aléatoire entre les agents¹ dans l'espace¹. On postule ici que les messages sont homogènes, c'est-à-dire qu'ils ont le même contenu – montant des subventions, mise en œuvre etc. – : un agent fermier *innovant* effectue donc son choix dès le premier message reçu, alors qu'un agent *tardif* l'effectue, selon une certaine probabilité, à partir du premier et jusqu'au cinquième message. Il reste à déterminer comment s'effectuent ces choix soumis à une probabilité.

Compte tenu de la nature répétitive du contenu des messages, on estime que la probabilité d'être convaincu par les bénéfices des subventions diminue au fur et à mesure que le fermier en reçoit. L'agent fermier dispose donc d'une opinion générale sur les subventions, véhiculée par les médias (α), opinion qui varie en fonction des interactions entretenues avec les autres agents : le choix d'adopter l'innovation est alors appréhendé comme un événement probabiliste (*XIII.2.1*).

La prise en compte des informations véhiculées par les médias et l'hétérogénéité des individus peut être formalisé à partir de l'équation suivante :

$$x = \alpha + (1 - \alpha) \times \left(\frac{m}{S} \right)$$

qui représente la fonction de décision de l'agent et évolue selon une probabilité décroissante : cette fonction a déjà été présentée dans la section *XIII.3.3*. Rappelons cependant qu'à l'initialisation, le coefficient α est identique pour tous les agents. Il représente l'information véhiculée par les médias sur l'existence et les caractéristiques de base des subventions. Les différenciations dans les taux d'adoption portent alors sur le nombre de messages (m) reçus par les agents, sur leur niveau de saturation (S) et sur la probabilité associée à la fonction d'adoption. Si les messages sont homogènes et qu'ils concordent avec le type d'innovation concerné, il faut en conclure, en accord avec les théories issues de la sociologie rurale (*XV.1.1*), que la différenciation est liée à la nature de l'émetteur du message. Un *agent fermier* est donc davantage influencé par un message qui provient d'un membre de son réseau relationnel que par un agent spatialement proche, un voisin.

¹ On pourra se reporter à la procédure *type_agent* de l'*Annexe n°5* pour les modalités d'affectation de ce niveau de saturation.

XV.2.1.2 LE RESEAU RELATIONNEL DE L'AGENT FERMIER

Les interactions entre agents se réalisent selon deux mécanismes fondamentaux, dans lesquels l'espace et les contacts sociaux interagissent. La dissémination de l'information peut en effet se réaliser entre les membres d'un réseau – familial, professionnel etc. – et par l'observation entre voisins. Chacun de ces mécanismes représente des sources d'informations qui ont des poids différenciés sur la fonction de décision de l'agent.

L'étude des flux téléphoniques et des migrations dans les districts de Kinda et Ydre ont montré une forte corrélation spatiale : les flux diminuent de manière exponentielle avec l'éloignement (IV.3.2). Il existe donc, pour ces sociétés agricoles, une forte corrélation entre proximité spatiale et proximité sociale : sans que cela signifie toutefois une stricte détermination. En effet, deux agents fermiers peuvent être proches d'un point de vue spatial et n'entretenir aucune relation sociale entre eux, phénomène qu'il est possible d'introduire dans le modèle à travers l'existence de réseaux relationnels. Pour construire les réseaux relationnels de chaque *agent fermier*, on utilise alors *le champ moyen d'information* proposé par T. Hägerstrand (IV.3.3) : dans ce contexte, mais à la différence du modèle d'Hägerstrand, tous les agents qui font partie du réseau relationnel d'un agent sont compris dans un rayon au maximum de 2 cellules contiguës, et tous les agents compris dans ce rayon ne font pas partie de son réseau relationnel².

D'un point de vue formel, la construction du réseau relationnel d'un agent fermier se fait à l'initialisation du modèle et reste invariant tout au long de la simulation. Chaque agent tire un nombre pseudo-aléatoire qui, confronté à la grille d'interactions spatiales, indique les coordonnées de la cellule d'arrivée. Il sélectionne ensuite au hasard un agent fermier localisé dans cette cellule, qui devient alors membre de son réseau relationnel. La procédure de construction des réseaux relationnels ne permet pas la redondance. Un agent ne peut donc être représenté deux fois dans la même liste. Les relations sont réciproques : si l'agent *A* fait partie du réseau relationnel de l'agent *B*, alors l'agent *B* fait également partie du réseau relationnel de *A*. Se pose alors la question de la taille des réseaux relationnels : les agents n'ont certes pas de relations avec tous les agents qui leurs sont spatialement proches, mais ils ont certainement plus d'un agent dans leurs réseaux relationnels.

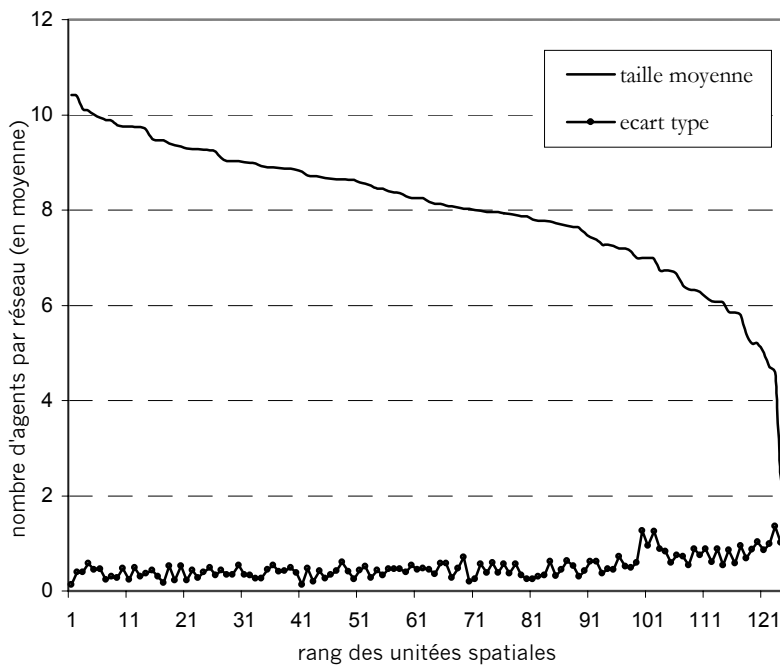
Si la procédure de composition des réseaux n'est enclenchée qu'une seule fois, la taille moyenne des réseaux sera approximativement égale à 1. Elle est approximative car dans les zones faiblement peuplées, la probabilité qu'un agent soit sélectionné plusieurs fois est plus élevée que dans les zones fortement peuplées : si la procédure est lancée une seule fois, les réseaux relationnels ont donc en moyenne une taille plus importante dans les zones peu denses que dans

¹ Il n'y a donc pas de structure spatiale décelable du point de vue des caractéristiques de l'agent.

² On pourra se reporter à la procédure *réseau_proche* de l'Annexe n°5 pour les modalités de construction des réseaux relationnels.

les autres zones. Or on peut penser que plus les zones sont peuplées, plus le nombre moyen de contacts qu'entretiennent les fermiers est grand. La procédure a donc été réitérée n fois, en calculant systématiquement la taille moyenne des réseaux relationnels ainsi créés par cellule. Cette taille moyenne est ensuite comparée à la population de la zone afin d'obtenir un coefficient de corrélation¹. Si l'on répète la procédure 5 fois par agent, les tailles moyennes de réseaux s'ordonnent de manière hiérarchique avec la distribution de la population : plus la population est dense, plus le nombre de liens entre agents est élevé (*figure 75*).

figure 75 Taille moyenne des réseaux relationnels de proximité

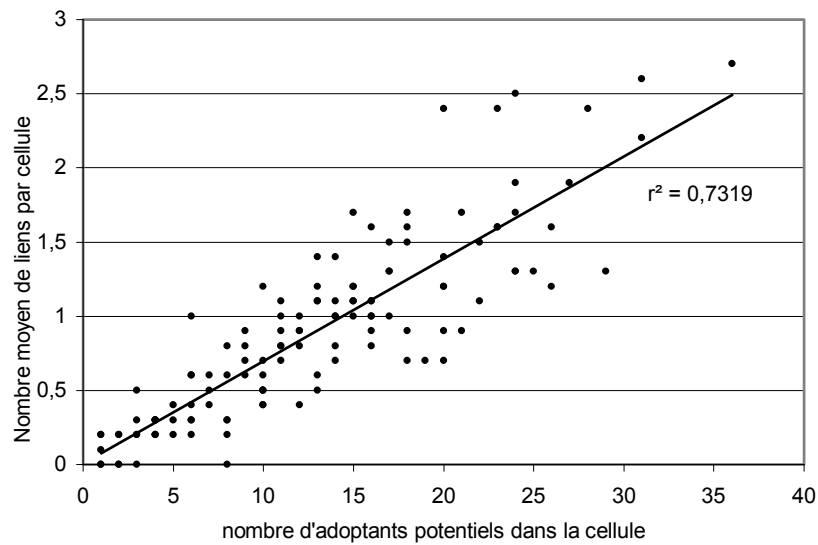


Cette procédure permet ainsi de créer une hiérarchie des relations selon la densité de population, qui s'exprime par le fait que les zones fortement peuplées, à la différence des zones moins peuplées, favorisent la multiplicité des échanges. Elle permet également de déterminer la variation de la taille moyenne des réseaux en fonction de la population des cellules, c'est-à-dire du nombre d'adoptants potentiels. Plusieurs simulations sont lancées selon la même procédure afin d'obtenir pour chaque cellule l'écart-type de la taille des réseaux : sans surprise, l'écart-type de la taille des réseaux augmente lorsque le potentiel des cellules diminue, ce qui traduit la part du hasard dans la construction des réseaux relationnels (*figure 75*). En effet lors de la constitution de son réseau, l'agent sélectionne d'abord au hasard un agent puis regarde ensuite s'il fait parti ou non de son réseau. Or la probabilité de sélectionner plusieurs fois le même agent, et donc d'avoir un réseau de petite dimension, est d'autant plus importante que la zone est peu dense, ce qui entraîne une variabilité de la taille des réseaux plus importante pour ces zones.

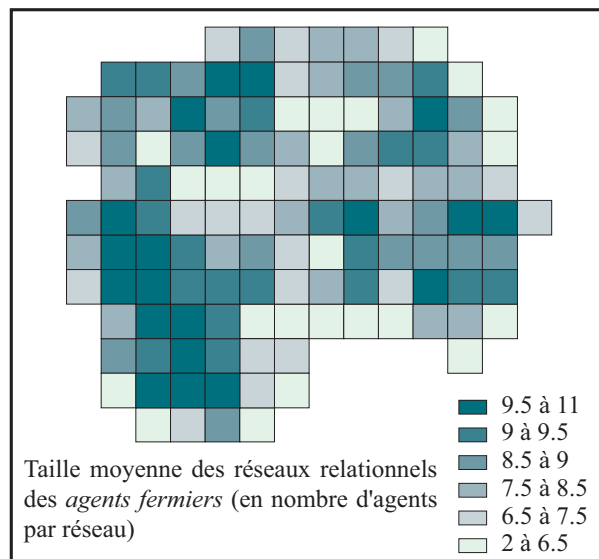
¹ Soit 1 fois ($r^2=0.1$), puis 3 ($r^2=0.36$), 5 ($r^2=0.53$), 8 ($r^2=0.53$), 10 ($r^2=0.54$) et 15 fois ($r^2=0.55$).

Cependant si les réseaux relationnels sont spatialement corrélés dans une grande majorité des cas (IV.3.2), d'autres formes de relations peuvent exister en dehors d'une proximité spatiale pour une minorité d'agents : des agents peuvent, pour diverses raisons liées à la nature de leurs contacts professionnels ou à des migrations etc., être en relation avec d'autres agents largement disséminés dans l'espace d'étude. Cette hypothèse pourrait expliquer l'apparition de nouveaux foyers d'adoption au nord de la zone en 1929 : la simple proximité spatiale ne peut l'expliquer. De même l'émergence de groupes d'adoptants dans la partie est de la zone en 1932 ne peut être expliquée seulement par un processus de diffusion par contagion : « *A completely different type of dot concentration occurs in cells [au nord-est]. It appears suddenly in 1932 in the absence of previous acceptances* » (Hägerstrand 1967, 64). L'extension de quelques réseaux relationnels portant sur une faible proportion d'agents peut être alors envisagée pour rendre compte de phénomènes de propagation par *bonds*. La difficulté ici est de déterminer la proportion d'agents concernés par ce type de relation, mais également les lieux où sont localisés ces agents. En effet l'absence d'information sur les relations entre lieux éloignés ne permet pas d'introduire, comme on pouvait le faire avec le *champ moyen d'information*, une grille d'interaction spatiale. Mais cela ne prive pas de créer cette information : on choisit à cette fin un nombre limité d'agents (5%) qui ajoute à leurs réseaux relationnels des agents sélectionnés au hasard dans la totalité de l'espace. Cette procédure, qui revient à créer une information qui n'existe pas, donne un résultat intéressant (*figure 76*) : le nombre de liens « à distance » augmente avec le nombre d'agents dans la cellule¹, phénomène qui est dû ici à un effet de taille puisque la probabilité qu'un agent soit amené à avoir des contacts lointains augmente avec la taille de la cellule.

¹ Seuls sont sélectionnés par un fermier des agents qui sont au minimum distant de 2 cellules contiguës. On pourra se reporter à la procédure *réseau_éloigné* de l'Annexe n°5 pour les modalités de sa construction.

figure 76 Nombre moyens de liens « éloignés » par cellule selon leurs effectifs

On peut alors observer sur la *figure 77* la distribution spatiale des réseaux relationnels : la taille moyenne des réseaux augmente avec la distribution spatiale des adoptants potentiels (figure 14).

figure 77 Distribution spatiale de la taille moyenne des réseaux relationnels des agents fermiers

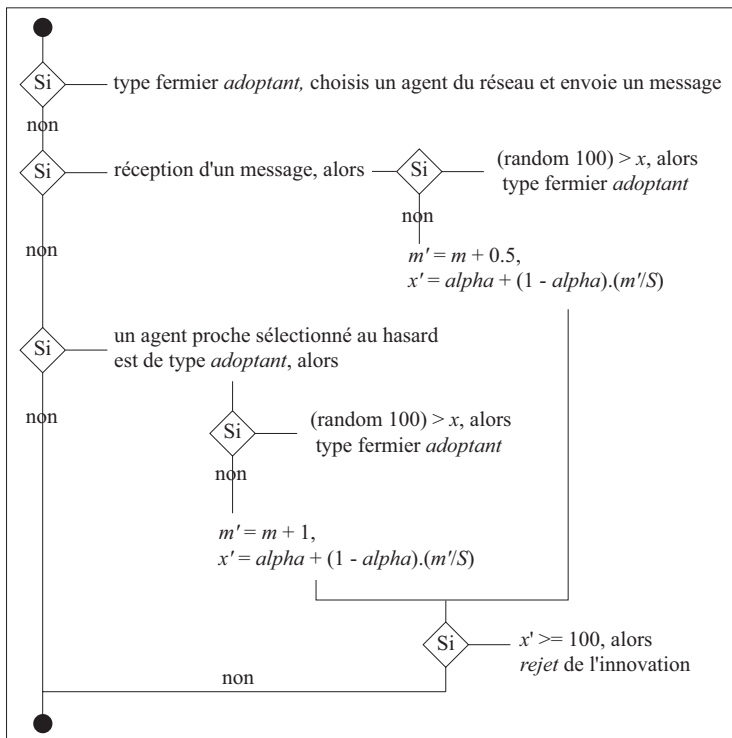
L'agent fermier est donc caractérisé par un *niveau d'adaptabilité*, une *fonction de décision* et un *réseau relationnel*. A partir de ces éléments, il est nécessaire de formaliser les mécanismes qui vont entraîner la propagation de l'innovation, c'est-à-dire le moteur de la dynamique.

XV.2.1.3 LA TRANSMISSION DE L'INFORMATION DANS LE MODELE DE DIFFUSION

La circulation de l'information sur les pratiques agricoles a une incidence sur la diffusion. Si les médias et la *Rural Economy Association* ont transmis des informations générales aux fermiers, le rôle des réseaux relationnels et l'observation des champs du voisin, comme le souligne H. Mendras (1967), sont les principaux moteurs du déplacement de l'innovation. Dans ce cas, cela signifie qu'un agent fermier qui n'a pas encore adopté, faute d'informations supplémentaires, doit obtenir ces renseignements pour orienter son choix. Ces informations lui arrivent alors soit par l'intermédiaire d'un membre de son réseau relationnel, soit par les contacts ponctuels avec d'autres agents. Ces deux mécanismes sont formalisés dans le modèle, l'un renvoie au poids du groupe sur les décisions de l'individu, que l'on nomme diffusion par *influence sociale*, l'autre renvoie au poids des contacts interpersonnels sur les décisions de l'individu, que l'on nomme diffusion par *mimétisme*.

Dans le modèle, ces deux mécanismes ne se distinguent en fait que par le poids qu'ils représentent en tant que source d'information pour l'*agent fermier*. Tous les agents ont la même fonction de décision (XV.2.1.1), mais selon l'origine des informations, la probabilité de rejet de l'innovation croît plus ou moins rapidement. La différence entre le mécanisme de diffusion par *influence sociale* et par *mimétisme* se manifeste par le paramètre m qui représente le nombre de messages reçus. Ce paramètre augmente d'1 point si le message provient d'un adoptant non référencé dans le réseau relationnel de l'agent, et de 0,5 points si le message circule à travers un réseau relationnel. Le choix de ces valeurs est arbitraire, il permet simplement dans un premier temps d'étalonner ce qui ressort de nombreux travaux en sociologie rurale, à savoir que dans une grande majorité des cas, les fermiers sont influencés par leurs amis, les membres de leurs réseaux relationnels et, dans une moindre mesure, par leurs voisins [Jain 1965 ; Mendras 1967]. Ainsi, à niveau d'adaptabilité équivalent, la probabilité de rejet de l'innovation sera plus élevée pour un agent qui n'appartient pas à un réseau. La *figure 78* présente alors les règles de transition affectées à chacun de ces agents et le mécanisme d'évolution de la diffusion.

figure 78 Règles de comportements de l'agent fermier *adoptant*, *adoptant-potentiel*, et mécanismes de diffusion par *influence sociale* et *mimétisme*



Dans ce modèle, la probabilité d'adoption de l'agent est donc fonction de l'idée générale véhiculée par l'innovation au départ (médias et *Rural Economy Association*), probabilité qui peut correspondre à la représentation collective de l'innovation. Cette probabilité est progressivement altérée par le niveau d'adaptabilité de l'agent, par le type et le nombre de messages qu'il reçoit. La pertinence des hypothèses posées et la combinaison de ces différentes dynamiques sont testées par la simulation. C'est l'objet de la section qui suit.

XV.2.2 SIMULATIONS ET INTERPRETATIONS DES RESULTATS

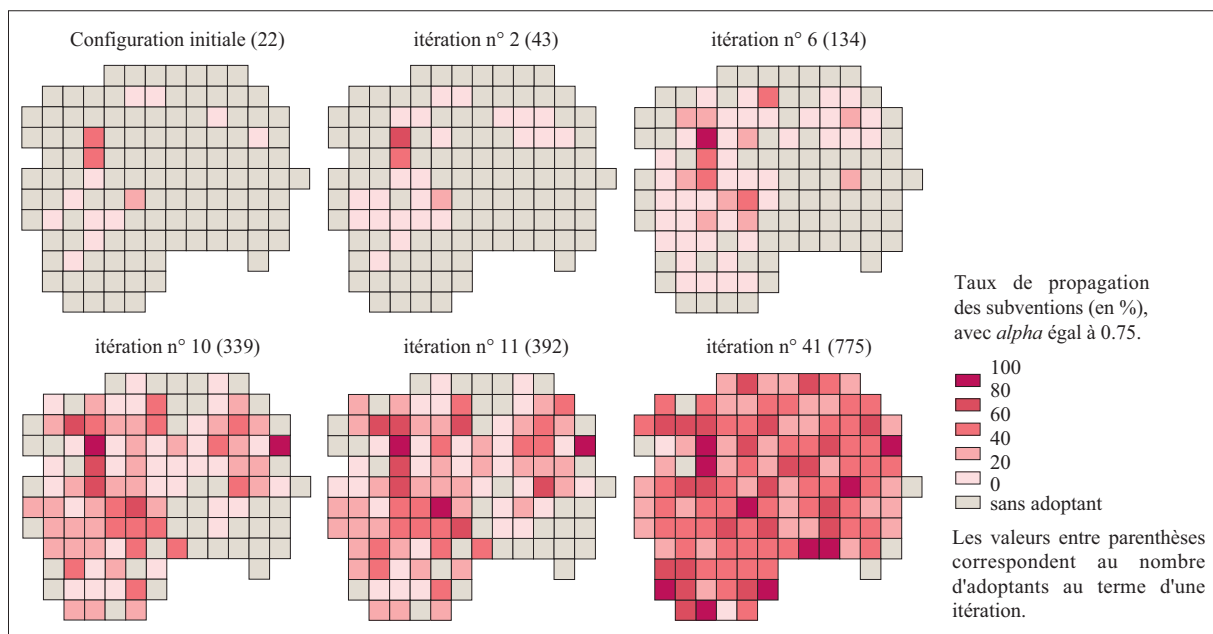
Une première série de simulation a été effectuée pour calibrer le paramètre α , qui correspond à une probabilité initiale propre à l'ensemble des agents. Le calibrage de ce paramètre est réalisé de manière itérative et expérimentale, de façon à relier les probabilités individuelles d'adoption au nombre total d'adoptants en 1944, soit environ 50% des agents fermiers.

L'analyse de sensibilité des résultats a révélé une étroite relation entre la hausse du paramètre α et la diminution du nombre d'adoptants au terme des simulations (XIII.3.3.2). Ainsi, pour une valeur de α comprise entre 0.6 et 0.7, le taux d'adoption global oscille entre 40 et 60% d'adoptants, ce qui correspond à des proportions observées en 1944. Les valeurs de α sont donc testées sur cet intervalle : elles produisent des résultats moyens à l'issue de 10 simulations (*cf. tableau ci-dessous*).

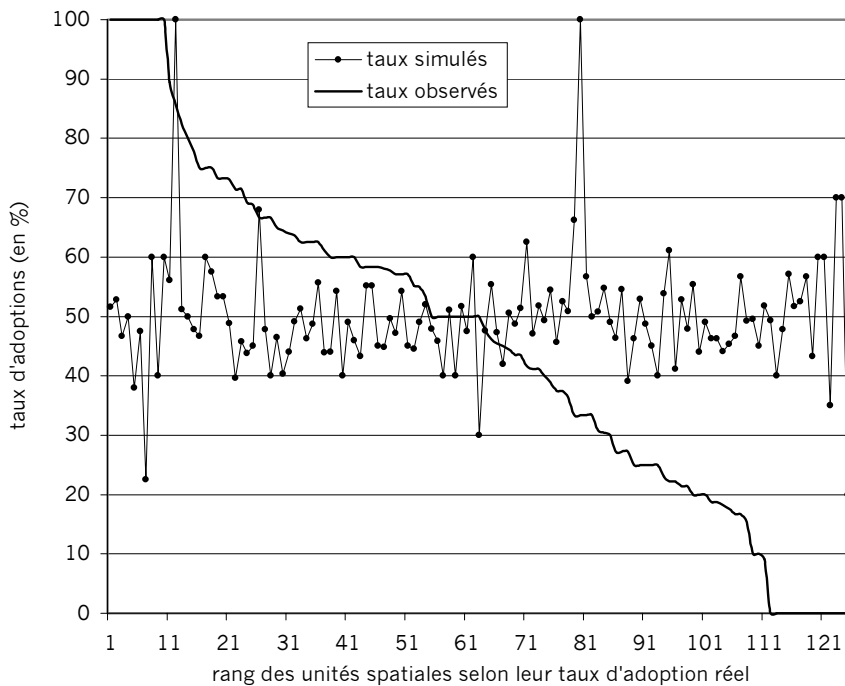
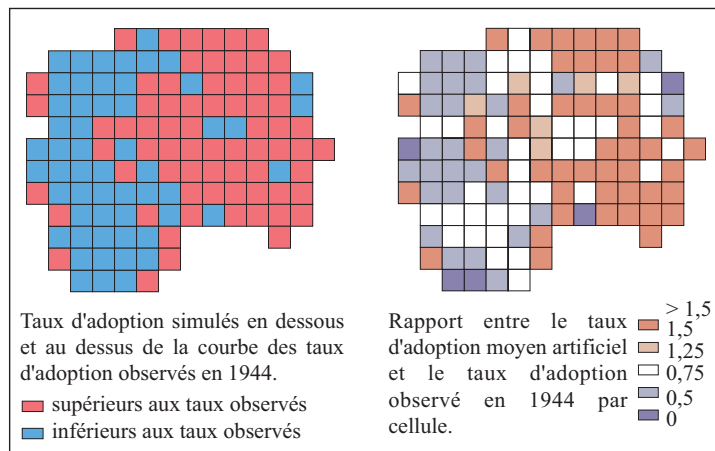
	Observations 1944	$\alpha = 0,6$	$\alpha = 0,65$	$\alpha = 0,7$	$\alpha = 0,75$	$\alpha = 0,77$	$\alpha = 0,8$
Taux (en %)	47,81	67,08	60,04	55,22	49,28	45,27	44,41
écart-type	28,14	18,76	19,67	19,98	20,27	20,60	20,82

Ces premières séries de simulations permettent ainsi de calibrer le paramètre α avec une valeur proche de 0.75. Cette valeur produit, au terme des simulations, une moyenne approximativement égale à 50% d'agents fermiers qui adoptent l'innovation et donc, par déduction, 50% d'agents fermiers qui la rejette. A partir de cette valeur, on peut observer sur la *figure 79* l'évolution d'une simulation.

figure 79 Diffusion pour une valeur de α égale à 0.75



Par rapport à la diffusion dans le réel (*figure 72*), une première lecture des résultats de cette simulation révèle une bonne adéquation à des formes spatiales de diffusion, de proche en proche. Jusqu'à la onzième itération, qui correspondrait à l'année 1933 en nombre total d'adoptants, la distribution spatiale des taux maxima d'adoption est sensiblement proche des taux réels : les taux d'adoption des foyers initialement touchés par l'innovation augmentent, l'innovation se propageant progressivement aux cellules connexes. Cependant lorsque la diffusion est achevée, l'examen rapide des taux d'adoption locaux révèle une moins bonne adéquation avec les observations de 1944 : si globalement les taux simulés et observés sont convergents, environ 50% des fermiers ont adopté l'innovation, le modèle semble sur-représenter les taux d'adoption dans la partie est de la zone d'étude. Pour confirmer ce résultat, une série de simulations a été réalisée et elle permet de comparer la moyenne locale des taux d'adoption simulés aux taux d'adoption observés en 1944. La *figure 80* présente les résultats de ces comparaisons.

figure 80 Ecarts des taux simulés par rapport aux taux observés**figure 81** Structure spatiale des écarts au réel pour l'année 1944

La *figure 80* est construite selon le principe de la règle rang-taille [Zipf 1949] : les unités spatiales sont classées par ordre décroissant des taux d'adoption observés et sont affectées d'un rang ; le graphe présente les rangs en abscisse et les taux en ordonnée. Les taux d'adoption simulés y sont ensuite reportés, ce qui permet de visualiser l'ampleur des écarts locaux. Avec un taux d'adoption global équivalent entre les observations et les simulations, soit environ 50% d'adoptants, la dispersion des taux autour de la moyenne est plus importante dans le réel qu'elle ne l'est lors des simulations, ce qui signifie que le modèle tend à lisser les taux d'adoption au cours des simulations. Ce phénomène était prévisible compte tenu de l'écart-type associé à la valeur α comparée à l'écart-type des taux observés en 1944 (respectivement égal à 20 et à 28). Plus intéressant est l'organisation de ces écarts : sa structure est similaire à l'organisation spatiale

des taux d'adoption observés en 1944 (*figure 72*), même si aucune référence spatiale n'est ici introduite. En 1944, une grande partie des taux d'adoption supérieurs à 60% le sont dans la partie occidentale de la zone d'étude, les taux entre 40 et 60% sont présents majoritairement au centre de la zone et les taux les plus faibles sont concentrés dans la partie orientale. La *figure 81* montre que la structuration spatiale des taux simulés correspond à la structure statistique présente dans la *figure 80* : les écarts au modèle présentent la même structure, avec une sur-représentation des taux simulés dans la partie est de la zone et une sous-représentation dans la partie ouest.

Quels mécanismes de propagation, quelles caractéristiques inhérentes aux fermiers, quels effets de barrières n'ont pas été formalisés dans le modèle pour produire de tels résultats ? Cette structuration n'est certainement pas le fait du hasard ni de contingences locales, car, le cas échéant, les résidus ne présenteraient pas une autocorrélation spatiale aussi prononcée. Les mécanismes de propagation par contacts interpersonnels, à la fois entre membres de réseaux relationnels et par mimétisme, ne semblent également pas être la cause de tels résultats, sauf si les relations sociales sont beaucoup moins nombreuses entre les fermiers de l'est qu'entre les fermiers de l'ouest. Or rien dans les analyses des flux téléphoniques et des migrations n'indique de telles différenciations¹. Il reste alors les caractéristiques des fermiers comme facteur explicatif de ces différentiels dans les taux d'adoption. Les pratiques agricoles de l'est sont-elles plus rentables que celles de l'ouest, ce qui expliquerait une moins forte pénétration des subventions dans cette zone ? Les fermiers de l'est sont-ils moins *innovants* que leurs collègues de l'ouest ? Les nombreuses sources et indicateurs statistiques données par T. Hägerstrand ne révèlent la présence d'aucun de ces éléments pour expliquer un tel phénomène (1967, 325-326).

S'il n'est pas possible d'établir de corrélation entre la structuration spatiale des résidus produite par le modèle et les caractéristiques sociales ou économiques des fermiers, il reste alors à avancer une dernière hypothèse : le modèle intègre bien l'ensemble des mécanismes spatiaux responsables de la propagation ainsi que les caractéristiques essentielles du comportement des fermiers, mais il ne prend pas en compte un phénomène essentiel dans tout processus de diffusion, la dynamique de l'innovation.

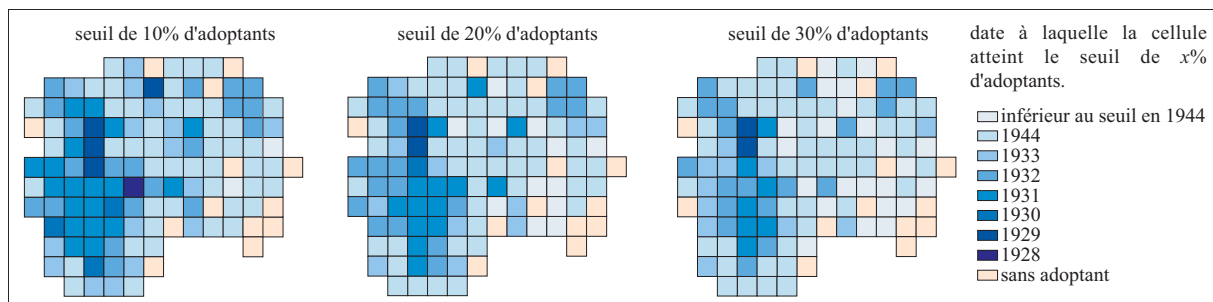
XV.2.3 UNE STRUCTURATION SPATIALE DES RESIDUS LIEE A L'INVARIANCE DANS LE TEMPS DES CARACTERISTIQUES DE L'INNOVATION

La plupart des modèles traditionnels de diffusion des innovations posent comme hypothèse implicite que les innovations restent fixes pendant le processus de diffusion. Or l'évolution et les modifications des caractéristiques des innovations sont non seulement confirmées par l'expérience, mais peuvent également expliquer en partie les formes temporelles et spatiales de la diffusion, ce qui a déjà été mentionné dans la première partie de ce texte (*II.3.1.4*).

¹ *ibid.* p. 165-241.

Comme on peut le constater (*figure 82*), les subventions aux pâturages se propagent entre 1928 et 1944 de la partie ouest vers la partie est des districts de Kinda et Ydre, cette propagation perdant progressivement de son intensité dans l'espace et le temps. Il est alors possible de poser comme hypothèse que les subventions et les pratiques qui y sont associées ont progressivement perdu de leur intérêt, *i.e.* de leur pouvoir attractif auprès des fermiers.

figure 82 Evolution spatio-temporelle des taux de propagation



Les avantages, réels ou supposés, des subventions ont entraîné la rapide adhésion de nombreux fermiers durant les premières années. Il est probable que les expériences des premiers fermiers qui ont adopté la pratique du pâturage n'ont pas été aussi convaincantes que le laissait présager la mise en place du dispositif des subventions. Or les informations concernant une accumulation d'expériences sinon négatives, du moins plus mitigées que ce que laissent entendre les campagnes de la *Rural Association Economy* se sont très certainement propagées, soit directement entre les fermiers soit par les médias. Cette hypothèse semble réaliste dans la mesure où, si les caractéristiques techniques des subventions n'ont pas évolué dans le temps, l'intérêt qu'y ont porté les fermiers, au regard de l'expérience des autres, a évolué. Cette hypothèse expliquerait en partie la baisse d'intensité des taux de pénétration locaux au fur et à mesure de la propagation spatiale des subventions.

D'un point de vue formel et en référence au modèle précédent, cela implique que le coefficient *alpha*, qui représente la probabilité individuelle d'adoption, intègre cette dynamique d'évolution de l'innovation. Or ce coefficient qui représente le niveau d'information véhiculé par les médias est calibré de manière à obtenir, au terme de la simulation, un volume d'adoptants équivalent à celui observé en 1944. La méthode associée à son calibrage consiste finalement, comme pour les modèles mathématiques traditionnels, à lier les décisions individuelles à la moyenne des données disponibles, c'est-à-dire le niveau global. Déterminé ainsi, le paramètre *alpha* reste quasi-fixe sur l'ensemble de la simulation, il ne varie que selon un mécanisme probabiliste associé à chaque agent, mais il reste globalement le même au niveau de l'ensemble des agents. Cette méthode montre ainsi ses limites, puisqu'en lissant l'hétérogénéité des choix individuels pour obtenir un résultat cohérent au niveau agrégé, on passe à côté d'un phénomène

essentiel, celui de la dynamique de l'innovation elle-même : le coefficient *alpha* est en moyenne sur la période d'étude égal à 0.75, mais il a très certainement évolué entre une valeur inférieure à 0.75 à la date d'introduction des subventions, et une valeur largement supérieure à 0.75 au terme de la diffusion. Il reste alors à introduire dans le modèle un mécanisme d'évolution de la probabilité d'adoption des agents fermiers qui ne soit pas seulement dépendant des contacts avec les agents adoptants.

XVI MODELES DE DIFFUSION ET DYNAMIQUES DE L'INNOVATION

Dans le modèle précédent, le paramètre *alpha* qui synthétise les caractéristiques essentielles et l'opinion générale sur les subventions reste globalement inchangé tout au long de la simulation. Même si ce paramètre est soumis à des variations au niveau individuel, lorsque les agents n'adoptent pas immédiatement l'innovation (*figure 78*), cette variabilité est strictement individuelle, elle ne se transmet pas et ne modifie donc pas l'évolution du paramètre au niveau global. L'observation et les expériences réalisées montrent cependant qu'une telle constance n'est certainement pas réaliste : l'apprentissage des pâturages par les agents fermiers qui ont adopté les subventions a du avoir un impact sur l'évolution de cette opinion. Autrement dit, si la pratique du pâturage se révèle être une opportunité intéressante pour les fermiers, alors l'opinion générale s'améliore avec le cumul d'expériences positives. A contrario, si la pratique du pâturage se révèle être moins intéressante que prévu malgré les subventions, alors le cumul d'expériences négatives contribue à déliter l'opinion qui était à l'origine plutôt favorable. Faute de données et d'informations sur le sujet, la simulation s'avère être une nouvelle fois le seul moyen de tester la pertinence d'une telle hypothèse.

XVI.1 DIVERS SCENARIOS D'EVOLUTION DE L'INNOVATION

Entre 1932 et 1933, la diffusion des subventions connaît un renversement de tendance : après une période d'expansion rapide et exponentielle, principalement dans la partie occidentale de la zone, le taux de propagation connaît une période de déclin pour atteindre, en 1944, son seuil de saturation (*figure 71, figure 72*). Il est probable que seule une modification de l'intérêt des subventions puisse expliquer la structure spatiale des taux d'adoption associés à cette bifurcation.

Les hypothèses concernant la variation de l'intérêt des subventions aux pâturages pour les fermiers sont multiples, et d'elles dépend la manière dont elle pourra être intégrée dans le modèle. Il faut ainsi distinguer deux questions : pourquoi l'intérêt des subventions a-t-il diminué avec le temps et/ou avec l'augmentation du nombre de fermiers qui les ont obtenues ? Comment cette variation d'intérêt se communique-t-elle entre les individus ?

Compte tenu de la nature de l'innovation et des modifications qu'elle entraîne dans les pratiques agricoles, deux raisons essentielles peuvent être avancées pour expliquer ce renversement de tendance. La première explication serait que tous les fermiers ne peuvent faire du pâturage. Selon cette perspective, les pratiques agricoles qui étaient peu rentables avant la mise en place des subventions, car l'offre pour les produits qui en découle était trop importante, sont devenues progressivement plus rentables avec la conversion d'un nombre important de terres en herbage. Ainsi la part relativement importante des terres affectées aux pâturages dans l'ouest aurait favorisé le maintien dans l'est de pratiques agricoles qui tendaient à péricliter. Si l'offre de ces produits agricoles diminue malgré une demande constante, ces activités deviennent progressivement plus rentables que les pâturages. Il existerait donc un seuil maximum de reconversion des terres agricoles au-delà duquel la logique économique ferait inverser la tendance. Aussi élégante soit-elle, cette hypothèse exclut cependant le fait que si seules sont concernées par les subventions les fermes dont la taille n'excède pas 10 hectares, les fermes dont la taille dépasse ce seuil sont près d'un millier dans la zone¹ et ont des productions agricoles qui peuvent largement couvrir tout phénomène de pénurie, et donc de concurrence.

Le second phénomène qui puisse expliquer ce changement de tendance dans les taux d'adoption, à la fois dans le temps mais également dans l'espace, est l'expérimentation du pâturage par les fermiers. Selon ce scénario, les premiers adoptants auraient été stimulés par les aspects positifs des subventions, largement véhiculés par les médias et l'organisme responsable de sa diffusion, la *Rural Economy Association*. Mais si les subventions présentent un aspect initialement attractif, elles n'en présentent pas moins des aspects négatifs, que seule l'expérience a pu révéler, au détriment des premiers adoptants. L'expérience des uns aurait ainsi profité aux fermiers les plus prudents et aux fermiers les plus éloignés des foyers d'adoption initiaux. Il faut cependant nuancer cette approche, dans le sens où si les subventions perdent progressivement de leur intérêt, elles n'en demeurent pas moins une opportunité de reconversion pour de nombreux fermiers. Cette hypothèse semble réaliste et sera privilégiée, car elle permet de relier la progression temporelle et spatiale des subventions avec le déclin progressif de leur taux d'adoption à un niveau local. Elle permettrait également d'expliquer le rejet du pâturage entre 1933 et 1944 par quelques fermiers, notamment dans les cellules situées à l'extrême sud-ouest et nord-est de la zone (*figure 72*).

Si l'expérience est en partie responsable de la diminution de l'intérêt des subventions pour les fermiers, il reste à introduire dans le modèle un mécanisme capable de faire évoluer le potentiel attractif des subventions, c'est-à-dire ici le paramètre *alpha*. Toute la question, et la difficulté, est alors de savoir si on incorpore une variation de ce paramètre d'après nos

¹ *ibid.* p. 35-36.

connaissances en tant qu'observateur, donc de manière exogène au modèle, ou si une approche auto-organisée est privilégiée, c'est-à-dire que le modèle soit capable de produire lui-même ce type de changement.

XVI.1.1 DES DYNAMIQUES AUTO-ORGANISEES D'EVOLUTIONS DE L'INNOVATION

Il est possible d'envisager plusieurs scénarios selon lesquels la transmission d'informations entre agents entraîne une variation du paramètre *alpha*, et donc influence en retour la probabilité d'adoption des individus. Une solution réaliste consiste à intégrer parmi les agents transmetteurs de messages les agents fermiers qui ont rejeté les subventions. Le modèle précédent ne prenait pas en compte ce type d'information. Or que ce soit selon un mécanisme de *mimétisme* ou selon l'appartenance à un *réseau relationnel*, on peut estimer que ces agents et leurs décisions influencent l'opinion des agents qui n'ont pas encore fait leur choix face aux subventions. Cette hypothèse est testée dans le modèle qui suit.

XVI.1.1.1 LA TRANSMISSION DE MESSAGES «NEGATIFS» ET «POSITIFS» A PROPOS DES SUBVENTIONS

La diffusion des innovations est précédée dans une large mesure par le transfert d'informations. Si les principaux canaux de circulation d'information amènent à entrevoir assez précisément la forme spatiale de la diffusion à venir, ils ne permettent de définir que très partiellement la temporalité et le taux de propagation de l'innovation entre les différents lieux. Car au-delà des structures qui orientent en partie les flux d'informations, le contenu informatif a une incidence sur les choix à venir des *adoptants-potentiels*. C'est très certainement ce qui s'est produit dans le cas de la diffusion des subventions aux pâturages : les principaux canaux de propagation des informations sont les contacts interpersonnels, mais ces contacts ne produisent pas tous les mêmes effets. Il reste alors à définir la nature de ces informations différenciées susceptibles d'engendrer des différenciations spatiales dans les taux d'adoption.

XVI.1.1.1.1 FORMALISATION DU MODELE

Les principaux éléments du modèle précédent (XV.2.1) sont conservés dans la nouvelle modélisation. Les agents fermiers qui ont rejeté les subventions ont cependant ici un rôle déterminant, car ils sont les vecteurs d'une baisse dans les taux d'adoption. En effet les messages qu'ils transmettent ont une incidence négative sur la probabilité d'adoption des agents fermiers. De la même manière, les agents fermiers qui pratiquent les pâturages ont une incidence positive sur la probabilité d'adoption des autres agents. L'objectif est donc d'introduire un mécanisme de transmission de l'information qui favorise une autocorrélation spatiale des taux d'adoption : l'agent est ainsi influencé par l'existence de choix différenciés présents dans son environnement, spatial et social. Si la part locale des agents qui ont adopté l'innovation est importante, alors la

probabilité que l'agent fermier adopte l'innovation augmente. Au contraire, si l'agent fermier est entouré d'un grand nombre d'agents ne pratiquant pas les pâturages ou si son réseau relationnel est constitué d'un grand nombre d'agents qui ont rejeté l'innovation, alors la probabilité qu'il rejette lui-même les subventions augmente également. Dans ce modèle, chaque fois qu'un agent fermier qui a rejeté l'innovation est sollicité par un autre agent, que ce soit selon un mécanisme de *mimétisme* ou par l'intermédiaire d'un *réseau relationnel*, il contribue à augmenter une hausse de la probabilité de rejet des subventions de l'agent concerné par le message. Pour intégrer cet aspect, la fonction suivante est incorporée au modèle :

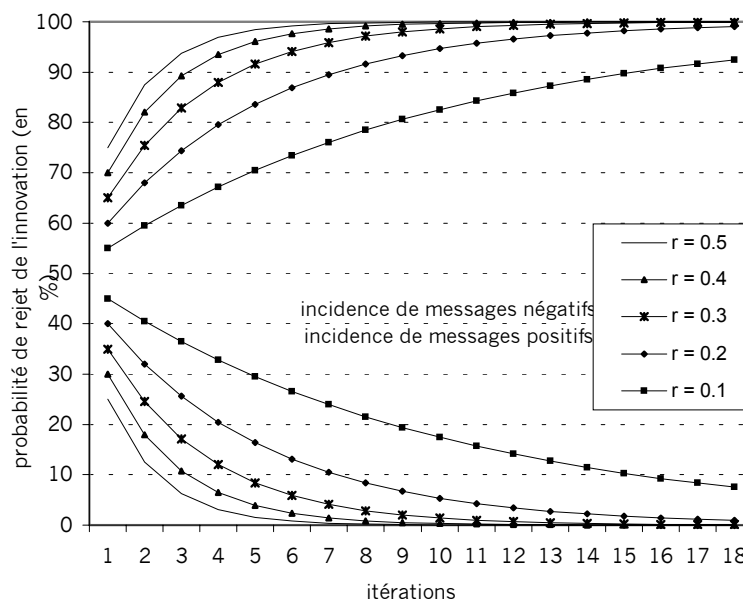
$$\beta' = \beta + (r_1 \times (100 - \beta))$$

où β représente la probabilité d'adoption de l'agent fermier, probabilité qui est équivalente avant tout contact avec un autre agent à l'opinion générale véhiculée par les médias, soit le paramètre *alpha* du modèle précédent. Si la probabilité de rejet de l'innovation augmente lorsque l'agent fermier est en contact avec un agent qui a rejeté les subventions, il est possible d'envisager une diminution de cette probabilité lorsqu'il est en contact avec un agent qui a adopté les subventions. Cette caractéristique est intégrée au modèle sous la forme suivante :

$$\beta' = \beta + (r_2 \times (0 - \beta))$$

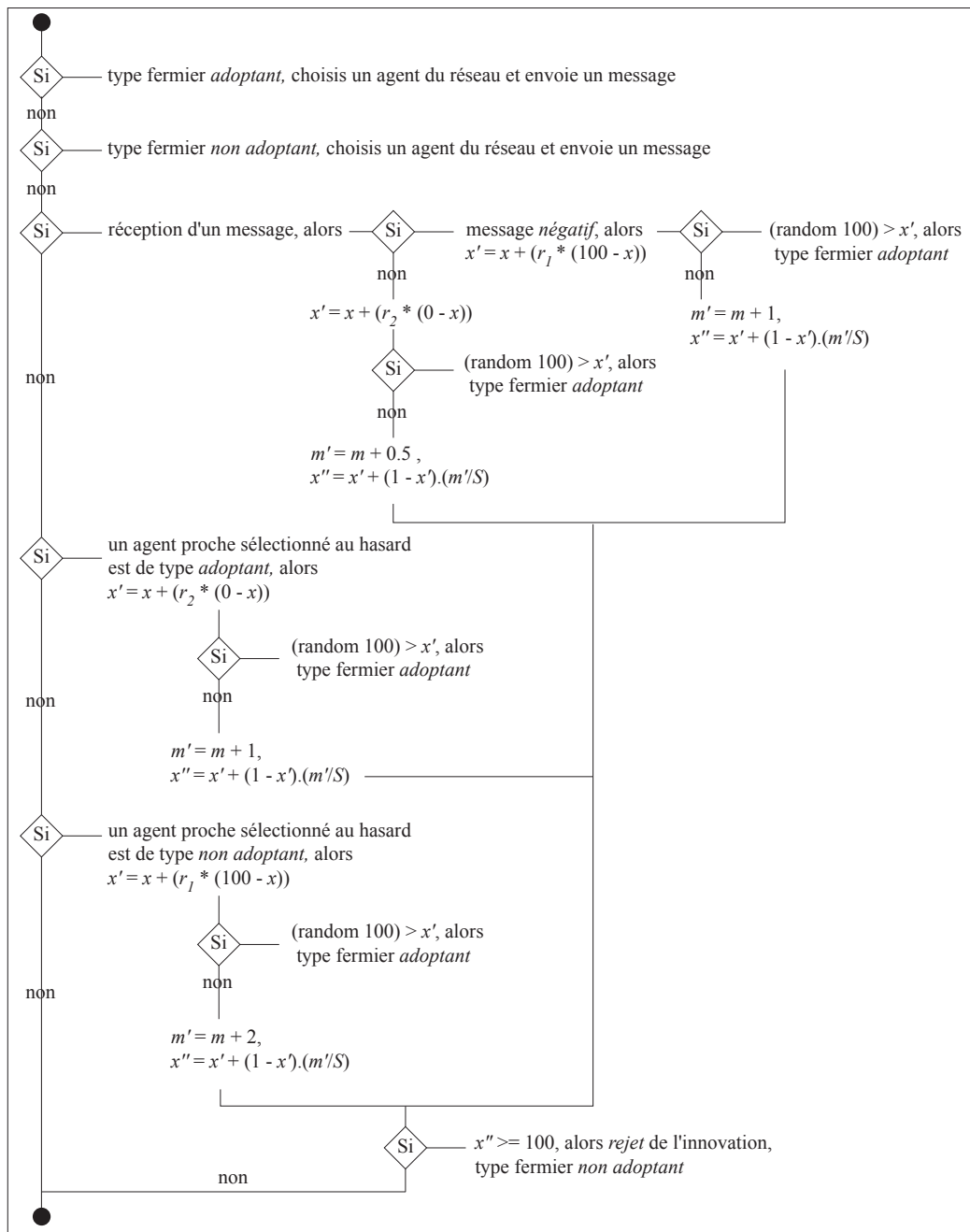
On peut alors observer le comportement de la probabilité de rejet de l'innovation, initialement égale à 50 (*alpha*), en fonction du type de message reçu et des coefficients r_1 et r_2 , qui représentent le poids de ces messages sur la fonction d'adoption de l'agent, qui sont dans ce cas équivalents, $r_1 = r_2$ (noté r sur la *figure 83*).

figure 83 Variations de la probabilité d'adoption des agents selon le type de messages reçus et leurs poids dans la fonction de décision



Les valeurs de r_1 et r_2 sont dans un premier temps équivalentes, établies pour étalonner le modèle. Elles seront soumises à variations si les résultats des simulations s'avèrent intéressants. Dans ce scénario, le poids des messages personnels peut varier par rapport à l'opinion générale sur les subventions : les messages n'influencent que très faiblement les individus par rapport à l'information globale initiale – r proche de 0 – ou au contraire ont une forte incidence sur la probabilité initiale d'adoption (de rejet) – r proche de 1 –. Ces paramètres et ces fonctions sont alors intégrés au modèle qui fonctionne selon les principes illustrés sur la *figure 84*.

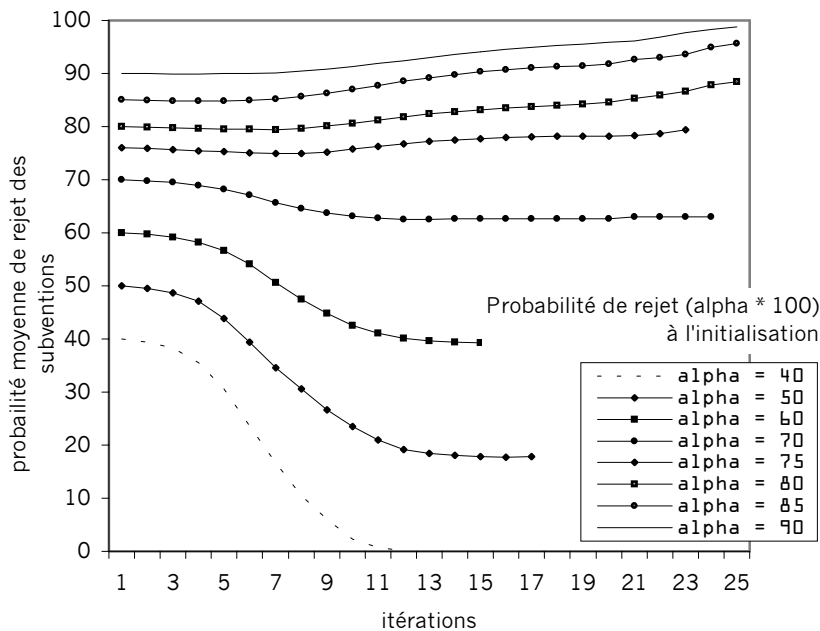
figure 84 Règles de comportements des agents fermiers *adoptants*, *non adoptants* et *adoptants potentiels*



XVI.1.1.1.2 SIMULATIONS ET SENSIBILITES DES RESULTATS AUX CONDITIONS INITIALES

Dans quelle proportion la transmission de messages négatifs influence-t-elle la probabilité moyenne d'adoption des agents ? La réponse à cette question a conduit à réaliser une série de simulations où varie le paramètre initial α , qui correspond à l'opinion générale véhiculée par les médias. Ce paramètre est modifié durant la simulation, en fonction des interactions entre les diverses catégories d'agents. Ainsi, si un groupe d'agents fermiers *non adoptants* se crée, la probabilité que les agents situés à leur proximité deviennent des *non adoptants* s'accroît. Inversement, la concentration spatiale d'agents *adoptants* diminue la probabilité de rejet des subventions parmi leurs voisins. Pour ces simulations, les valeurs de r_1 et r_2 sont égales à 0.2 (figure 85).

figure 85 Evolution de la probabilité moyenne de rejet de l'innovation à partir d'une opinion générale et la transmission de messages « positifs » et « négatifs »

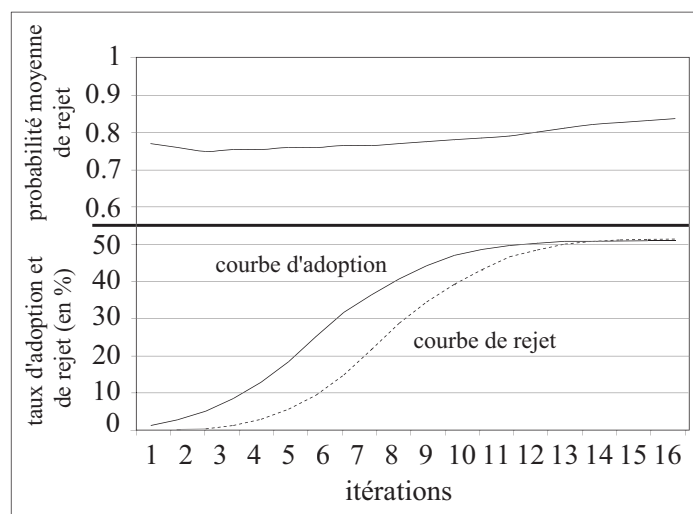


Lorsque le paramètre α a une valeur inférieure ou égale à 0.7, la probabilité de rejet de l'innovation diminue dans des proportions plus ou moins fortes au cours des simulations. Au contraire, lorsque la probabilité d'adopter l'innovation est relativement faible au départ, c'est-à-dire lorsque α est supérieur à 0.7, la probabilité moyenne de rejet de l'innovation augmente, mais dans des proportions plus faibles que dans le cas précédent. Cela s'explique par le seuil de saturation de chacun des agents : il faut plus de temps pour rejeter l'innovation, donc devenir un *non adoptant* et transmettre des informations « négatives », que pour devenir un *adoptant* et transmettre des informations « positives »¹. Si à l'origine l'opinion générale sur les subventions est

¹ Le seuil de saturation de chaque agent, qui correspond au nombre de messages qu'il est susceptible de recevoir avant de rejeter l'innovation, varie de 1 à 5 et détermine son niveau d'adaptabilité. Ainsi, même si α est élevé au départ, il faut, pour certains agents, attendre 5 itérations avant qu'ils ne deviennent des *non adoptants*.

relativement favorable – α faible –, le nombre d’adoptants augmente alors rapidement dans les premières itérations, et la transmission de messages « positifs » entraîne une diminution de la probabilité moyenne de rejet : une rétroaction positive, dans le sens d’une diminution de la probabilité de rejet, se met rapidement en place et ne peut être compensée par les quelques fermiers qui rejettent les subventions. Au contraire, si à l’origine l’opinion générale des individus à propos des subventions est peu favorable – α élevé –, le rejet des subventions par un nombre croissant d’agent déclenche une série de boucles de rétroaction positive dans le sens d’une hausse de la probabilité de rejet. Ce phénomène s’observe sur la *figure 86* qui représente une simulation avec une valeur de α relativement élevée à l’initialisation. Dans cette simulation, le nombre d’adoptants augmente rapidement en début de période, et a pour effet de diminuer dans un premier temps la probabilité moyenne de rejet de l’innovation. Au bout de quelques itérations, le nombre d’agents ayant rejeté l’innovation est suffisamment élevé pour renverser la tendance, la trajectoire de la probabilité moyenne de *rejet* s’inverse et croît progressivement : une rétroaction positive se met en place et entraîne la courbe des taux d’adoption vers son point d’inflexion.

figure 86 Evolutions du taux d’adoption, du taux d’échec et de la probabilité moyenne de rejet pour α égal à 0.75

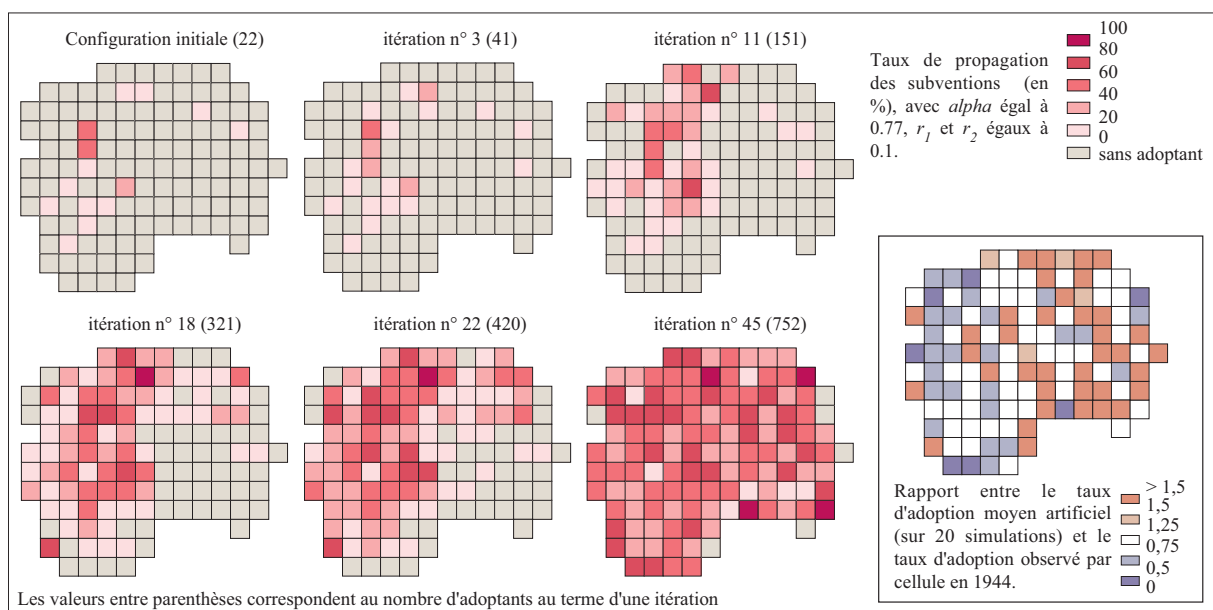


De quelle manière ce phénomène se répercute-t-il sur la configuration spatiale des taux d’adoption ? Pour quelle valeur de α à l’initialisation le modèle parvient-il à atteindre un taux d’adoption global proche de celui observé en 1944 ? Plusieurs séries de simulations établissent qu’une valeur de α comprise entre 0.7 et 0.75 permet d’aboutir à ce taux au terme des simulations¹. Une série de 20 simulations est alors réalisée pour observer les résultats de ce modèle et les comparer aux taux d’adoption observés en 1944 (*figure 87*) : il en ressort de légères améliorations par rapport aux résultats du modèle précédent (*figure 81*). Au cours des premières

¹ Avec les coefficients r_1 et r_2 équivalents pour toutes les simulations.

itérations, les taux d'adoption augmentent pour les cellules initialement touchées par les subventions, alors que celles-ci se propagent parmi les cellules voisines. Au terme de la simulation, la probabilité moyenne d'adoption de l'innovation a diminué avec l'augmentation du nombre d'agents qui l'ont rejeté, ce qui se traduit par un taux d'adoption global d'environ 50% de la population. Comparé aux résultats du modèle *XV.2.1*, le pourcentage de cellules qui convergent vers les taux observés en 1944 passe de 32 à 41% : le transfert de messages négatifs contribue à améliorer les résultats du modèle et jouerait donc un rôle important dans la réalité. Cependant la structuration spatiale des résidus présente toujours nettement une sous-représentation des taux dans la partie est et une sur-représentation dans la partie ouest.

figure 87 Simulations et écarts au modèle pour l'année 1944



Différents tests ont alors été effectués pour mesurer la sensibilité des résultats aux variations des paramètres. Les paramètres r_1 et r_2 ont été soumis à des variations, dans un premier temps équivalentes, puis différenciées. Lorsque ces deux paramètres évoluent dans les mêmes proportions et si le paramètre α est lui-même modifié, le modèle tend à produire des résultats sensiblement équivalents à ceux déjà présentés : si le poids des messages « négatifs » augmente, il est nécessaire de compenser une rapide progression des *non-adoptants* par une baisse initiale de la probabilité α de rejet.

Lorsque les paramètres évoluent dans des proportions différentes, les résultats des simulations montrent une forte dépendance de la probabilité de rejet initiale et des coefficients associés aux différents messages sur le nombre d'adoptants au terme des simulations. Cette dépendance doit donner lieu à un calibrage systématique des trois paramètres – α , r_1 et r_2 – pour atteindre un taux d'adoption global équivalent à 50%. Cependant, quelles que soient les

configurations paramétriques, les différents résultats de ces expériences diffèrent peu des résultats précédents, l'autocorrélation et la structuration spatiale des résidus étant conservées.

A partir de ce modèle, d'autres hypothèses et scénarios ont été testés. Le niveau de saturation des agents, c'est-à-dire le nombre maximal de messages qu'ils sont disposés à recevoir avant de rejeter les subventions, a été abaissé : selon les hypothèses associées à ce niveau, le degré d'hétérogénéité entre les agents est donc moins important (XII.2.2). Cette modification a une légère incidence sur le taux global d'adoption, puisqu'elle s'accompagne d'un accès plus rapide au *rejet* de l'innovation par les agents. Il est donc nécessaire d'abaisser également la valeur initiale du paramètre *alpha* pour atteindre un taux global de 50% d'adoptants au terme des simulations. Cependant ces simulations n'améliorent pas les résultats obtenus précédemment. D'autres scénarios ont également été testés : lorsqu'ils sont contactés, les agents *adoptants* transmettent leur probabilité d'adoption, c'est-à-dire le degré de motivation qu'ils avaient lorsqu'ils ont accepté les subventions ; les agents font la moyenne de leur probabilité d'adoption avec celles de leurs contacts et attendent de recevoir le nombre de messages suffisant, égal à leur niveau de saturation, pour effectuer un choix. Ces expérimentations n'améliorent pas significativement les résultats par rapport au modèle précédent.

Les divers scénarios envisagés n'ont pas permis de reproduire de manière satisfaisante les taux observés en 1944, la structure spatiale des résidus étant systématiquement conservée. Il faut en conclure que les interactions locales ne sont pas les seuls facteurs d'explication des taux d'adoption dans l'espace.

XVI.2 UN PHENOMENE D'EMERGENCE DE SECOND ORDRE

Dans les modèles précédents, la probabilité d'adopter les subventions par un agent relève principalement de l'information générale dont il dispose au départ, information véhiculée par les médias et représenté par le paramètre *alpha*. Cette probabilité est ensuite influencée par les interactions locales que cet agent entretient avec les autres agents : la probabilité d'adoption diminue si son environnement est constitué d'agents ayant en majorité rejeté les subventions ; elle augmente dans le cas contraire. Ainsi entre le moment où l'agent reçoit les informations générales sur les subventions et le moment où il prend ses premiers contacts avec d'autres agents, la probabilité *alpha* d'adopter n'est pas modifiée. Il y a donc à l'origine un transfert global d'information, par la voie des médias, puis des transferts strictement locaux. Les différentes dynamiques modélisées donnent des résultats intéressants, car à partir des seules interactions locales émergent des taux d'adoptions comparables, dans plus de 40% des cas, à ceux observés dans la réalité. Mais l'émergence dans ce cas est finalement beaucoup plus complexe : si par le jeu

des nombreuses interactions, les actions et les comportements individuelles sont responsables des taux de propagation à un niveau agrégé, l'expérience collective des agents a également eu une incidence sur les actions et les comportements individuels, et met ainsi en évidence un phénomène d'émergence de second ordre (VI.1.2).

Les modèles précédents sont strictement « *bottom-up* » : un niveau d'adoption global émerge à partir des seules interactions qui s'établissent à un niveau local, entre les agents. Ces agents n'ont aucune connaissance de ce taux global d'adoption qui ne peut donc les influencer. Or l'influence du niveau global sur le niveau local peut être un phénomène essentiel dans la diffusion des innovations : c'est le cas par exemple lorsque l'innovation peut être stimulée dans sa diffusion par un *effet de club* ou lorsque l'accumulation d'adoptants provoque une baisse des prix ou encore lorsque les expériences fournissent des informations supplémentaires sur les innovations, etc. Les hypothèses initiales d'une constance des caractéristiques des subventions (XIII.3.3) et d'un non retour des résultats à un niveau global sur les décisions individuelles doit ainsi être dépassé (XIII.2.1) : il ne suffit pas de modéliser le comportement d'individus susceptible de faire émerger un taux d'adoption à un niveau global, il faut également modéliser l'incidence des résultats de ce niveau global sur les actions individuelles.

XVI.2.1 L'EXPERIENCE COLLECTIVE DES AGENTS FERMIERS

La structure spatiale des résidus des modèles précédents résulte de la non prise en compte de l'expérience collective sur les choix individuels. Cette hypothèse signifie que la probabilité d'adoption de l'agent varie à la fois en fonction d'un contexte local et d'un contexte global. L'approche strictement locale privilégié dans le modèle XVI.1.1 n'a pas permis de recréer de manière satisfaisante la forme spatiale des taux de propagation des subventions. Le modèle ne peut générer de manière autonome les effets que l'on observe du point de vue de l'observateur : à partir d'un certain niveau d'adoptants¹, le taux de propagation tend à diminuer. Si ce déclin relatif est lié à l'apprentissage de la pratique du pâturage et à la mise en évidence de ses aspects négatifs, ce phénomène est concevable comme une émergence de second ordre et n'était guère prévisible lors de la mise en place des subventions.

La prise en compte et la modélisation de ce type de phénomène est particulièrement difficile dans le cadre des systèmes multi-agents, dans la mesure où cela implique de connaître à la fois les « créations » possibles des interactions locales sur le global, mais également de définir a priori les conséquences de ces « créations » sur le niveau local. Dans le cas des phénomènes de diffusion, les effets du niveau global sur les décisions individuelles relèvent principalement de

¹ Il correspond ici à près de 300 fermiers, soit environ 18% de la population totale concernée par les subventions.

trois catégories : soit les effets sont inexistants, comme nous le pensions dans un premier temps pour les subventions aux pâturages ; soit ils vont dans le sens de la tendance qui s'est enclenchée par le jeu des interactions locales, par exemple lorsque l'augmentation du nombre d'adoptants se traduit par une baisse des prix ou par un *effet de club* ; soit ils se traduisent par un renversement de tendance, lorsque les pratiques mettent en évidence des aspects « cachés » de l'innovation ou lorsqu'il existe un seuil maximal au-delà duquel le système ne peut évoluer (XVI.1). Cette dernière hypothèse est alors privilégiée, l'effet de retour du niveau macro sur le niveau micro étant alors appréhendé et conceptualisé a priori par le modélisateur, en fonction de ses connaissances d'observateur.

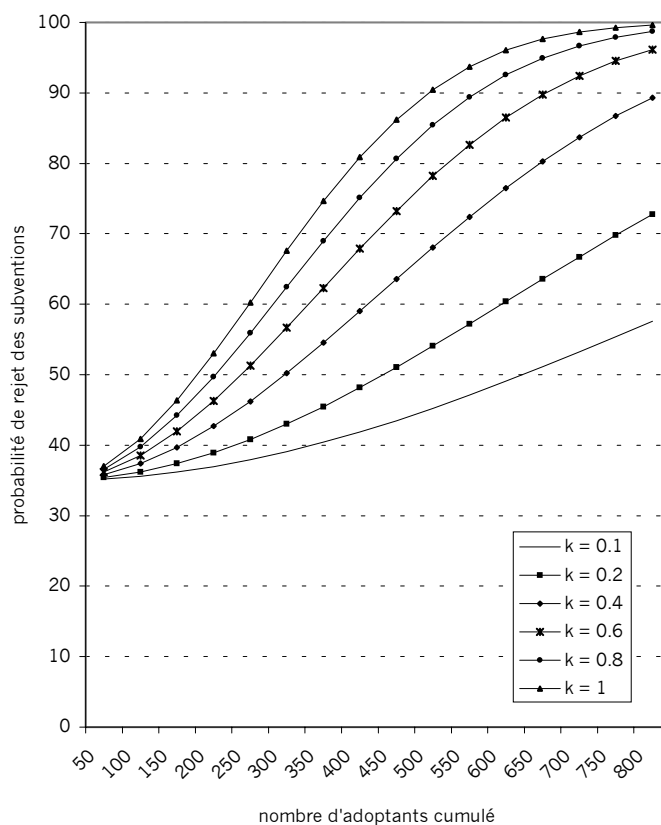
XVI.2.1.1 FORMALISME DU MODELE D'INTERACTIONS LOCALES ET GLOBALES

Avec le nombre croissant de fermiers qui pratiquent les pâturages se crée une nouvelle information, à la fois sur cette forme d'activité agricole, mais également sur l'intérêt des subventions qui y sont associées. Or ces informations qui circulent ont modifié en profondeur les perspectives associées à cette innovation, ce qui s'est traduit par une baisse des taux d'adoption locaux au fur et à mesure de la propagation des pâturages dans l'espace. Cette information, résultat des expériences collectives, circule de plusieurs manières auprès des fermiers : de manière directe par les médias ou indirecte lors de la fréquentation des marchés. Mais quel que soit le canal emprunté, il faut modéliser son impact sur la probabilité individuelle d'adoption. Si l'information relève de l'expérience des fermiers qui ont adopté, il est alors nécessaire d'introduire un mécanisme qui transfère l'expérience collective de ces fermiers à l'ensemble des autres agents. A cette fin, la fonction suivante est ajoutée au modèle :

$$\beta' = \beta + k \times (100 - \beta) \times \left(\frac{\sum A_t}{\sum (AP_t + A_t + NA_t)} \right)$$

où β représente la probabilité d'adopter de l'agent fermier, AP , A et NA respectivement des agents fermiers *adoptant potentiel*, *adoptant* et *non adoptant*, et k un coefficient à estimer qui représente l'influence des expériences « négatives » sur la probabilité d'adoption de l'agent. Selon cette fonction, tout agent qui a adopté devient ainsi un pourvoyeur d'informations négatives, le cumul de ces expériences à un niveau global est alors transféré sur les probabilités individuelles d'adoption. La *figure 88* montre le comportement de cette fonction à partir d'une probabilité de rejet initiale relativement faible – *alpha* égal à 35 – et selon différents niveaux de contraintes collectives sur les décisions individuelles – coefficient k –.

figure 88 Evolution de la probabilité d'adoption individuelle selon le poids des expériences collectives



Le poids des « expériences négatives » influence nettement la probabilité individuelle d'adoption, et donc le taux global d'adoption. Il faut donc mesurer l'influence des expériences collectives sur l'évolution de la diffusion, influence qui agit sur l'ensemble des agents mais qui n'a de véritable incidence sur les probabilités individuelles d'adoption qu'à moyen et long terme¹. Cette fonction est alors intégrée dans le modèle précédent et est exécutée au début de chaque itération. Le comportement de l'agent reste identique à celui présenté sur la *figure 84* : sa probabilité d'adoption varie selon les règles d'interactions locales et selon le niveau d'adoption agrégé au terme d'une itération.

XVI.2.1.1.1 SIMULATIONS ET INTERPRETATIONS DES RESULTATS

Par le nombre de paramètres à calibrer – α , r_1 , r_2 et k –, le modèle se complexifie par rapport aux modèles théoriques présentés dans le chapitre précédent. Cette complexification, représentative de la démarche constructiviste [Resnick 1994a], s'est avérée nécessaire pour répondre au souci de tester des hypothèses sur les principaux facteurs de diffusion. Mais cet objectif ne doit cependant pas mener à une complexification telle que le modèle ne serait plus qu'une reproduction du réel, où chaque agent serait programmé pour se comporter comme son « double tellurique ». Ce n'est évidemment pas le cas dans ce modèle puisque tous les agents ont

¹ C'est-à-dire, compte tenu de sa formalisation, lorsque le nombre d'agents adoptants est suffisamment important.

le même comportement en fonction de leur type – *adoptant potentiel*, *adoptant* ou *non adoptant* – et que les différents paramètres à calibrer sont communs, partagés par l'ensemble des agents.

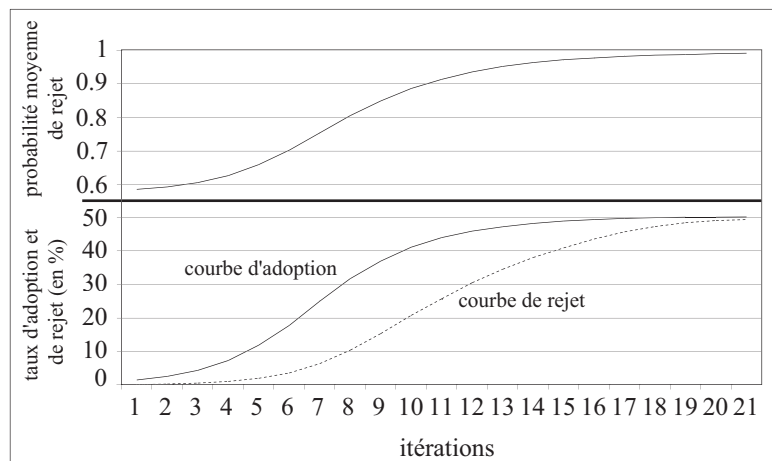
De nombreuses simulations et analyses de sensibilité des résultats aux variations des paramètres ont été nécessaires pour obtenir des résultats significatifs. Pour chacune des simulations, le poids des informations locales, r_1 et r_2 , ainsi que le poids des expériences collectives, k , ont été soumis à variations. En fonction des valeurs de ces paramètres et des résultats qui y sont associés, le coefficient *alpha* a été systématiquement réajusté pour atteindre au terme des simulations un taux d'adoption global équivalent à celui observé en 1944. Des analyses comparatives ont ensuite été réalisées : à taux d'adoption équivalent au terme des simulations, quelle est la combinaison de paramètres qui donne la meilleure réalisation, la meilleure convergence avec les taux observés en 1944 ? Les principaux résultats de ces tests de sensibilité sont rapportés dans le tableau ci-dessous.

<i>Alpha</i> (*100)	50	50	55	55	60	60	60	60	70	85	95
<i>r1</i> (*10)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	3
<i>r2</i> (*10)	4	8	3	8	2	3	4	5	3	3	9
<i>k</i> (*10)	10	7	10	7	7	6	6	5	3	7	10
% d'occurrences	44.8	46.7	49.4	47.4	49.2	58.9	50.2	50.4	45.9	45.8	44.8
taux adoption (en %)	46.6	46.1	45.5	45.2	47.9	48.8	48.5	48.8	47.0	47.4	50.4
écart-type	0.2	0.8	1.5	2.6	2.2	0.7	1.8	1.5	2.5	2.5	2.7

Les expérimentations ont rapidement exprimé une forte dépendance de la sensibilité des résultats à de légères variations du paramètre r_1 . Ce paramètre, lié aux interactions des agents qui ont adopté, est le seul qui entraîne une diminution de la probabilité de rejet des subventions, diminution qui sera d'autant plus importante que cette catégorie d'agents est largement représentée. Or pendant les premières phases de la diffusion, le nombre d'agents *adoptants* croît de manière exponentielle, ce qui a pour effet immédiat de diminuer, lors des interactions entre agents, la probabilité de rejet et donc d'augmenter davantage cette catégorie : une boucle de rétroaction positive se met en place et augmente cette catégorie. Cet effet ne peut être compensé que par l'augmentation à la fois de la probabilité de rejet initiale et du poids des expériences collectives sur les décisions individuelles. Cette solution n'est cependant pas en accord avec l'hypothèse d'une faible probabilité initiale de rejet des subventions (XV.2.3). Dans l'ensemble des combinaisons paramétriques testées, une probabilité initiale d'adoption au minimum égale à 40 ($100 - \alpha$) et un coefficient d'interaction égal à 1 (r_1) a été privilégié. Les deux autres paramètres, r_2 et k , sont responsables de l'augmentation de la probabilité de rejet des subventions. Le paramètre r_2 est associé aux interactions strictement locales, tandis que le paramètre k est lié au niveau agrégé et correspond à l'influence des expériences collectives sur les décisions individuelles.

La combinaison qui donne alors les meilleurs résultats au terme des simulations privilégie le scénario déjà mentionné dans les hypothèses. A leur lancement, les subventions ont un fort pouvoir attractif sur les fermiers car les informations véhiculées par les médias et la *Rural Economy Association* mettent en avant de nombreux avantages. Cependant le nombre de fermiers qui rejettent les subventions s'accroît et s'amplifie avec les interactions entre fermiers. Puis les résultats associés à la pratique des pâturages par les fermiers et l'intérêt des subventions s'avèrent peu à peu moins bénéfiques qu'initialement prévu. Une boucle de rétroaction négative se met finalement en place, lorsque les informations collectives confirment la tendance enclenchée à un niveau local. On peut observer les mécanismes définis précédemment sur les différentes courbes de la *figure 89* issues d'une simulation¹.

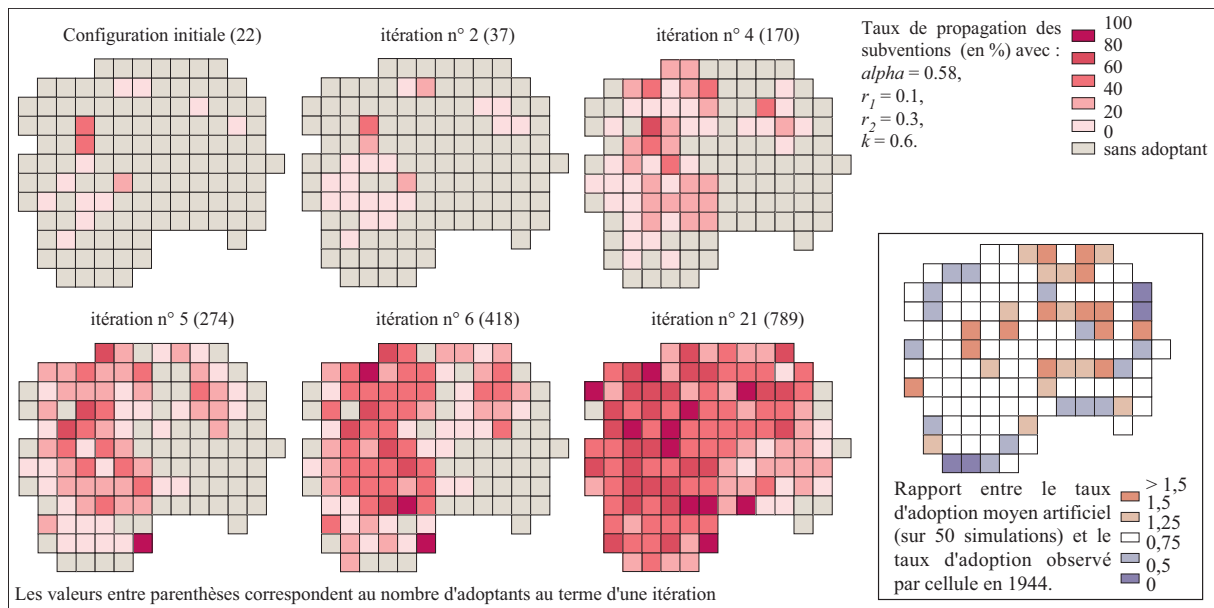
figure 89 Evolution de la probabilité moyenne de rejet, du taux d'adoption et du taux de rejet des subventions



Initialement attractives, les subventions artificielles se diffusent de manière exponentielle jusqu'à atteindre approximativement 30% des agents fermiers. Progressivement, le nombre d'agents qui rejettent les subventions augmente avec la transmission locale d'informations « négatives » sur la pratique du pâturage. Ce phénomène qui ralentit localement les taux d'adoption s'associe à un phénomène global, l'expérience collective des fermiers vis-à-vis du pâturage oriente les décisions individuelles vers un rejet des subventions. Ce phénomène s'inscrit dans l'espace (*figure 90*) et se traduit par des taux d'adoption localement et globalement différenciés, avec des taux élevés dans la partie ouest de la zone, notamment à proximité des foyers initialement touchés en 1929, et des taux plus faibles dans la partie sud-est de la zone, partie la plus tardivement concernée par la diffusion. La *figure 90* illustre ces diverses dynamiques, elle montre le déplacement de la diffusion et les taux d'adoption locaux pour une simulation, ainsi que les écarts entre une moyenne de 50 simulations et l'état de la diffusion réelle en 1944.

¹ Avec $\alpha = 0.58$, $r1 = 0.1$, $r2 = 0.3$ et $k = 0.6$.

figure 90 Une diffusion selon une dynamique locale et globale dans la décision d'adopter des agents fermiers artificiels



Le modèle permet ainsi de représenter correctement plus de 58% des taux de propagation observés en 1944, ce qui est un résultat plutôt satisfaisant compte tenu de la simplicité du comportement des *agents fermiers*. Ces résultats confirment ainsi en partie les hypothèses posées sur les éléments essentiels responsables de la diffusion et des taux de propagation des subventions dans les districts de Kinda et Ydre. Mais il subsiste des écarts entre les valeurs simulées et les valeurs observées en 1944.

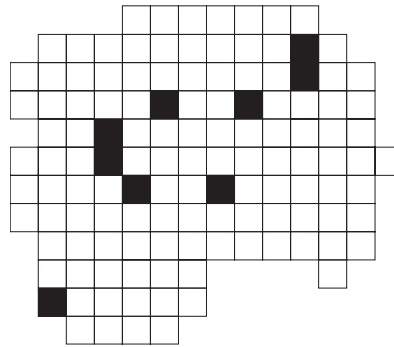
XVI.2.1.1.2 LES PRINCIPAUX ECARTS AU REEL

On peut distinguer deux types d'écarts : ceux qui relèvent de règles et de paramètres implémentés dans le modèle et ceux qui résultent de « contingences » locales réelles.

Le modèle tend à sur-représenter des taux d'adoption dans et à proximité immédiate des cellules initialement touchées par les subventions. Ainsi, à partir des premiers foyers d'adoption, les mécanismes de propagation de proche en proche associés à une probabilité d'adoption relativement forte provoquent des taux de reconversion aux pâturages artificiels plus importants que ceux observés dans le réel. Au contraire, le modèle tend à sous-estimer les taux d'adoption en périphérie de la zone. Dans ce cas, ce sont toujours les mécanismes de propagation qui en sont responsables, car ils ne permettent d'atteindre que tardivement ces cellules, à un moment où la probabilité de rejet des subventions est déjà élevée, amplifiée par les expériences « négatives » des agents fermiers. Le modèle n'offre pas à ce stade de solution paramétrable pour améliorer ces résultats. Divers tests ont été réalisés, en modifiant notamment les coefficients associés au poids des interactions locales sur la fonction de décision des agents : augmenter l'influence des messages « positifs » supprime une grande partie des sous-représentations en périphérie, mais augmente le nombre de cellules sur-représentées au centre de la zone.

Mais par les écarts qu'il génère, le modèle met également en avant des zones pour lesquelles les taux observés ne peuvent être expliqués par les hypothèses posées ou n'ont pu être correctement représentées par le modèle en l'absence de règles. Certaines zones ont connu une baisse de la proportion de fermes concernées par les pâturages entre 1933 et 1944 (*figure 91*) : or le modèle ne permet pas aux agents fermiers de rejeter les subventions une fois qu'elles ont été adoptées, ce qui se traduit logiquement par une sur-représentation des taux pour les cellules concernées. D'un point de vue théorique, cet effet de retour à la situation initiale a été étudié, notamment par E. Rogers (1995). Ajouter un mécanisme probabiliste de rejet des subventions après une période d'expérimentation ne pose aucune difficulté technique mais ceci n'apporterait pas, en dehors d'une légère amélioration des résultats, de nouvelles connaissances sur le phénomène.

figure 91 Les zones où plus de 50% des fermiers en 1944 ont rejeté les subventions après une période d'essai



De même les foyers initialement touchés par les subventions en 1929 et situés dans la partie nord-est des districts n'ont pas eu, d'après l'évolution des taux observés sur la *figure 72*, un rôle aussi important dans la transmission des informations que les foyers de la partie ouest. Les raisons de ce déséquilibre n'ont pas été éclaircies. Seules des hypothèses peuvent être avancées : un tissu social moins serré, une propension à innover moins importante pour les fermiers de l'est etc.

Ces résultats conduisent finalement à évaluer les avantages et les apports d'une prise en compte de la diversité des processus, spatiaux et non spatiaux, dans la diffusion des innovations. Cela peut être envisagé en comparant les résultats issus d'une approche strictement spatiale, comme celle développée par T. Hägerstrand (1965), avec ceux issus d'une approche où sont modélisées les interactions entre individus, espace et innovation.

XVI.3 COMPARAISON ENTRE UNE APPROCHE SPATIALE ET UNE MODELISATION DES INTERACTIONS INDIVIDUS, ESPACE ET INNOVATION

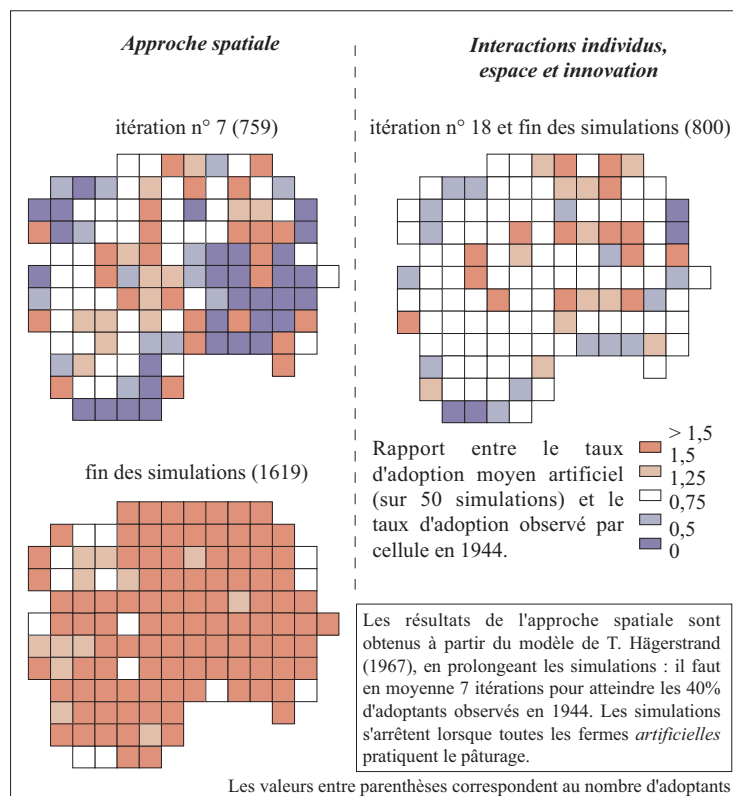
Les processus de diffusion ont été largement étudiés par les géographes, car ils constituent l'une des principales dynamiques qui se déploient dans l'espace géographique. Selon le point de vue de l'analyse spatiale, la répartition et l'organisation des unités géographiques, les relations et les interdépendances des lieux de peuplement, qui contribuent à une part importante des structures spatiales, permettent de décrire, lorsqu'elles sont modélisées, les phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique. Mais on ne peut réduire un phénomène aussi complexe à une seule de ces composantes, aussi importante soit-elle, une bonne compréhension des mécanismes en jeu en dépend. Les modèles qui ne retiennent pour seule règle de diffusion que la spatialité proposent ainsi une analyse et une explication partielle des phénomènes. Ce constat s'applique à la plupart des méthodes classiques de modélisations des processus de diffusion, qui ont certainement fourni l'essentiel de ce qu'elles avaient à nous apprendre [Saint-Julien 2001].

La notion de diffusion des innovations telles qu'elle est abordée ici recouvre donc une grande partie des processus, spatiaux et non spatiaux, qui concourent à la propagation et à la pénétration des innovations dans l'espace géographique. Cela signifie que l'espace, par les contraintes qu'il impose aux sociétés qui l'organisent, influence le comportement et l'avenir des sociétés, mais que celles-ci jouent également un rôle actif dans les phénomènes qui s'y inscrivent.

Dans le cas des phénomènes de diffusion et lorsque la transmission de la nouveauté implique des échanges – ce qui est le cas pour la plupart des innovations – les règles spatiales expliquent une partie des déplacements et des migrations. On peut observer ces logiques spatiales à partir de l'exemple de la diffusion des subventions aux pâturages, pour laquelle l'échange d'information est responsable de la propagation (*figure 73*). Cette modélisation montre le poids de la spatialité dans tout phénomène de propagation, car on est en mesure de repérer la forme spatiale de la diffusion, comme on serait en mesure de la faire pour une diffusion par migration, dans la hiérarchie urbaine par exemple. Ainsi les dynamiques d'interactions qui structurent l'espace géographique, qu'elles soient appréhendées à un niveau local ou global, déterminent une part non négligeable de la diffusion spatiale de l'innovation. Lorsqu'on laisse « tourner » le modèle de T. Hägerstrand (1965) jusqu'à atteindre approximativement le nombre d'adoptants en 1944, on peut alors observer un déplacement similaire de la diffusion à ce qui s'est produit dans la réalité. Le modèle décrit relativement bien les processus responsables du transfert de l'innovation entre les individus, où les interactions locales sont déterminantes, ce qui permet de repérer la forme spatiale de la propagation, de proche en proche. En revanche il ne représente que

partiellement les taux de pénétration, puisque 30% des cellules sont bien représentées par les simulations par rapport au réel (*figure 92*). De plus, si on laisse l'innovation artificielle se propager jusqu'à son terme, c'est-à-dire jusqu'à ce que la simulation s'arrête d'elle-même, ce taux tombe à 11% : ce sont donc près de 90% des cellules qui sont sur-représentées par le modèle par rapport aux taux réels observés. Le modèle intègre ainsi les règles spatiales responsables du cheminement de la diffusion, mais il laisse de côté d'autres mécanismes qui interfèrent avec les seules règles spatiales.

figure 92 Comparaison entre une *approche spatiale* et une *approche modélisant les interactions individus, espace et innovation*



Un raisonnement strictement spatial ne permet donc pas d'expliquer l'arrêt (ou l'accélération) de certaines diffusions ou des différences de taux d'adoption entre lieux. Au-delà des interactions spatiales, de la position relative et de la localisation des hommes et des activités, l'évolution de la diffusion dépend notamment du comportement des individus¹ et des caractéristiques des innovations qu'ils sont susceptibles d'adopter. L'enjeu est alors de rendre plus réalistes les études sur la diffusion spatiale des innovations, en intégrant les processus qui agissent de manière prépondérante sur la diffusion. Or chaque innovation possède des caractéristiques qui lui sont propres, s'insère dans des systèmes économiques ou sociaux différenciés, est susceptible d'être contrôlée ou non par un organisme responsable de sa diffusion etc., ce qui tend à rendre

¹ L'individu est appréhendé ici comme un individu statistique : un ménage, une entreprise, une ville par exemple.

les recherches dans ce domaine particulièrement complexes. Mais ce constat ne signifie pas que des règles générales puissent être découvertes dans chacun de ces cas, l'exemple de la diffusion des subventions aux pâturages en est un exemple. A partir d'un raisonnement spatial qui privilégie le poids de la distance dans les canaux de propagation de l'information, d'un raisonnement social qui met en avant le rôle des réseaux relationnels, des contacts interpersonnels et de l'hétérogénéité de la population, et d'un raisonnement sur l'innovation elle-même, susceptible d'évoluer dans ses caractéristiques, ce sont alors près de 60% des unités spatiales de la zone d'étude qui sont bien représentées par le modèle (*figure 92*).

CONCLUSION DU CHAPITRE 7

La modélisation des phénomènes de diffusion à partir de règles strictement spatiales permet de reproduire et d'expliquer de manière partielle les résultats souvent observés dans le réel. Ce constat déjà mentionné à propos des modèles traditionnels, qui tendent à surestimer l'importance de processus spatiaux au détriment d'autres processus, est également valable pour les modèles développés par T. Hägerstrand : les déterminants spatiaux produisent une convergence entre les taux simulés et les taux observés dans environ 30% des unités spatiales en 1944.

Séparer les processus en fonction de la discipline universitaire à travers laquelle le phénomène est observé est une pratique propre à la méthode analytique. Cela signifie que la diffusion est appréhendée comme un processus social par les sociologues, comme un processus marchand par les économistes et comme un processus spatial par les géographes. Le paradigme des sciences de la complexité, et les méthodes qui y sont associées, permet de dépasser cette prise en compte atrophié du réel. Il est nécessaire de mieux appréhender les phénomènes à travers la diversité qui les compose et les multiples interactions qui les font émerger. La diffusion des innovations peut être appréhendée selon un point de vue qui intègre l'espace, les individus et les innovations en interaction et qui produit des formes repérables dans le temps et dans l'espace.

La plupart des phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique font ainsi intervenir de nombreux éléments en interactions et s'accompagnent de dynamiques temporelles différenciées. La diffusion des subventions aux pâturages en offre un bon exemple. La modélisation de différenciations sociales, spatiales et l'évolution de l'innovation a ainsi permis de rendre compte d'une grande part du phénomène étudié, soit près de 60% de convergence entre les taux simulés et observés.

L'existence de déterminants individuels dans les processus de diffusion a été maintes fois mise en évidence dans les travaux de sociologie, d'économie ou de géographie. L'hétérogénéité des entités responsables de la propagation, c'est-à-dire les unités décisionnelles de base, est un élément essentiel de ce point de vue. Elle permet en effet d'expliquer pourquoi une innovation n'est pas, lorsqu'elle apparaît en un lieu, appropriée rapidement par une grande majorité des *adoptants potentiels*. Quel que soit le niveau de ces unités de base, l'individu, l'entreprise ou la ville, la prise en compte de ces différences constitue donc un élément essentiel de la dynamique du phénomène.

L'espace joue également un rôle tout aussi essentiel dans les phénomènes de diffusion. Les individus y sont localisés : de leurs localisations et des relations qu'ils entretiennent entre eux dépendent les formes et les principaux canaux de circulation de l'information. L'espace est alors appréhendé à la fois comme un support où se matérialisent les décisions individuelles et un acteur. Il est acteur car il joue également un rôle d'accélérateur ou d'inhibiteur de la diffusion. Il n'est ni homogène ni isotrope, il est composé de structures, parfois difficilement perceptibles, qui déterminent partiellement les actions et les décisions individuelles.

Enfin les innovations elles-mêmes sont différenciées, et leurs caractéristiques orientent également l'évolution de la diffusion. Différenciées entre elles, les innovations connaissent également des modifications internes : une innovation conserve que très rarement les mêmes caractéristiques entre le moment où elle est disponible et le moment où elle atteint son stade final d'adoption. Quelqu'en soient les causes, l'évolution même de l'innovation entraîne nécessairement des modifications dans sa diffusion.

L'existence de cette diversité et des interactions complexes qui les relient sont difficilement modélisables par les méthodes mathématiques classiques, à base d'équations différentielles notamment. Les systèmes multi-agents offrent alors la possibilité de prendre en compte de manière réaliste ces différents éléments. Ils permettent, grâce à une modélisation relativement simple, d'appréhender des processus spatio-temporels essentiels capables de faire émerger la complexité.

CONCLUSION

Le principal objectif de cette partie a été d'élaborer des modèles qui intègrent de manière réaliste, mais simplifiée, les divers processus qui concourent à la propagation d'une innovation dans l'espace géographique. La diversité des situations, quelles soient spatiales, sociales, économiques ou culturelles, dans lesquelles les innovations sont amenées à se propager conduisent dans un premier temps à construire des modèles théoriques basés sur des éléments essentiels à l'explication de la diffusion des subventions aux pâturages. L'hypothèse d'un déterminant des règles spatiales, à travers les effets de la distance sur la propagation, était primordiale compte tenu des régularités dans les formes spatiales de la diffusion. Ces règles spatiales ont déjà fait l'objet d'une importante recherche par T. Hägerstrand (1952, 1953, 1965), ce qui conduit à se concentrer sur d'autres règles de détermination de la diffusion. Ceci ne signifie donc pas que les déterminants spatiaux constituent ici un élément secondaire de recherche, mais qu'au contraire les théories et modèles élaborés en géographie sont suffisamment puissants pour pouvoir être enrichis par d'autres mécanismes non spatiaux. Cette orientation est d'ailleurs largement engagée au sein des disciplines connexes à la géographie. L'économie, la sociologie ou encore l'écologie re-découvrent le rôle et le poids de l'espace dans les phénomènes qu'elles étudient : elles intègrent aujourd'hui, grâce notamment aux potentialités des systèmes multi-agents, les interactions entre leurs objets de recherche et l'espace. Ce travail, qui explore les différentes interactions entre l'espace, les individus et les innovations, constitue une démarche vers une interdisciplinarité féconde et nécessaire pour mieux comprendre les dynamiques qui s'exercent dans l'espace géographique.

L'exploration des résultats des modèles théoriques et de leurs sensibilités à des variations de paramètres a permis ensuite de confronter nos hypothèses sur les processus responsables de la diffusion à la réalité. La dynamique de diffusion qui résulte des interactions entre l'espace et l'hétérogénéité individuelle a montré une légère amélioration des résultats, lorsqu'ils sont confrontés à ceux obtenus à partir des seules règles spatiales. Cependant une forte structuration spatiale des résidus, largement corrélée avec la forme spatio-temporelle de la diffusion, a amené à conclure qu'une règle essentielle avait été omise dans notre raisonnement. S'agissait-il d'un phénomène émergent, résultat des interactions locales entre des agents fermiers qui constituaient une population hétérogène ? Nos connaissances, certes partielles, du terrain, ont rapidement amené à poser comme hypothèse que l'attrait des subventions avait diminué chez les fermiers. Ce résultat s'explique probablement par les expériences vécues par les premiers fermiers qui ont adopté les subventions et qui ont mis en place le pâturage au détriment d'autres pratiques

agricoles : une émergence de second ordre, un effet de retour des décisions et des expériences collectives sur les décisions individuelles s'est donc produit.

Les phénomènes d'émergence de second ordre sont particulièrement difficiles à modéliser dans ce cas, car ils sont le résultat de la dynamique des caractéristiques de l'innovation, et donc difficilement prévisibles pendant la première phase de modélisation. Selon une logique auto-organisée, il est possible d'introduire l'effet d'un comportement collectif sur les décisions individuelles, lorsque la diffusion dépend par exemple d'un *effet de club* : la probabilité individuelle d'adopter augmente avec le nombre d'individus qui ont déjà adopté l'innovation. Dans ce cas, les seules interactions locales permettent de reproduire ce phénomène sans faire intervenir de règles qui se situent à un niveau global (agrégation des adoptants par exemple). De la même manière, si l'innovation introduit une forte concurrence entre les agents, comme c'est le cas pour toute innovation qui concerne les systèmes productifs par exemple, il est possible d'introduire des mécanismes de prix qui agissent sur les choix individuels. Or ces mécanismes n'ont pas joué dans la diffusion des subventions. Aucune des solutions testées pour endogénéiser la variation des caractéristiques des subventions n'a donné de résultats satisfaisants. Seule la connaissance *a posteriori* de ces faits permet alors d'introduire de manière exogène au modèle une contrainte qui agit du niveau global sur la probabilité individuelle d'adopter les subventions, dans le sens d'un rejet progressif avec le cumul d'expériences « négatives ».

Ainsi construit, les décisions individuelles sont à moyen terme fortement contraintes par un mécanisme de « régulation » qui agit à un niveau global. Ce mécanisme est régulateur car il est paramétré par l'observateur pour que le modèle produise, au terme des simulations, un taux d'adoption global proche de celui observé en 1944. On se situe donc en-deçà d'une logique strictement auto-organisée. Ce choix a cependant été rendu possible compte tenu des objectifs initiaux de la modélisation : capter les règles essentielles qui ont concouru à la propagation des subventions et construire un modèle capable de reproduire la forme et les taux d'adoption spatialisés. Cette rétroaction négative du niveau collectif sur les décisions individuelles est de plus justifiée dans ce cas car le modèle ne peut simuler le changement des caractéristiques de l'innovation, ce qui s'est produit dans la réalité. Il est donc indispensable de modifier le modèle de manière exogène pour introduire la dynamique associée à ce phénomène émergent. Ce relatif échec par rapport à une approche strictement auto-organisée est cependant commun à la plupart des modèles dynamiques actuels. Si les recherches dans ce domaine permettent de simuler une grande diversité de changements dans les solutions proposées par les modèles, ces derniers ne sont actuellement pas capables d'intégrer ces changements pour se modifier, produire de nouvelles règles, de manière auto-organisée [Allen 1991].

CONCLUSION GENERALE

*« When the only tool you own is a hammer,
every problem begins to resemble a nail »*

Abraham Maslow

Les recherches géographiques ont largement montré le rôle déterminant des règles spatiales dans la dynamique de diffusion. La distribution spatiale des hommes et des activités, les relations entre les lieux et les effets de la distance sont ainsi des facteurs essentiels dans la modélisation de tout phénomène qui se propage. Les recherches en sociologie ont de leur côté démontré l'importance des logiques sociales dans le développement et la diffusion des innovations : les différences sociales ou culturelles sont ainsi des facteurs déterminants de diffusion. Ce double constat sur les recherches en géographie et en sociologie est transposable aux travaux des économistes ou des chercheurs en marketing : chaque chercheur tend à surestimer le poids des processus qui « relèvent » de sa discipline au détriment des processus qui y sont « extérieurs », mais qui, dans bien des cas, se révèlent tout aussi essentiels.

Le paradigme des sciences de la complexité et les méthodes qui y sont associées offrent la possibilité de sortir de ces clivages disciplinaires. Parmi ces méthodes, les systèmes multi-agents ont été privilégiés, car ils permettent de dépasser une approche réductrice de la complexité réelle et se révèlent être des outils de dialogue interdisciplinaire. Les systèmes multi-agents constituent ainsi des techniques pertinentes de représentation des différentes dynamiques spatiales, sociales ou économiques, et sont des supports adéquats de modélisation exploratoire.

Hypothèse générale

L'hypothèse à l'origine de cette recherche est que la dynamique de tout phénomène de diffusion réside dans l'existence de la diversité. Les différenciations spatiales, sociales ou économiques sont ainsi appréhendées comme les moteurs de l'évolution d'une propagation, dont il faut alors capter les principes essentiels. La connaissance de la nature exacte de ces différences et leurs mesures ne sont donc pas les objectifs prioritaires de ce travail. La diversité s'exprime à différents niveaux d'organisation, mais il reste à déterminer les niveaux adéquats où s'expriment les forces du changement. Les questions posées conditionnent alors les unités élémentaires à privilégier dans l'étude d'un phénomène. Celles-ci ont amené à adopter une approche centrée sur l'individu, niveau où des mécanismes différenciés du changement peuvent être formalisés. Dans ce contexte, l'individu est associé à tout objet décisionnel de base où s'effectue les choix d'adoption. C'est en effet l'existence de ce choix, et des moyens qui en permettent sa réalisation, qui détermine l'avenir de la diffusion. Ces moyens résident aussi bien dans les caractéristiques individuelles que dans la circulation de l'information : le social et le spatial coexistent de manière étroite dans cette recherche. Les processus responsables de la diffusion sont ainsi modélisés au niveau des individus, mais ce sont les résultats agrégés, à un niveau global, qui importent.

Modèles agrégés et modèles individu-centrés

L'objectif poursuivi a été de montrer dans un premier temps les limites des approches agrégées des phénomènes de diffusion et de démontrer la pertinence d'une modélisation centrée sur les individus.

Les modèles de diffusion dans l'espace géographique, à base d'équations différentielles notamment, conçoivent les membres de la population de manière homogène : il existe des *adoptants* et des *adoptants potentiels*, et rien ne distingue les individus à l'intérieur de ces groupes. A l'opposé, les systèmes multi-agents envisagent la population comme un ensemble d'individus hétérogènes et autonomes, et permettent d'observer les conséquences de cette hétérogénéité.

Les modèles à base d'équations différentielles échouent également dans une prise en compte réaliste des règles spatiales. S'il y a bien des interactions entre les individus dans ces modèles, celles-ci se réalisent principalement dans le temps. Or la diffusion dans le monde réel dépend en partie de la distribution spatiale des individus et des relations entre ces différentes localisations. La modélisation multi-agents attribue alors explicitement un rôle à l'espace, à la fois comme support pour les agents, mais également comme élément de la dynamique de la diffusion, qui s'exprime notamment à travers les localisations relatives des individus.

Dans les modèles agrégés, le comportement des agents est gouverné par des mécanismes qui se manifestent à un niveau global : tous les individus sont susceptibles d'interagir et leurs comportements sont fonction de règles qui opèrent à un niveau macro. Dans les systèmes multi-agents, ces comportements ne sont pas, du moins pas principalement, gouvernés par des règles globales, mais par des mécanismes qui opèrent à un niveau local. Les individus n'ont qu'une connaissance partielle de leur environnement et cette connaissance détermine en partie leur comportement.

Enfin dans les modèles à base d'équations différentielles, les structures spatiales s'imposent aux individus et sont statiques. Dans une conception multi-agents, elles ne sont pas extérieures au comportement des agents, elles en sont le produit et peuvent, en retour, contraindre le comportement des agents : les structures sont donc susceptibles d'évolutions pendant les simulations.

Une simplification acceptable de la diversité

La prise en compte du niveau individuel pour exprimer la dynamique de diffusion implique alors de retenir, dans la diversité qui le caractérise, les éléments pertinents pour rendre compte de cette dynamique : la diversité s'appréhende ainsi par une simplification acceptable de la complexité du réel.

Simplifier le réel ne signifie pas le réduire à quelques éléments. Cela signifie plutôt appréhender les principaux éléments responsables de la propagation et les insérer dans le modèle aussi simplement que nécessaire. Il est en effet difficile, et certainement peu instructif par rapport à nos objectifs, de modéliser de manière la plus réaliste possible les processus de prise de décisions des individus, tant leurs motivations peuvent être nombreuses. Simplifier consiste alors à implémenter des processus et des règles qui représentent de manière suffisante et acceptable ce qui se passe dans la réalité de la décision¹. Cette simplification est nécessaire pour rendre compte de la diversité des processus en jeu et suffisante pour une compréhension globale du phénomène.

Le temps des processus eux-mêmes peut-être largement simplifié. Dans les modèles, tous les agents agissent de manière synchrone et le résultat des expériences collectives est transmis en même temps à tous les agents. Ces aspects temporels ne sont évidemment pas fidèle à la réalité, mais les conséquences sont jugées trop peu contraignantes pour la compréhension globale du phénomène pour devoir envisager une autre forme de séquençement des règles de transition.

L'univers de la simulation multi-agents permet alors la construction d'un monde artificiel à partir de comportements individuels simplifiés. Dans cet univers coexistent donc des processus spatiaux, sociaux et économiques qui, par les nombreuses interactions qui les raccrochent à un niveau local, produisent des régularités observables à un niveau global.

Modélisations et simulations multi-agents

La modélisation multi-agents passe par la construction d'un monde artificiel. Il s'agit dans un premier temps de faire le bilan des connaissances dans le domaine de la diffusion spatiale des innovations. Ce travail a été réalisé, les principaux résultats ont été présentés dans la première partie de ce texte. Au-delà de la connaissance des théories classiques du domaine d'étude, la connaissance du terrain sur lequel sont appliqués les modèles est également nécessaire. Ce travail, effectué et présenté dans un second chapitre, permet l'élaboration d'un système d'hypothèses et la construction de scénarios probables d'évolution de la diffusion. Il s'agissait d'identifier les différents éléments et leurs interactions afin de les modéliser dans l'univers multi-agents. Une fois le modèle construit, la phase de test du modèle permet ensuite de valider la pertinence des représentations que l'on a du phénomène observé. Cette étape, qui passe par la simulation, consiste à observer l'évolution de ce monde artificiel et à en comparer les résultats avec ceux du monde réel.

¹ Il s'agit bien ici d'une prise en compte de la diversité, quelle que soit l'exacte nature de cette diversité. Le problème est différent pour les sciences comportementales qui cherchent à identifier les règles concrètes qui guident le comportement des individus. Ces sciences sont également très actives, comme le démontrent les deux derniers prix Nobel d'économie, V. Smith et D. Kahneman, pour leurs contributions respectives au développement de l'économie expérimentale et comportementale.

Cette phase est davantage une vérification du modèle que sa validation. En effet le modèle peut produire des résultats qui convergent vers ceux observés dans la réalité, mais la seule simulation ne permet d'affirmer que les processus qui sont intégrés dans le modèle sont effectivement ceux qui ont joué dans le réel : une coïncidence dans la distribution des phénomènes réels et simulés n'est pas nécessairement synonyme d'une identité fonctionnelle stricte. Cette validation ne peut alors se faire qu'à travers la cohérence des hypothèses posées, qui sont le résultat des connaissances théoriques et empiriques qui ont précédé et accompagné la construction du modèle.

Une fois vérifié, le modèle est soumis à de nombreuses simulations. Celles-ci permettent de calibrer les paramètres du modèle, dans le but d'atteindre une image la plus proche possible du réel. Mais celles-ci permettent également de tester divers scénarios probables d'évolution si les conditions avaient été différentes. La simulation permet également de poser de nouvelles questions au réel, et d'envisager d'apporter de nouvelles hypothèses dans la modélisation.

Principaux résultats ...

La démarche scientifique qui a guidé cette recherche est d'essence *constructiviste*. Cette méthode consiste à re-construire le réel à partir d'un ensemble d'hypothèses, à observer, à travers la simulation, le comportement de cette construction et à l'enrichir de nouvelles hypothèses si les résultats obtenus lors des simulations présentent des écarts significatifs au réel.

Une approche dite de l'*individualisme méthodologique* a dans un premier temps été privilégiée. Compte tenu des caractéristiques des subventions, l'hypothèse est que l'*agent fermier* peut être appréhendé comme une unité décisionnelle autonome, dont les choix ne sont orientés que par des caractéristiques personnelles et qu'il n'est soumis à aucune contrainte autre que celles qui lui sont propres. Il n'est donc pas contraint par les décisions ou les choix relevant du niveau collectif et est lié à des règles qui agissent seulement à un niveau local.

Outre l'autonomie décisionnelle et l'hétérogénéité de la population, la possibilité de rejeter l'innovation par les *agents fermiers* a été formalisée dans les modèles. Il en ressort des dynamiques de diffusion différenciées selon les caractéristiques de l'innovation, le nombre d'adoptants ainsi que leur distribution spatiale dans les premières périodes de la diffusion. Les simulations montrent ainsi qu'au-delà des seules contraintes spatiales, les caractéristiques de l'innovation et la possibilité de leur rejet donnent une image plus réaliste des phénomènes de diffusion dans l'espace géographique, et ouvrent la porte à des modélisations exploratoires de la diversité des trajectoires possibles.

Cette exploration reste partielle et théorique, car il s'agit de reproduire avant tout de manière satisfaisante la diffusion des prairies dans le sud de la Suède. L'intérêt ne réside donc pas dans l'exposé de futurs possibles, mais dans la capacité à retrouver les éléments déterminants qui œuvrent dans la diffusion des prairies. Les simulations produisent alors des résultats qui montrent les limites d'une conception de *l'agent fermier* à partir de *l'individualisme méthodologique* : les individus ont leurs propres intentionnalités, ils interagissent et produisent des phénomènes collectifs qui entraînent en retour un changement dans les comportements individuels. Ce phénomène global qui intervient sur les décisions individuelles ne se met en place que lentement, au fur et à mesure que les individus, gouvernés par des logiques locales, expérimentent les subventions. En revanche, lorsque le cumul d'apprentissages négatifs s'accroît, le poids de ces expériences accumulées s'impose aux mécanismes locaux d'adoption. La modélisation de ce retour du collectif sur les décisions individuelles permet ainsi une meilleure adéquation des résultats des simulations aux données observées.

... et pistes de recherche

Les modèles intègrent différents processus qui peuvent être transposés et utilisés dans d'autres études de diffusion. Sur le même espace suédois, un travail de construction de nouvelles bases de données est réalisé pour étudier la diffusion d'autres innovations en milieu agricole à la même époque : l'introduction d'un test de contrôle de la tuberculose bovine entre 1900 et 1940 et d'un test de fertilité des sols entre 1940 et 1950. L'objectif est de voir si les mêmes mécanismes jouent pour ces innovations, et si les expériences collectives ont des effets similaires sur les taux de propagation. La relative simplicité du modèle permet également un transfert sur d'autres espaces et sur d'autres innovations, comme celle rapporté par H. Mendras (1967) par exemple. A cette échelle de propagation et compte tenu d'un déplacement de la diffusion principalement par contiguïté, il est possible, sans trop aller en avant dans la collecte d'informations, de retrouver par la simulation des résultats proche des observations, à la fois en termes quantitatifs et du point de vue des distributions spatiales.

Mais un changement d'échelle de diffusion est également envisageable. Il est en effet intéressant d'étudier la diffusion des innovations à une échelle macro-géographique. A cette échelle, si les canaux de circulation de l'information privilégient la proximité, celle-ci est de nature continue et hiérarchique. Ce dernier aspect est déjà intégré, de manière rudimentaire, dans le modèle. En effet les réseaux relationnels des agents tels qu'ils sont formalisés dans les modèles prennent en compte des relations qui ne sont pas explicitement spatiales, celles-ci ne sont cependant pas construites à partir d'une grille d'interaction entre lieux éloignés. La connaissance

de cette information peut être sans difficulté intégrée au modèle, les agents pouvant ainsi construire leurs propres réseaux relationnels en fonction de grilles d'interactions plus ou moins étendues dans l'espace. Il est alors possible de modéliser par exemple une diffusion qui prenne en compte des canaux de circulation qui ne soient pas basés sur la seule proximité spatiale. La recherche de similitudes entre les distributions spatiales réelles et simulées est cependant un objectif peu envisageable à cette échelle, car les directions que peut prendre la diffusion sont alors plus nombreuses que lorsque les canaux de circulation de l'information sont réduits à une proximité spatiale. Les objectifs des modèles reposent alors davantage sur leurs capacités à reproduire les formes de la diffusion à cette échelle et à explorer des hypothèses et des processus jusque-là non envisagés.

Il est par exemple possible d'introduire dans les simulations plusieurs innovations, concurrentes ou complémentaires. Celles-ci peuvent s'insérer simultanément dans le système étudié ou selon des temporalités variables. L'objectif dans ce cas est d'étudier les liens entre les cycles temporels de diffusion et les expressions géographiques de ces cycles [Vernon 1966 ; Pred 1977].

Il est également envisageable d'introduire de manière plus réaliste des mécanismes qui agissent à des niveaux d'organisation supérieurs à celui de l'individu et d'en explorer les conséquences spatiales : des mécanismes qui introduisent une variabilité du prix de l'innovation, en fonction du volume d'adoptants par exemple ; l'existence d'*effets de club* dans la diffusion ; des logiques *centralisées* de diffusion, où l'innovation est en partie contrôlée par des organismes responsables de sa propagation, comme dans le cas des entreprises de travail intérimaire. Les systèmes multi-agents autorisent, dans leur conception, des mécanismes centralisés dans les modèles. A l'instar de cette recherche, il peut exister des « institutions » qui donnent certaines connaissances communes sur ce qui se passe dans le monde. Il est alors possible d'étudier le fonctionnement d'un système à partir de processus qui relèvent de l'univers de l'auto-organisation et à partir de la manifestation de processus globaux, tels que des mécanismes de prix ou de contrôle. La diffusion du maïs hybride dans le Béarn relève de cette logique, où les décisions individuelles d'adoption, gouvernées par des mécanismes locaux, interfèrent avec des mécanismes de contrôle à un niveau global, principalement par l'intermédiaire des dirigeants agricoles.

Les simulations multi-agents offrent la possibilité de représenter, par des programmes informatiques, des processus spatiaux, sociaux et économique qui interagissent de manière répétitive dans le monde réel. Ce mode de représentation permet d'intégrer dans une seule simulation une grande variété des règles que l'on peut retracer dans la littérature sur la diffusion. Dans ce contexte, la simulation autorise des explorations d'hypothèses et des expérimentations

impossibles autrement. L'enjeu est grand de proposer des modèles qui intègrent de manière plus réaliste les processus qui agissent sur la propagation des innovations dans l'espace. Les géographes pourraient alors partager avec d'autres disciplines des connaissances acquises de longue date sur les logiques spatiales, l'interdisciplinarité étant facilitée par le partage d'une méthode commune. C'est dans cet esprit que cette recherche a été réalisée, et avec la conviction qu'au-delà de la nécessaire prise en compte des déterminants spatiaux dans les dynamiques de diffusion, il était alors possible d'investir sans complexe d'autres univers disciplinaires pour rendre plus réaliste l'explication des phénomènes de diffusion dans l'espace géographique.

ANNEXES

Annexe N° 1

Ce programme permet de simuler la diffusion d'une innovation en respectant le protocole et les hypothèses proposées par T. Hägerstrand dans le modèle I (1967, 136-142).

Commandes au niveau de l'Observer :

```
breeds [AP A]
patches-own [nbA]
globals [time adoptants]
;-----
to init
ca
ask-patches [repeat 30 [sprout[set breed AP ht]]]
end

to simulation
set time time + 1
let [:a pick list-of-turtles-with [breed = AP]]
ask-turtle :a [adopt]
imprim
end

to imprim
if (adoptants = 25) or (adoptants = 50) or (adoptants = 100) or (adoptants = 200)
[print time
ask-patches [print nbA]]
end
```

Commandes au niveau des agents :

```
to adopt
st
set breed A
setc red
set nbA nbA + 1
set adoptants adoptants + 1
end
```

Annexe N° 2

Ce programme permet de simuler la diffusion d'une innovation en respectant le protocole et les hypothèses proposées par T. Hägerstrand dans le modèle II (1967, 242-262).

Commandes au niveau de l'Observer :

```
breeds [AP A]
patches-own [nbA val1 val2 val3 val4 val5 val6 val7 val8 val9 val10 val11 val12
val13 val14 val15 val16 val17 val18 val19 val20 val21 val22 val23 val24 val25 ]
globals [time adoptants]
;-----
to init
ca
ask-patches [repeat 30 [sprout[set breed AP ht]]]
ask-patch-at 0 0[
  let [:toi one-of-AP-here]
  ask-turtle :toi [st set breed A]
  set nbA nbA + 1
  set adoptants adoptants + 1
]
CMI
couleur
imprim
end

to CMI
ask-patches [
  let [
    :v1 0.0096
    :v2 0.0140
    :v3 0.0168
    :v4 0.0301
    :v5 0.0547
    :v6 0.4432
    :x1 :v1
    :x2 :v2
    :x3 :v3
    :x4 :v2
    :x5 :v1
    :x6 :v2
    :x7 :v4
    :x8 :v5
    :x9 :v4
    :x10 :v2
    :x11 :v3
    :x12 :v5
    :x13 :v6
    :x14 :v5
    :x15 :v3
    :x16 :v2
    :x17 :v4
    :x18 :v5
    :x19 :v4
    :x20 :v2
    :x21 :v1
    :x22 :v2
    :x23 :v3
    :x24 :v2
    :x25 :v1
  ]
  set val1 (:x1)
  set val2 ( :x1 + :x2 )
  set val3 ( val2 + :x3 )
  set val4 ( val3 + :x4 )
  set val5 ( val4 + :x5 )
  set val6 ( val5 + :x6 )
  set val7 ( val6 + :x7 )
  set val8 ( val7 + :x8 )
  set val9 ( val8 + :x9 )
  set val10 ( val9 + :x10 )

```

```

set val11 ( val10 + :x11 )
set val12 ( val11 + :x12 )
set val13 ( val12 + :x13 )
set val14 ( val13 + :x14 )
set val15 ( val14 + :x15 )
set val16 ( val15 + :x16 )
set val17 ( val16 + :x17 )
set val18 ( val17 + :x18 )
set val19 ( val18 + :x19 )
set val20 ( val19 + :x20 )
set val21 ( val20 + :x21 )
set val22 ( val21 + :x22 )
set val23 ( val22 + :x23 )
set val24 ( val23 + :x24 )
set val25 ( val24 + 0.0001 )
]
end

to simulation
set time time + 1
ask-A [ choisir_cellule ]
ask-A [marque_zone]
couleur
imprim
end

to imprim
print time
ask-patches [print nbA]
end

to couleur
ask-patches [
  scale-pc red nbA 30 0
  if nbA = 0 [setpc 69]
]
end

```

Commandes au niveau des agents :

```

turtles-own [x y x1 y1 comb trans]
;-----
to choisir_cellule
  let [:selection ( (random 10000 ) / 10000 )]
  set comb :selection
  if ( :selection < val1 ) [set x -2 set y 2]
  if ( :selection >= val1 and :selection < val2 ) [set x -1 set y 2]
  if ( :selection >= val2 and :selection < val3 ) [set x 0 set y 2]
  if ( :selection >= val3 and :selection < val4 ) [set x 1 set y 2]
  if ( :selection >= val4 and :selection < val5 ) [set x 2 set y 2]
  if ( :selection >= val5 and :selection < val6 ) [set x -2 set y 1]
  if ( :selection >= val6 and :selection < val7 ) [set x -1 set y 1]
  if ( :selection >= val7 and :selection < val8 ) [set x 0 set y 1]
  if ( :selection >= val8 and :selection < val9 ) [set x 1 set y 1]
  if ( :selection >= val9 and :selection < val10 ) [set x 2 set y 1]
  if ( :selection >= val10 and :selection < val11 ) [set x -2 set y 0]
  if ( :selection >= val11 and :selection < val12 ) [set x -1 set y 0]
  if ( :selection >= val12 and :selection < val13 ) [set x 0 set y 0]
  if ( :selection >= val13 and :selection < val14 ) [set x 1 set y 0]
  if ( :selection >= val14 and :selection < val15 ) [set x 2 set y 0]
  if ( :selection >= val15 and :selection < val16 ) [set x -2 set y -1]
  if ( :selection >= val16 and :selection < val17 ) [set x -1 set y -1]
  if ( :selection >= val17 and :selection < val18 ) [set x 0 set y -1]
  if ( :selection >= val18 and :selection < val19 ) [set x 1 set y -1]
  if ( :selection >= val19 and :selection < val20 ) [set x 2 set y -1]
  if ( :selection >= val20 and :selection < val21 ) [set x -2 set y -2]
  if ( :selection >= val21 and :selection < val22 ) [set x -1 set y -2]
  if ( :selection >= val22 and :selection < val23 ) [set x 0 set y -2]
  if ( :selection >= val23 and :selection < val24 ) [set x 1 set y -2]
  if ( :selection >= val24 ) [set x 2 set y -2]
  choisir_agent
end
;-----
to choisir_agent
  grab (pick (list-of-turtles-at x y))
  [if ((breed-of partner) = AP)

```

```
        [set breed-of partner A
        set trans-of partner 1
        ]
end
;-----
to marque_zone
if (trans = 1) [
    set nbA nbA + 1
    set trans 0
    set adoptants adoptants + 1
]
end
```


Annexe N° 3

Ce programme permet de simuler la diffusion d'une innovation en respectant le protocole et les hypothèses proposées par T. Hägerstrand dans le modèle III (1967, 263-285).

Commandes au niveau de l'Observer :

```

breeds [AP A]
patches-own [nbA val1 val2 val3 val4 val5 val6 val7 val8 val9 val10 val11 val12
val13 val14 val15 val16 val17 val18 val19 val20 val21 val22 val23 val24 val25 ]
globals [time adoptants]
;-----
to init
ca
ask-patches [repeat 2 [sprout[
    set breed AP
    ht
    set resistance 1
]]]
ask-patches [repeat 7 [sprout[
    set breed AP
    ht
    set resistance 2
]]]
ask-patches [repeat 12 [sprout[
    set breed AP
    ht
    set resistance 3
]]]
ask-patches [repeat 7 [sprout[
    set breed AP
    ht
    set resistance 4
]]]
ask-patches [repeat 2 [sprout[
    set breed AP
    ht
    set resistance 5
]]]
ask-patch-at 0 0[
let [:toi (pick (list-of-turtles-with [(distance 0 0) < 1 and (resistance =
1)]))]
ask-turtle :toi [set breed A]
set nbA nbA + 1
set adoptants adoptants + 1
]
CMI
couleur
imprim
end
;-----
to CMI
ask-patches [
let [
:v1 0.0096
:v2 0.0140
:v3 0.0168
:v4 0.0301
:v5 0.0547
:v6 0.4432
:x1 :v1

```

```

:x2 :v2
:x3 :v3
:x4 :v2
:x5 :v1
:x6 :v2
:x7 :v4
:x8 :v5
:x9 :v4
:x10 :v2
:x11 :v3
:x12 :v5
:x13 :v6
:x14 :v5
:x15 :v3
:x16 :v2
:x17 :v4
:x18 :v5
:x19 :v4
:x20 :v2
:x21 :v1
:x22 :v2
:x23 :v3
:x24 :v2
:x25 :v1
]
set val1 (:x1)
set val2 ( :x1 + :x2 )
set val3 ( val2 + :x3 )
set val4 ( val3 + :x4 )
set val5 ( val4 + :x5 )
set val6 ( val5 + :x6 )
set val7 ( val6 + :x7 )
set val8 ( val7 + :x8 )
set val9 ( val8 + :x9 )
set val10 ( val9 + :x10 )
set val11 ( val10 + :x11 )
set val12 ( val11 + :x12 )
set val13 ( val12 + :x13 )
set val14 ( val13 + :x14 )
set val15 ( val14 + :x15 )
set val16 ( val15 + :x16 )
set val17 ( val16 + :x17 )
set val18 ( val17 + :x18 )
set val19 ( val18 + :x19 )
set val20 ( val19 + :x20 )
set val21 ( val20 + :x21 )
set val22 ( val21 + :x22 )
set val23 ( val22 + :x23 )
set val24 ( val23 + :x24 )
set val25 ( val24 + 0.0001 )
]
end
;-----
to simulation
set time time + 1
ask-A [ choisir_cellule ]
ask-turtles [marque_zone]
couleur
imprim
end

to imprim
print time
ask-patches [print nbA]
end

to couleur
ask-patches [
  ifelse nbA = 0
  [setpc 69]
  [scale-pc red nbA 30 1]
]
end

```

Commandes au niveau des agents :

```

turtles-own [x y x1 y1 comb trans resistance]
;-----
to choisir_cellule
  let [:selection ( (random 10000 ) / 10000 )]
  set comb :selection
  if ( :selection < val1 ) [set x -2 set y 2]
  if ( :selection >= val1 and :selection < val2 ) [set x -1 set y 2]
  if ( :selection >= val2 and :selection < val3 ) [set x 0 set y 2]
  if ( :selection >= val3 and :selection < val4 ) [set x 1 set y 2]
  if ( :selection >= val4 and :selection < val5 ) [set x 2 set y 2]
  if ( :selection >= val5 and :selection < val6 ) [set x -2 set y 1]
  if ( :selection >= val6 and :selection < val7 ) [set x -1 set y 1]
  if ( :selection >= val7 and :selection < val8 ) [set x 0 set y 1]
  if ( :selection >= val8 and :selection < val9 ) [set x 1 set y 1]
  if ( :selection >= val9 and :selection < val10 ) [set x 2 set y 1]
  if ( :selection >= val10 and :selection < val11 ) [set x -2 set y 0]
  if ( :selection >= val11 and :selection < val12 ) [set x -1 set y 0]
  if ( :selection >= val12 and :selection < val13 ) [set x 0 set y 0]
  if ( :selection >= val13 and :selection < val14 ) [set x 1 set y 0]
  if ( :selection >= val14 and :selection < val15 ) [set x 2 set y 0]
  if ( :selection >= val15 and :selection < val16 ) [set x -2 set y -1]
  if ( :selection >= val16 and :selection < val17 ) [set x -1 set y -1]
  if ( :selection >= val17 and :selection < val18 ) [set x 0 set y -1]
  if ( :selection >= val18 and :selection < val19 ) [set x 1 set y -1]
  if ( :selection >= val19 and :selection < val20 ) [set x 2 set y -1]
  if ( :selection >= val20 and :selection < val21 ) [set x -2 set y -2]
  if ( :selection >= val21 and :selection < val22 ) [set x -1 set y -2]
  if ( :selection >= val22 and :selection < val23 ) [set x 0 set y -2]
  if ( :selection >= val23 and :selection < val24 ) [set x 1 set y -2]
  if ( :selection >= val24 ) [set x 2 set y -2]
choisir_agent
end
;-----
to choisir_agent
  grab (pick (list-of-turtles-at x y))
  [if ((breed-of partner) = AP)
  [set trans-of partner 1
  ]
]
end
;-----
to marque_zone
if (trans = 1) [set resistance resistance - 1
  ifelse (resistance = 0)
  [
  set breed A
  set nbA nbA + 1
  set trans 0
  set adoptants adoptants + 1]
  [set trans 0]
]
end

```

Annexe N° 4

Ce programme permet de simuler la diffusion des subventions pour le développement des prairies dans le comté d'Asby dans les années 1930. Cette simulation respecte le protocole et les hypothèses proposées par T. Hägerstrand dans l'article "*A monte carlo simulation of diffusion*" (1965).

Commandes au niveau de l'Observer :

```

patches-own [ zone bn be bs bo bdne bdno bdse bdso nbAP nbA va11 va12 va13 va14
va15 va16 va17 va18 va19 va110 va111 va112 va113 va114 va115 va116 va117 va118
va119 va120 va121 va122 va123 va124 va125 ]
breeds [AP A V]
turtles-own [trans]
globals [iterations cumul total-adoptants potentiel ]
;-----
to setup
ca
ask-patch-at -3 6 [set zone 1 set be 0.5 repeat 3 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 6 [set zone 1 set bo 0.5 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 6 [set zone 1 set be 0.5 set bdse 0.5 repeat 3 [sprout [ht set
breed AP]]]
ask-patch-at 0 6 [set zone 1 set bo 0.5 set bdso 0.5 repeat 9 [sprout [ht set breed
AP]]]
ask-patch-at 1 6 [set zone 1 repeat 3 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 6 [set zone 1 set bn 1 set be 0.5 set bdne 1 repeat 9 [sprout [ht
set breed AP]]]
ask-patch-at 3 6 [set zone 1 set bn 0.5 set bo 0.5 set bdno 0.5 repeat 3 [sprout
[ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 5 [set zone 1 repeat 9 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 5 [set zone 1 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 5 [set zone 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 5 [set zone 1 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 5 [set zone 1 repeat 24 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 5 [set zone 1 set be 0.5 set bdne 0.5 set bdse 1 repeat 8 [sprout
[ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 5 [set zone 1 set bo 0.5 set bdno 0.5 set bdso 1 repeat 16 [sprout
[ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 5 [set zone 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 5 [set zone 1 repeat 12 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 5 [set zone 1 repeat 12 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 5 [set zone 1 repeat 2 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -7 4 [set zone 1 set be 0.5 set bdse 0.5 repeat 2 [sprout [ht set
breed AP]]]
ask-patch-at -6 4 [set zone 1 set bo 0.5 set bdso 0.5 repeat 13 [sprout [ht set
breed AP]]]
ask-patch-at -5 4 [set zone 1 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 4 [set zone 1 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 4 [set zone 1 repeat 11 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 4 [set zone 1 repeat 18 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 4 [set zone 1 set bs 0.5 set be 1 set bdne 1 set bdse 1 repeat 13
[sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 4 [set zone 1 set bo 1 set be 1 set bs 1 set bdno 1 set bdse 1 set
bdso 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 4 [set zone 1 set bo 1 set be 0.5 repeat 11 [sprout [ht set breed
AP]]]
ask-patch-at 2 4 [set zone 1 set bo 0.5 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 4 [set zone 1 repeat 17 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 4 [set zone 1 set be 1 set bdse 1 repeat 12 [sprout [ht set breed
AP]]]
ask-patch-at 5 4 [set zone 1 set bo 1 set bdso 1 repeat 4 [sprout [ht set breed
AP]]]
ask-patch-at -7 3 [set zone 1 set be 0.5 set bdne 0.5 set bdse 0.5 repeat 1 [sprout
[ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 3 [set zone 1 set bo 0.5 set bdno 0.5 set bdso 0.5 repeat 7 [sprout
[ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 3 [set zone 1 set be 1 repeat 7 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 3 [set zone 1 set bo 1 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 3 [set zone 1 repeat 12 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 3 [set zone 1 set bs 0.5 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]

```

```

ask-patch-at -1 3 [set zone 1 set bn 0.5 set bdne 1 repeat 22 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 3 [set zone 1 set bn 1 set bdno 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 3 [set zone 1 repeat 11 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 3 [set zone 1 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 3 [set zone 1 repeat 23 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 3 [set zone 1 set be 1 set bs 1 set bdne 1 set bdse 1 repeat 23 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 3 [set zone 1 set bo 1 set bs 1 set bdno 1 set bdso 1 repeat 1 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 2 [set zone 1 set bo 0.5 repeat 8 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 2 [set zone 1 repeat 5 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 2 [set zone 1 set bs 1 set bdse 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 2 [set zone 1 set be 1 set bs 0.5 set bdse 1 set bdso 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 2 [set zone 1 set bo 1 set bn 0.5 set bs 0.5 set bdno 1 set bdso 1 repeat 11 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 2 [set zone 1 repeat 11 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 2 [set zone 1 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 2 [set zone 1 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 2 [set zone 1 repeat 8 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 2 [set zone 1 repeat 13 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 2 [set zone 1 set bn 1 set bdne 1 repeat 17 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 2 [set zone 1 set bn 1 set be 1 set bdno 1 set bdne 1 repeat 11 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -7 1 [set zone 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 1 [set zone 1 repeat 31 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 1 [set zone 1 set be 0.5 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 1 [set zone 1 set bo 0.5 set bn 1 set be 1 set bdno 1 set bdne 1 repeat 18 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 1 [set zone 1 set bo 1 set bn 0.5 set bdno 1 set bdne 1 repeat 17 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 1 [set zone 1 set bn 0.5 set bdno 0.5 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 1 [set zone 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 1 [set zone 1 set bdso 0.5 repeat 18 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 1 [set zone 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 1 [set zone 1 repeat 13 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 1 [set zone 1 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 1 [set zone 1 repeat 24 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 1 [set zone 1 repeat 21 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 6 1 [set zone 1 repeat 2 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -7 0 [set zone 1 set bo 1 repeat 13 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 0 [set zone 1 repeat 27 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 0 [set zone 1 repeat 28 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 0 [set zone 1 repeat 25 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 0 [set zone 1 repeat 17 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 0 [set zone 1 repeat 18 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 0 [set zone 1 set be 0.5 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 0 [set zone 1 set bo 0.5 set bs 0.5 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 0 [set zone 1 repeat 24 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 0 [set zone 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 0 [set zone 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 0 [set zone 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 0 [set zone 1 set be 1 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -7 -1 [set zone 1 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 -1 [set zone 1 repeat 26 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 -1 [set zone 1 repeat 36 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 -1 [set zone 1 repeat 24 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 -1 [set zone 1 repeat 19 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 -1 [set zone 1 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 -1 [set zone 1 set bs 1 set bdne 0.5 repeat 12 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 -1 [set zone 1 set bn 0.5 set be 0.5 set bdne 0.5 repeat 18 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 -1 [set zone 1 set bo 0.5 set bs 0.5 set bdso 0.5 repeat 23 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 -1 [set zone 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 -1 [set zone 1 repeat 22 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 -1 [set zone 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 -1 [set zone 1 repeat 15 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 -2 [set zone 1 repeat 8 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 -2 [set zone 1 repeat 21 [sprout [ht set breed AP]]]

```

```

ask-patch-at -4 -2 [set zone 1 repeat 26 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 -2 [set zone 1 repeat 16 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 -2 [set zone 1 set bs 1 set bdse 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 -2 [set zone 1 set bn 1 set bs 1 set bdso 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 0 -2 [set zone 1 set bdne 0.5 repeat 7 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 1 -2 [set zone 1 set bn 0.5 repeat 1 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 -2 [set zone 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 3 -2 [set zone 1 set bs 1 set bdse 1 repeat 10 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 -2 [set zone 1 set be 1 set bs 1 set bdso 1 set bdse 1 repeat 9 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 5 -2 [set zone 1 set bo 1 set bs 1 set bdse 1 repeat 2 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 -3 [set zone 1 repeat 5 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 -3 [set zone 1 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 -3 [set zone 1 repeat 31 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 -3 [set zone 1 repeat 14 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 -3 [set zone 1 set bn 1 set bdne 1 repeat 8 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 -3 [set zone 1 set bn 1 set bdno 1 repeat 13 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 4 -3 [set zone 1 set bn 1 set bdne 1 set bdno 1 repeat 1 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -6 -4 [set zone 1 set be 1 repeat 3 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 -4 [set zone 1 set bo 1 repeat 20 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 -4 [set zone 1 repeat 24 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 -4 [set zone 1 repeat 29 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 -4 [set zone 1 set be 1 repeat 8 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -1 -4 [set zone 1 set bo 1 repeat 1 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -5 -5 [set zone 1 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -4 -5 [set zone 1 repeat 5 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -3 -5 [set zone 1 repeat 6 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at -2 -5 [set zone 1 repeat 4 [sprout [ht set breed AP]]]
ask-patch-at 2 7 [set bs 1 set bdse 0.5]
ask-patch-at 3 7 [set bs 0.5 set bdso 0.5]
ask-patch-at -7 2 [set be 0.5 set bdne 0.5]
ask-patch-at 6 3 [set bdso 1]
ask-patch-at 6 2 [set bo 1]
ask-patch-at -8 0 [set be 1]
ask-patch-at 6 0 [set bo 1]
ask-patch-at 0 -3 [set be 0.5 set bs 1 set bdse 1]
ask-patch-at 1 -3 [set bo 0.5]
ask-patch-at 3 -3 [set bn 1 set bdne 1]
ask-patch-at 5 -3 [set bn 1 set bdno 1]
ask-patch-at 1 -4 [set bdno 1]
ask-patch-at 0 -4 [set bn 1]
marque_zone
set potentiel count-turtles
AP_virtuels
setup_graph
end
;-----
to marque_zone
ask-turtles [
  if (breed = AP) [set nbAP nbAP + 1]
  if (breed = A) [set nbA nbA + 1]
]
end
;-----
to AP_virtuels
ask-patches [
  if (nbAP = 0) [
    set zone 0 sprout [ht set breed v]
  ]
]
ask-turtles [
  if (breed = v)[
    set nbAP 0
    seth 0
    repeat 8 [let [:a (count-AP-towards 0 1)]
      set nbAP (nbAP + :a)
      rt 45
    ]
    seth 0
    repeat 16 [let [:a (count-AP-towards 0 2.2)]

```

```

        set nbAP (nbAP + :a)
        rt 22.5
    ]
    die
]
ask-patches [if (zone = 0) [
    set nbAP round (nbAP / 24)
    repeat nbAP [sprout [ht set breed AP]]
]
]
end
;-----
to setup_graph
    ppl ppreset setppc red ppd
    setplot-xmax 20
    setplot-ymax 100
    setplot-title "frequences cummulees d adoption"
end
;-----
to population_CMIS
ask-patches [ if (zone = 1) [
    scale-pc blue nbAP 36 1
    ]
    if (zone = 0) [ifelse (nbAP != 0)
    [setpc 68]
    [setpc gray]
    ]
]
CMIS
end
;-----
to CMIS
ask-patches [
    if nbAP > 0 [
        let [
            :v1 0.0096
            :v2 0.0140
            :v3 0.0168
            :v4 0.0301
            :v5 0.0547
            :v6 0.4432
            :x1 ((nbAP-at -2 2) * :v1)
            :x2 ((nbAP-at -1 2) * :v2)
            :x3 ((nbAP-at 0 2) * :v3)
            :x4 ((nbAP-at 1 2) * :v2)
            :x5 ((nbAP-at 2 2) * :v1)
            :x6 ((nbAP-at -2 1) * :v2)
            :x7 ((nbAP-at -1 1) * :v4)
            :x8 ((nbAP-at 0 1) * :v5)
            :x9 ((nbAP-at 1 1) * :v4)
            :x10 ((nbAP-at 2 1) * :v2)
            :x11 ((nbAP-at -2 0) * :v3)
            :x12 ((nbAP-at -1 0) * :v5)
            :x13 ((nbAP-at 0 0) * :v6)
            :x14 ((nbAP-at 1 0) * :v5)
            :x15 ((nbAP-at 2 0) * :v3)
            :x16 ((nbAP-at -2 -1) * :v2)
            :x17 ((nbAP-at -1 -1) * :v4)
            :x18 ((nbAP-at 0 -1) * :v5)
            :x19 ((nbAP-at 1 -1) * :v4)
            :x20 ((nbAP-at 2 -1) * :v2)
            :x21 ((nbAP-at -2 -2) * :v1)
            :x22 ((nbAP-at -1 -2) * :v2)
            :x23 ((nbAP-at 0 -2) * :v3)
            :x24 ((nbAP-at 1 -2) * :v2)
            :x25 ((nbAP-at 2 -2) * :v1)
            :somme (:x1 + :x2 + :x3 + :x4 + :x5 + :x6 + :x7 + :x8 + :x9 + :x10 + :x11 +
            :x12 + :x13 + :x14 + :x15 + :x16 + :x17 + :x18 + :x19 + :x20 + :x21 + :x22 +
            :x23 + :x24 + :x25)
            :x1 (:x1 / :somme)
            :x2 (:x2 / :somme)
            :x3 (:x3 / :somme)
            :x4 (:x4 / :somme)
            :x5 (:x5 / :somme)
            :x6 (:x6 / :somme)
            :x7 (:x7 / :somme)

```

```

:x8 (:x8 / :somme)
:x9 (:x9 / :somme)
:x10 (:x10 / :somme)
:x11 (:x11 / :somme)
:x12 (:x12 / :somme)
:x13 (:x13 / :somme)
:x14 (:x14 / :somme)
:x15 (:x15 / :somme)
:x16 (:x16 / :somme)
:x17 (:x17 / :somme)
:x18 (:x18 / :somme)
:x19 (:x19 / :somme)
:x20 (:x20 / :somme)
:x21 (:x21 / :somme)
:x22 (:x22 / :somme)
:x23 (:x23 / :somme)
:x24 (:x24 / :somme)
]
set val1 (:x1)
set val2 ( :x1 + :x2 )
set val3 ( val2 + :x3 )
set val4 ( val3 + :x4 )
set val5 ( val4 + :x5 )
set val6 ( val5 + :x6 )
set val7 ( val6 + :x7 )
set val8 ( val7 + :x8 )
set val9 ( val8 + :x9 )
set val10 ( val9 + :x10 )
set val11 ( val10 + :x11 )
set val12 ( val11 + :x12 )
set val13 ( val12 + :x13 )
set val14 ( val13 + :x14 )
set val15 ( val14 + :x15 )
set val16 ( val15 + :x16 )
set val17 ( val16 + :x17 )
set val18 ( val17 + :x18 )
set val19 ( val18 + :x19 )
set val20 ( val19 + :x20 )
set val21 ( val20 + :x21 )
set val22 ( val21 + :x22 )
set val23 ( val22 + :x23 )
set val24 ( val23 + :x24 )
set val25 ( val24 + 0.001 )
]
end
;-----
to init_couleur
ask-patches [
  if nbAP > 0 and (zone = 1) [setpc 19.999]
  if (zone = 0) [setpc 68]
]
end
;-----
to AdoptantsInit
ask-patch-at -2 5 [
  let [:toi one-of-AP-here]
  ask-turtle :toi [set breed A]
  set nbAP nbAP - 1
  set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -1 5 [
  let [:toi one-of-AP-here]
  ask-turtle :toi [set breed A]
  set nbAP nbAP - 1
  set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at 2 4 [
  let [:toi one-of-AP-here]
  ask-turtle :toi [set breed A]
  set nbAP nbAP - 1
  set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -4 3 [
  repeat 5 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
  ]
]

```



```

        set nbAP nbAP - 1
        set nbA nbA + 1
    ]
ask-patch-at 4 3 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -4 2 [
    repeat 2 [
        let [:toi one-of-AP-here]
        ask-turtle :toi [set breed A]
        set nbAP nbAP - 1
        set nbA nbA + 1
    ]
]
ask-patch-at -4 1 [
    repeat 2 [
        let [:toi one-of-AP-here]
        ask-turtle :toi [set breed A]
        set nbAP nbAP - 1
        set nbA nbA + 1
    ]
]
ask-patch-at -5 0 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -2 0 [
    repeat 3 [
        let [:toi one-of-AP-here]
        ask-turtle :toi [set breed A]
        set nbAP nbAP - 1
        set nbA nbA + 1
    ]
]
ask-patch-at -6 -1 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -4 -1 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -3 -1 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -4 -2 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
ask-patch-at -5 -3 [
    let [:toi one-of-AP-here]
    ask-turtle :toi [set breed A]
    set nbAP nbAP - 1
    set nbA nbA + 1
]
couleur
set total-adoptants count-turtles-with [breed = A]
end
;-----
to couleur
ask-patches [ if (zone = 1) [
    scale-pc red nbA 36 0

```

```

    ]
end
;-----
to diffusion
  if cumul >= 100 [stop]
  set iterations iterations + 1
  ask-A [ choisir_cellule ]
  ask-A [marque_zone]
  couleur
  cumul_adoptants
  graph_it
end
;-----
to graph_it
  pp1 plot cumul
end
;-----
to cumul_adoptants
  set total-adoptants count-turtles-with [ (zone = 1) and (breed = A) ]
  set cumul ((total-adoptants / potentiel) * 100)
  print iterations
  valeurs_grille_adoptants
end
;-----
to valeurs_grille_adoptants
ask-patches [
  if (zone = 1) and ( (nbA > 0) or (nbAP > 0) ) [
    print nbA
  ]
]
end
;-----
to show_barrier
ask-patches [ifelse (bo != 0) or (bn != 0) or (be != 0) or (bs != 0) or (bdno != 0)
or (bdne != 0) or (bdso != 0) or (bdse != 0)
  [setpc 38]
  [ifelse (zone = 1)
  [setpc white]
  [setpc 68]
  ]
]
end

```

Commandes au niveau des agents :

```

turtles-own [x y x1 y1 comb]
;-----
to choisir_cellule
  let [:selection ( (random 10000 ) / 10000 )]
  set comb :selection
  if ( :selection < val1 ) [set x -2 set y 2]
  if ( :selection >= val1 and :selection < val2 ) [set x -1 set y 2]
  if ( :selection >= val2 and :selection < val3 ) [set x 0 set y 2]
  if ( :selection >= val3 and :selection < val4 ) [set x 1 set y 2]
  if ( :selection >= val4 and :selection < val5 ) [set x 2 set y 2]
  if ( :selection >= val5 and :selection < val6 ) [set x -2 set y 1]
  if ( :selection >= val6 and :selection < val7 ) [set x -1 set y 1]
  if ( :selection >= val7 and :selection < val8 ) [set x 0 set y 1]
  if ( :selection >= val8 and :selection < val9 ) [set x 1 set y 1]
  if ( :selection >= val9 and :selection < val10 ) [set x 2 set y 1]
  if ( :selection >= val10 and :selection < val11 ) [set x -2 set y 0]
  if ( :selection >= val11 and :selection < val12 ) [set x -1 set y 0]
  if ( :selection >= val12 and :selection < val13 ) [set x 0 set y 0]
  if ( :selection >= val13 and :selection < val14 ) [set x 1 set y 0]
  if ( :selection >= val14 and :selection < val15 ) [set x 2 set y 0]
  if ( :selection >= val15 and :selection < val16 ) [set x -2 set y -1]
  if ( :selection >= val16 and :selection < val17 ) [set x -1 set y -1]
  if ( :selection >= val17 and :selection < val18 ) [set x 0 set y -1]
  if ( :selection >= val18 and :selection < val19 ) [set x 1 set y -1]
  if ( :selection >= val19 and :selection < val20 ) [set x 2 set y -1]
  if ( :selection >= val20 and :selection < val21 ) [set x -2 set y -2]
  if ( :selection >= val21 and :selection < val22 ) [set x -1 set y -2]
  if ( :selection >= val22 and :selection < val23 ) [set x 0 set y -2]
  if ( :selection >= val23 and :selection < val24 ) [set x 1 set y -2]
  if ( :selection >= val24 ) [set x 2 set y -2]

```

```

    check_barrier
end
;-----
to check_barrier
let [ :arrx (xcor + x) :arry (ycor + y)]
set x1 :arrx set y1 :arry
if (xcor = :arrx) and (ycor = :arry) and (count-turtles-here) > 1
  [choisir_agent]
if (xcor = :arrx) and (ycor < :arry)
  [ifelse (bn = 0) and ((bs-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse (bn = 1) or ((bs-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
if (xcor = :arrx) and (ycor > :arry)
  [ifelse (bs = 0) and ((bn-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse (bs = 1) or ((bn-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
if (xcor < :arrx) and (ycor = :arry)
  [ifelse (be = 0) and ((bo-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse (be = 1) or ((bo-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
if (xcor > :arrx) and (ycor = :arry)
  [ifelse (bo = 0) and ((be-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse (bo = 1) or ((be-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
if (xcor > :arrx) and (ycor < :arry)
  [ifelse (bn = 0) and (bo = 0) and (bdno = 0) and ((be-at :arrx :arry) = 0) and
  ((bs-at :arrx :arry) = 0) and ((bdse-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse ((bn = 1) and (bo = 1)) or (bdno = 1) or ( ((bs-at :arrx :arry) = 1)
  and ((be-at :arrx :arry) = 1) ) or ((bdse-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
if (xcor < :arrx) and (ycor < :arry)
  [ifelse (bn = 0) and (be = 0) and (bdne = 0) and ((bs-at :arrx :arry) = 0)
  and ((bo-at :arrx :arry) = 0) and ((bdso-at :arrx :arry) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse ((bn = 1) and (be = 1)) or (bdne = 1) or ( ((bs-at :arrx :arry) = 1)
  and ((bo-at :arrx :arry) = 1) ) or ((bdso-at :arrx :arry) = 1)
  [stop]
  [ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
]

```

```

]
if (xcor < :arrx) and (ycor > :array)
  [ifelse (bs = 0) and (be = 0) and (bdse = 0) and ((bn-at :arrx :array) = 0)
and ((bo-at :arrx :array) = 0) and ((bdno-at :arrx :array) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse ((bs = 1) and (be = 1)) or (bdse = 1) or ( ((bn-at :arrx :array) = 1)
and ((bo-at :arrx :array) = 1) ) or ((bdno-at :arrx :array) = 1)
  [stop]
  [ ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
]
if (xcor > :arrx) and (ycor > :array)
  [ifelse (bs = 0) and (bo = 0) and (bdso = 0) and ((bn-at :arrx :array) = 0)
and ((be-at :arrx :array) = 0) and ((bdne-at :arrx :array) = 0)
  [choisir_agent]
  [ifelse ((bs = 1) and (bo = 1)) or (bdso = 1) or ( ((bn-at :arrx :array) = 1)
and ((be-at :arrx :array) = 1) ) or ((bdne-at :arrx :array) = 1)
  [stop]
  [ ifelse ((random 100) < 50)
  [choisir_agent]
  [stop]
  ]
]
]
end
;-----
to choisir_agent
if (count-turtles-at x y) > 0 [
  grab (pick (list-of-turtles-at x y))
  [if ((breed-of partner) = AP)
  [set breed-of partner A
  print partner
  set trans-of partner 1]
  ]
]
end
;-----
to marque_zone
if (trans = 1) [
  set nbA nbA + 1
  set nbAP nbAP - 1
  set trans 0
]
end

```

Annexe N° 5

Ce programme permet de simuler la diffusion d'une innovation à partir de contacts entre agents qui appartiennent à un même réseau relationnel et à partir d'un mécanisme de mimétisme. La constitution des réseaux relationnels s'effectue selon deux principes : en respectant une contrainte spatiale de proximité, à partir du CMI pondéré et standardisé proposé par T. Hägerstrand (1967) ; de manière aléatoire, les agents sélectionne au hasard dans la grille leurs partenaires. Les agents *adoptants* ont alors la possibilité de transmettre des messages aux membres de leur réseau. Les agents *adoptants-potentiels* ont la possibilité d'obtenir des informations sur l'innovation soit par le biais de leur réseau relationnel, soit par l'observation de leur environnement. Lorsqu'ils sont mis en contact avec l'innovation par l'un ou l'autre de ces deux mécanismes, une procédure probabiliste est enclenchée qui permet de décider si l'adoption se réalise ou pas. Une fonction de décision dynamique est ainsi implémentée au niveau de chaque agent, fonction qui prend en compte le statut de l'agent – cinq niveaux d'adaptabilité – et qui prend en compte la nature de l'innovation, synthétisé par un paramètre (alpha).

Les conditions initiales du modèle (l'espace, la distribution de la population et les barrières à la communication) sont identiques à celles proposées en *Annexe N° 4*, elles ne sont donc pas reprises dans le programme qui suit où seules les nouvelles procédures et les nouveaux attributs sont présentée.

Commandes au niveau de l'Observer :

```
breeds [NA]
turtles-own [tempo saturation mémoire proba carnet x y]
globals [adoptants non-adoptants]
;-----
to type_agent
ask-turtles [if breed = AP [
    set saturation ((random 5) + 1)
]]
end
;-----
to réseau_proche
ask-turtles [set proba alpha]
ask-turtles [repeat 5 [choisir_cellule]]
end
;-----
to réseau_éloigné
ask-turtles [if (random 100) <= 5 [contact_lointain]]
end
;-----
to diffusion
ask-A [contact]
ask-AP [mimetisme]
ask-turtles [if (trans ne 0) [update]]
set adoptants count-turtles-with [(zone = 1) and (breed = A)]
set non-adoptants count-turtles-with [(zone = 1) and (breed = NA)]
if (adoptants + non-adoptants) >= 1619 [stop-all]
end
```

Commandes au niveau des agents :

```

to choisir_agent
if ((x = 0) and (y = 0) and ((count-turtles-at x y) > 1)) or ((x ne 0) or (y ne 0)
and ((count-turtles-at x y) > 0)) [
  let [:a pick (list-of-turtles-at x y) :b who]
  if not (:a = :b) [
    if not member? :a carnet
    [set carnet sentence carnet :a
ask-turtle :a [if not member? :b carnet
[set carnet sentence carnet :b]
]
]
]
]
end
;-----
to contact_lointain
let [:qui pick (list-of-turtles) :moi who]
if not (:qui = :moi) [
  let [:x ((xcor-of :qui) - (xcor-of :moi)) :y ((ycor-of :qui) - (ycor-of
:moi))]
  if not ((member? :x [-2 -1 0 1 2]) and (member? :y [-2 -1 0 1 2]))
  [if not member? :qui carnet
[set carnet sentence carnet :qui
ask-turtle :qui [if not member? :moi carnet
[set carnet sentence carnet :moi]
]
]
]
]
end
;-----
to mimetisme
set x pick [-1 0 1]
set y pick [-1 0 1]
if ((x = 0) and (y = 0) and (count-turtles-here) = 1) [stop]
check_barrier
end
;-----
to observe_voisinage
if (count-turtles-at x y) > 0 [
  let [:a pick (list-of-turtles-at x y) :b who]
  if not (:a = :b) [
    if (breed-of :a) = A [
      set mémoire mémoire + 1
      reflexion]
    ]
  ]
]
end
;-----
to contact
if not (empty? carnet) [
  let [:a pick carnet]
  ask-turtle :a [if (breed = AP) and (tempo = 0) [
    set mémoire mémoire + 0.5
    reflexion]
  ]
]
end
;-----
to reflexion
ifelse (random 101) > proba
[set tempo A
set trans 1
]
[proba_adopter]
end
;-----
to proba_adopter
ifelse (mémoire >= saturation)
[set tempo NA
set trans -1
]
[set proba (alpha + ((100 - alpha) * (mémoire / saturation)))]
end
;-----

```

```
to update
if not (tempo = 0) [
  set breed tempo
  set tempo 0
]
if (trans = 1) [
  set nbA nbA + 1
  set nbAP nbAP - 1
  set trans 0
]
if (trans = -1) [
  set nbNA nbNA + 1
  set nbAP nbAP - 1
  set trans 0
]
end
```

Annexe N° 6

Ce programme permet de simuler la diffusion d'une innovation selon les mêmes protocoles présentés en *Annexe N° 5*. Des modifications notables sont cependant introduites : les agents fermiers *adoptants* envoient des messages qui diminuent la probabilité de rejet des *adoptants potentiels* ; les agents fermiers *non-adoptants* envoient également des messages aux *adoptants-potentiels*, mais ceux-ci augmentent leur probabilité de rejet. Le poids de ces messages « positifs » et « négatifs » est pondéré par deux paramètres, r_1 et r_2 , qui peuvent être soumis à variation pendant les simulations. Ces messages n'agissent qu'à une échelle locale, lors des interactions entre agent. Une nouvelle procédure est également introduite est agit d'un point de vue global, sur l'ensemble des fonctions d'adoption des agents. Celle-ci est enclenchée au début de chaque itération, elle augmente la probabilité de rejet individuelle en fonction du nombre cumulé d'agents fermiers ayant adopté l'innovation. Cette influence du niveau collectif sur les décisions individuelles est également pondérée par un coefficient, C , qui peut être modifié pendant les simulations.

Les conditions initiales du modèle (l'espace, la distribution de la population et les barrières à la communication) sont identiques à celles proposées en *Annexe N° 4*, elles ne sont donc pas reprises dans le programme qui suit où seules les nouvelles procédures et les nouveaux attributs sont présentées.

Commandes au niveau de l'Observer :

```
to diffusion
set itération itération + 1
ask-turtles [set proba (proba + (((100 - proba) * (C / 10)) * (adoptants / 1619)))]
ask-turtles [if (breed = A) or (breed = NA) [contact]]
ask-AP [mimetisme]
ask-turtles [if (trans ne 0) [update]]
fréquences
couleur
set adoptants count-turtles-with [(zone = 1) and (breed = A)]
set non-adoptants count-turtles-with [(zone = 1) and (breed = NA)]
;graph_it
if (adoptants + non-adoptants) >= 1619 [stop-all]
end
```

Commandes au niveau des agents :

```
to observe_voisinage
if (count-turtles-at x y) > 0 [
  let [:a pick (list-of-turtles-at x y) :b who]
  if not (:a = :b) [
    if (breed-of :a) = A [
      set mémoire mémoire + 1
      set proba (proba + ( ( r1 / 10 ) * ( 0 - proba ) ) )
      reflexion]
    if (breed-of :a) = NA [
      set mémoire mémoire + 2
      set proba (proba + ( ( r2 / 10 ) * ( 100 - proba ) ) )
      reflexion]
  ]
]
```



```

end
;-----
to contact
if not (empty? carnet) [
  let [:a pick carnet]
  if breed = A [
    ask-turtle :a [if (breed = AP) and (tempo = 0) [
      set mémoire mémoire + 0.5
      set proba ( proba + ( ( r1 / 10 ) * ( 0 - proba ) ) )
      reflexion]
    ]
  ]
  if breed = NA [
    ask-turtle :a [if (breed = AP) and (tempo = 0) [
      set mémoire mémoire + 1
      set proba ( proba + ( ( r2 / 10 ) * ( 100 - proba ) ) )
      reflexion]
    ]
  ]
]
end

```

BIBLIOGRAPHIE

- ABBOTT E., YARBROUGH J.-P. (1989), *Seminar on the role of information in the diffusion process*. New-York, Department of communication, Cornell University.
- ABRAHAMSON E., ROSENKOPF L. (1997), « Social Network Effects on the Extent of Innovation Diffusion: A Computer Simulation », *Organization Science*, vol. 8, n° 3, p. 289-309.
- ALBIN P. S. (1975), *The analysis of complex socioeconomic systems*. London, Lexington Books.
- ALLEN P. M. (1991), « Spatial models of evolutionary systems », in D. Pumain (ed.), *Spatial Analysis and Population Dynamics*. Paris, Jhon Libbey-INED, Congresses and Colloquia, 6, p. 147-160.
- ALLPORT G., POSTMAN L. (1946), « An analysis of rumor », *Public Opinion Quartely*, n° 10, p. 501-517.
- ANTONA M., BOMMEL P., BOUSQUET F., LE PAGE C. (2002), « Interactions and organization in ecosystem management: the use of multi-agent systems to simulate incentive environmental policies », *Lecture Notes in Agent-Based Simulation 3* - Passau, 7-9 April 2002, Germany.
- ARROW K. J. (1962), « The economic implications of learning by doing », *Review of Economic Studies*, n° 29, p. 155-173.
- ARTHUR W. B. (1990), « Positive feedbacks in the economy », *Scientific American*, n° 2, p. 80-85.
- ASCHAN C., MATHIAN H., SANDERS L., MÄKILÄ K., (2000), « A spatial microsimulation of population dynamics in Southern France: a model integrating individual decisions and spatial constraints », in G. Ballot, G. Weisbuch (dir.), *Applications of simulation to social science*. Paris, Hermès.
- ATLAN H. (1979), *Entre le cristal et la fumée, Essai sur l'organisation du vivant*. Paris, Editions du Seuil, coll. Points Sciences.
- AURIAC F. (1983), *Système économique et espace: le vignoble languedocien*. Paris, Economica.
- AURIAC F., BRUNET R. (1986), *Espaces, jeux et enjeu*. Paris, Fondation Diderot, Fayard.
- AXELROD R. (1984), *The Evolution of Cooperation*. Harper and Collins.
- AXELROD R. (1995), « A model of the emergence of new political actors », in N. Gilbert, R. Conte (ed.), *Artificial societies : The computer simulation of social life*. London, UCL Press.
- AXELROD R. (1997), « Advancing the art of simulation in the social sciences », in R. Conte, R. Hegselmann, P. Terna (ed.), *Simulating social phenomena*. Berlin, Springer-Verlag, p. 21-40.
- AXTELL R., EPSTEIN J. (1994), « Agent-Based modeling : Understanding our creations », *Bulletin of the Santa Fe Institute*, vol. 9, n° 2, p. 28-32.
- BAILEY N. (1953), « The total size of a general stochastic epidemic », *Biometrika*, n° 40, p. 177-185.
- BAILEY N. (1957), *The mathematical theory of epidemics*. New-York, Hafner Publishing Co.
- BAILEY N. (1967), « Stochastic birth, death and migration processes for spatially distributed populations », *Biometrika*, n° 55, p. 189-198.
- BALCI O. (1994), « Validation, verification, and testing techniques throughout the life cycle of a simulation study », *Annals of Operations Research*, n° 53, p. 121-173.
- BALLOT G., WEISBUCH G. (dir.) (2000), *Application of simulation to social sciences*. Paris, Hermès-Lavoisier.
- BANERJEE A. (1992), « A simple model of herd behavior », *The Quartely Journal of Economics*, n° 107, p. 797-817.
- BARRETEAU O., BOUSQUET F. (2000), « SHADOC: a multi-agent model to tackle viability of irrigated systems », *Annals of Operations Research*, n° 94, p. 139-162.
- BARTON B., TOBLER W. (1971), « A spectral analysis of innovation diffusion », *Geographical Analysis*, n° 3, p. 182-186, p. 195-199.
- BASS F. (1969), « A new product growth model for consumer durables », *Management Science*, n° 15, p. 215-227.

- BASS F., KRISHNAN V., JAIN D. (1994), « Why the Bass model fits without decision variables », *Marketing Science*, vol. 13, n° 3, p. 203-223.
- BATAINI S., COFFEY W. (1998), « The location of High Knowledge Content Activities in the Canadian Urban System, 1971-1991 », *Cahiers de Géographie du Québec*, vol. 42, n° 115, p. 7-34.
- BATTY M. (1997), « Editorial: Urban systems as cellular automata », *Environment and Planning B*, n° 24 (2), p. 159-164.
- BATTY M., COUCLELIS H., EICHEN M. (1997), « Urban systems as cellular automata », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 159-164.
- BATTY M., JIANG B. (1999), « Multi-agent simulation: new approaches to exploring space-time dynamics within GIS », *Centre for Advanced Spatial Analysis, Working Papers Series*, n° 10, London, University College London.
- BATTY M., LONGLEY P. (1994), *Fractal cities*. London : Academic Press.
- BATTY M., XIE Y. (1994), « From cells to cities », *Environment and Planning B*, n° 21, p. 31-48.
- BATTY M., XIE Y., SUN Z. (1999), « The dynamics of urban sprawl », *Centre for Advanced Spatial Analysis, Working Papers Series*, n° 15.
- BEAL M., ROGERS E., BOHLEN J. (1957), « Validity of the concept of stages in the adoption process », *Rural Sociology*, n° 22 (2), p. 166-168.
- BENAYOUN R., MONIN J.-P., SERT B. (1973), *Initiation aux mathématiques des processus de diffusion, contagion et propagation*. Mouton-Gauthier-Villars, école pratique des Hautes-études-Sorbonne, sixième section : Sciences économiques et sociales.
- BENENSON I. (1998), « Multi-agent simulations of residential dynamics in the city », *Computers, Environment and Urban Systems*, n° 22, p. 25-42.
- BENENSON I. (1999), « Modelling population dynamics in the city : from a regional to a multi-agent approach », *Discrete Dynamics in Nature and Society*, n° 3, p. 149-170.
- BENENSON I., OMER I. (2001), « Agent-based modeling of residential distribution », *Working Paper*, Department of Geography and Human Environment, University Tel Aviv.
- BENNETT C. (1987), « Information, Dissipation and the definition of Organization », in D. Pine (ed.), *Emerging Synthesis in Science*, Reading, MA, p. 215-231.
- BERGSON H. (1941), *L'évolution créatrice*. Paris, P.U.F., coll. Quadrige, 6^{ème} ed.
- BERLEKAMP E., CONWAY J., GUY R. (1982), « Winning way for your mathematical plays », vol. 2 : *Games in particular*, London : Academic Press.
- BERRY B. (1972), « Hierarchical diffusion: the basis of developmental filtering and spread in a system of growth centers », in N. Hansen (ed.), *Growth centers in regional economic development*. New-York : Free Press, p. 109-117.
- BERTALANFFY L. Von (1968), *General systems theory, Foundation, Development, Applications*. New York : G. Braziller, trad. Française (1973), *Théorie générale des systèmes*. Paris : Dunod.
- BHARGAVA S., KUMAR A., MUKHERJEE A. (1993), « A Stochastic Cellular Automata Model of Innovation Diffusion », *Technological Forecasting and Social Change*, n° 44, p. 87-97.
- BLUE V., ADLER J.-L. (2001), « Using cellular automata microsimulation to model pedestrian walkways », *Transportation Research*, 35 B (3), p. 293-331.
- BOCCARA N., FUKS H. (1995), « Cellular automata models for diffusion of innovations », *Proceedings of the Sixth Meeting on Instabilities and Nonequilibrium Structures*, Santiago, Chili.
- BOCCARA N., FUKS H. (1998), « Modeling diffusion of innovations with probabilistic cellular automata », in M. Delorm, J. Mazoyer (ed.), *Cellular automata : A parallel model*. Amsterdam : Mathematics and its Applications, vol. 460.

- BOCQUET-APPEL J.-P., COURGEAU D., PUMAIN D. (ed.) (1996), *Analyse spatiale de données biodémographique*. Montrouge : INED et John Libbey EUROTEXT.
- BONABEAU E., THERAULAZ G. (1994), « Why Do We Need Artificial Life? », *Artificial Life I*, pp. 303-325.
- BONABEAU E., THERAULAZ G., DENEUBOURG J.- L., FRANKS N., RAFELSBERGER O., JOLY J.-L., BLANCO S. (1997a), « Self-organisation in social insects », Santa Fe Institute, *Working paper 97-04-032*.
- BONABEAU E., THERAULAZ G., DENEUBOURG J.- L., ARON S., CAMAZINE S. (1997b), « The emergence of pillars, walls and royal chambers in termite nests », Santa Fe Institute, *Working paper 97-04-033*.
- BONNEFOY J.- L., LE PAGE C., ROUCHIER J., BOUSQUET F. (2000), « Modelling spatial practices and social representation of space using multi-agent system », *International Conference on Computer Simulations and the Social Sciences*, Université Panthéon-Assas, Paris II, 18-20 septembre.
- BONNEFOY J.- L., BOUSQUET F., ROUCHIER J. (2001), « Modélisation d'une interaction individus, espace et société par les systèmes multi-agents : pâture en forêt virtuelle », *L'Espace géographique*, n° 1, p. 13-25.
- BOND A., GASSER L. (1988), *Readings in distributed artificial intelligence*. Los Altos, Morgan Kaufmann.
- BOON F. (1967), *A simple model for the diffusion of an innovation in an urban system*. University of Chicago, Center for urban studies.
- BOUDON R. (dir.) (1992), *Traité de sociologie*. Paris, PUF.
- BOUDON R., CHAZEL F., BOUVIER A. (1997), *Cognition et sciences sociales*. Paris, PUF.
- BOUSQUET F., GAUTIER D. (1999), « Comparaison de deux approches de modélisation des dynamiques spatiales par simulation multi-agents : Les approches spatiales et acteurs », *Cybergeo*, <http://www.Cybergeo.press.fr>.
- BOUSQUET F., LE PAGE C. (2000), *Simulation des systèmes complexes*. Montpellier, Support de Cours, 1er et 2ème partie, CIRAD, Tera - Espaces et Ressources - Green, Mai 2000.
- BOUSQUET F., LE PAGE C. (2001), « Systèmes multi-agents et écosystèmes », in J.-P. Briot, Y. Demazeau (dir.), *Principes et architecture des systèmes multi-agents*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Informatique et Systèmes d'Information, p. 235-266.
- BOWDEN L. W. (1965), « Diffusion of the decision to irrigate: simulation of the spread of a new resource management practice in the Colorado Northern high plain », *Research n° 97 Paper Series*, University of Chicago.
- BOX G., HUNTER W., HUNTER J. (1978), *Statistics for experimenters*. New-York, Wiley.
- BRAFMAN R., TENNENHOLTZ M. (1996), « On partially controlled multi-agent system », *Journal of Artificial Intelligence Research*, n° 4, p. 477-507.
- B RATMAN M. (1987), *Intention, plans and practical reason*. London, Harvard University Press.
- BRIOT J.- P., DEMAZEAU Y. (dir.) (2001), *Principes et architecture des systèmes multi-agents*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Informatique et Systèmes d'Information.
- BROOKS R. (1986), « A robust layered control system for a mobile robot », *IEEE Journal of Robotics and Automaton*, RA-2 (1), p. 14-23.
- BROOKS R. (1983), « Solving the Find-Path problem by good representation of free space », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 13, n° 3, p. 190-197.
- BROWN L. A. (1981), *Innovation Diffusion: A New Perspective*. London, Methuen.
- BRUNET R. (2000), « Des modèles en géographie ? Sens d'une recherche », *Bulletin de la société géographique de Liège*, vol. 39.
- BUDD T. (1997), *An introduction to Object-Oriented programming*. Boston, Addison-Wesley.
- BUNGE M. (1977), « Emergence and the mind », *Neuroscience*, n° 2, p. 501-509.

- BURA S., GUERIN-PACE F., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L. (1996), « Multi-agents systems and the dynamics of a settlement system », *Geographical Analysis*, vol. 28, n° 2.
- BURT R. S. (1987), « Social contagion and innovation : cohesion versus structural equivalence », *American Journal of Sociology*, n° 92, p. 1287-1335.
- BUSS S., PAPADIMITRIOU C. H., TSITSIKLIS J. (1991), « On the predictability of coupled automata », *Complex Systems* 5, p. 525-539.
- CASETTI E., SEMPLE R. K. (1969), « Concerning the testing of spatial diffusion hypotheses », *Geographical Analysis*, n° 1, p.254-259.
- CHAFFEE S. (1982), « Mass media and interpersonal channels: Competitive, convergent or complementarity ? », in G. Gumpert, R. Roberts (ed.) (1982), *Inter/Media: interpersonal communication in a media world*. New York, Oxford University Press, Second edition, p. 57-77.
- CHAID-DRAA B., JARRAS I., MOULIN B. (2001), « Systèmes multi-agents: principes généraux et applications », in J.-P. Briot, Y. Demazeau (dir.) (2001), *Principes et architecture des systèmes multi-agents*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Informatique et Systèmes d'Information, p. 28-70.
- CHAITIN G. J. (1977), « Algorithmic Information Theory », *IBM Journal of Research and Development*, n° 31, p. 350-359.
- CHAMUSSY H. (1986), « Production d'espace et système spatial ; la production de l'espace montagnard », in F. Auriac, R. Brunet (dir.), *Espaces, jeux et enjeux*. Paris, Fondation Diderot, Fayard, p. 191-202.
- CHARRE J. (2000), « Le pourquoi et le pourquoi pas », Avignon, *Géopoint*, Université d'Avignon et des pays de Vaucluse.
- CHATTERJEE R., ELIASHBERG J. (1990), « The innovation diffusion process in a heterogenous population : a micromodeling approach », *Management science*, n° 36, p. 1057-1079.
- CHATTOE E., GILBERS N. (1998a), « A basic simulation of information diffusion », Saint-Sauves d'Auvergnès, *Working Paper, Rencontres IMAGES*.
- CHATTOE E., GILBERS N. (1998b), « A simulation specification for innovation diffusion through social networks with boundedly rational agents », Saint-Sauves d'Auvergnès, *Working Paper, Rencontres IMAGES*.
- CHERY J.-P. (1998), *Modélisation d'un système spatial en zone frontalière: adéquation de la dynamique de système aux problèmes de la différenciation spatiale*. Grenoble, Thèse de doctorat, Institut de Géographie Alpine, Université Joseph Fourier.
- CLARK G. (1984), *Innovation diffusion : contemporary geographical approaches*. London, Institute of British Geographers, *CATMOG*, n° 40.
- CLARKE M., HOLM E. (1987), « Microsimulation methods in spatial analysis and planning », *Geografiska Annaler*, 69 B, n° 2, p. 144-164.
- CLERGUE G. (1997), *L'apprentissage de la complexité*. Paris, Editions Hermès.
- CLIFF A. D. (1968), « The neighborhood effect in the diffusion of innovation », *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 44, p. 75-84.
- CLIFF A. D., HAGGETT P., GRAHAM R. (1983), « Reconstruction of diffusion process at local scales : the 1904 measles epidemic in northwest Iceland », *Journal of Historical Geography*, n° 9, p. 29-46, p. 347-368.
- CLIFF A. D., HAGGETT P., ORD J. K., VERSEY G. (1981), *Spatial diffusion : an historical geography of epidemics in an island community*. Cambridge University Press.
- CLIFF A. D., ORD J. K. (1973), *Spatial autocorrelation*. London, Pion.
- CLIFF A. D., ORD J. K. (1975), « Space-time modelling with an application to regional forecasting », *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 64, p. 119-128.
- COLEMAN J., KATZ E., MENZEL H. (1957), « The Diffusion of an Innovation Among Physicians », *Sociometry*, n° 20, p. 253-270.

- COLEMAN J., KATZ E., MENZEL H. (1966), *Medical innovation : a diffusion study*. Indianapolis, The Bobbs-Merrill Company.
- COLLINOT A. (1988), *Le problème du contrôle dans un système flexible d'ordonnement*. Paris, Thèse de doctorat, Université Paris VI.
- COLONNA A., DI STEPHANO V., LOMBARDO S., PAPINI L., RABINO A. (1998), « Learning cellular automata: modelling urban modelling », *Proceedings of the 3rd International Conference on GeoComputation*, University of Bristol, 17-19 Septembre.
- COLELLA V., KLOPFER E., RESNICK M. (2001), *The adventures in modeling books*. Teachers College Press.
- CONTE R., HEGSELMANN R., TERNA P. (1997), *Simulating social phenomena*. Berlin, Springer-Verlag.
- COOK K., LEVI M. (1990), *The Limits of Rationality*. London, University of Chicago Press.
- COPP J., SILL M., BROWN E. (1958), « The function of information sources in the farm practice adoption process », *Rural Sociology*, n° 23 (2), p. 146-157.
- COQUILLARD P., HILL D. (1997), *Modélisation et simulation d'écosystèmes: des modèles déterministes aux simulations à évènements discrets*. Paris, Masson.
- COUCLELIS H. (1985), « Cellular worlds: A framework for modeling micro-macro dynamics », *Environment and Planning A*, n° 17, p. 585-596.
- COUCLELIS H. (1988), « Of mice and men: what rodent populations can teach us about complex spatial dynamics », *Environment and Planning A*, n° 20, p. 99-109.
- COUCLELIS H. (1989), « Macrostructure and microbehaviour in a metropolitan area », *Environment and Planning B*, n° 20, p. 99-109.
- COUCLELIS H. (1997), « From cellular automata to urban models: New principles for model development and implementation », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 165-174.
- CRAIG C. S. (1984), « Models of the retail location process :A review », *journal of retailing*, vol. 60, n° 1, p. 5-31.
- DAUDE E. (2001), « Analyse de processus centralisés de diffusion spatiale. Le cas des établissements de services rendus aux entreprises », *Actes des rencontres de ThéoQuant'01*, <http://thema.univ-fcomte.fr>.
- DAUDE E. (2002), « Localisations et dynamiques de diffusion des agences de travail intérimaire en France », *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, n° 2, p. 257-274.
- DAUPHINE A. (1987), *Les modèles de simulation en géographie*. Paris, Editions Economica.
- DAUPHINE A. (1999), « Une théorie des disparités géographiques », *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, n° 5, p. 899-914.
- DAWN C. (1999), « Landscape outcomes in a model of edge-effect externalities : A computational economics approach », *Santa Fe institut, working paper* 99-07-051.
- DELAHAYE J.-P. (1994), *Information, complexité et hasard*. Paris, Editions Hermès.
- DENEUBOURG J.-L. (1977), « Application de l'ordre par fluctuation à la description de certaines étapes de la construction du nid chez les termites », *Insectes Sociaux*, vol. 24, p. 117-130.
- DENEUBOURG J.-L. (1995), « Individuellement, les insectes sont bêtes, collectivement, ils sont intelligents », Genève, *Le Temps Stratégique*, n° 65.
- DENEUBOURG J.-L., PASTEELS J. (1987), *From individual to collective behaviour*. Bâle, Birkhauser.
- DE TEMPLE D. J. (1971), « A space preference approach to the diffusion of innovations :the spread of Harvestore Systems through Northeast Iowa », Bloomington, Indiana University, Department of Geography, *Geographic Monograph Series*.
- DODD S. (1956), « Testing message diffusion in harmonic logistic curves », *Psychomrika*, n° 21, p. 191-205.

- DORAN J. E., PALMER M., GILBERT N., MELLARS P. (1994), « The EOS project :modelling uper paleolithic social change », in N. Gilbert, J. E. Doran (ed.), *Simulating societies :the computer simulation of social phenomena*. London, UCL Press London, p. 195-222.
- DROGOUL A. (1993), *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents*. Paris, Thèse de Doctorat de l'Université Paris VI, spécialité Informatique.
- DROGOUL A., CORBARA B., LALANDE S. (1995), « Manta :new experimental results on the emergence of (artificial) ant societies », in N. Gilbert, R. Conte (ed.), *Artificial societies :the computer simulation of social life*. London, UCL Press.
- DROGOUL A., FERBER J. (1993), « From Tom-Thumb to the dockers: some experiments with foraging robots », in *From Animals to Animats II*. Cambridge, MIT Press, p. 451-459.
- DROGOUL A., FERBER J. (1994), « Multi-agent simulation as a tool for studying emergent processes in societies », in N. Gilbert, J. E. Doran (ed.), *Simulating societies :the computer simulation of social phenomena*. London, University of London College Press, p. 127-142.
- DUMOUCHEL P., DUPUY J.-P. (dir.) (1983), *Colloque de Cerisy: l'auto-organisation, de la physique au politique*. Paris, Seuil.
- DUPUY J.- P. (1982), *Ordres et désordres - Enquête sur un nouveau paradigme*. Paris, Edition du Seuil.
- DURAND-DASTES F., FAVORY F., FISCHES J.-L., PUMAIN D., RAYNAUD C., SANDERS L., Van der LEEUW L. (1998), *Archaeomedes. Des oppida aux métropoles. Archéologues et géographes en vallée du Rhône*. Paris, Anthropos, coll. Villes.
- DUREAU F., DUPONT V., LELIEVRE E., LEVY J.-P., LULLE T. (dir.) (2000), *Métropoles en mouvement: une comparaison internationale*. Paris, Anthropos, coll. Villes.
- DURFEE E., LESSER V., CORKILL D. (1989), « Trends in coopérative distributed problem solving », *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 1, n° 1, p. 63-83.
- EPSTEIN J. M., AXTELL R. (1996), *Growing Artificial Societies : Social science from the Bottom Up*. London, The MIT Press.
- ELLERKAMP P. (2000), *Etude de l'extension urbaine autour d'Avignon et de Montpellier de 1936 à 1999 par la simulation de dynamiques spatiales à l'aide de modèles cellulaires d'interaction locale*. Avignon, Thèse de doctorat, Université d'Avignon.
- ELSTER J. (1986), *Rational choice*. Oxford, Basil Blackwell.
- ENGELN G., WHITE R., ULJEE I., DRAZAN P. (1995), « Using cellular automata for integrated modelling of socio-environmental systems », *Environment Monitoring and Assessment*, n° 34, p. 203-214.
- ERCEAU J., FERBER J. (1991), « L'Intelligence Artificielle Distribuée », *La Recherche*, n° 233, p. 750-758.
- FERBER J. (1995), *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. InterEditions.
- FERRAND N. (1998), *SMAGET, Ssystèmes multi-agents gestion du territoire*. Cemagref Editions.
- FESTINGER L. (1957), *A theory of cognitive dissonance*. Stanford, Stanford University Press.
- FORRESTER J. W. (1961), *Industrial dynamics*. London, Cambridge, Mass.: MIT Press.
- FORRESTER J. W. (1971), *World dynamics*. London, Cambridge, Mass.: MIT Press,.
- FORRESTER J. W. (1980), *Principles of system*. London, Cambridge, Mass.: MIT Press.
- FRANC A. SANDERS L. (1998), « Modèles et systèmes multi-agents en écologie et en géographie: état de l'art et comparaison avec les approches classiques », Clermont-Ferrand, Actes du colloque SMAGET, *Modèles et systèmes multi-agents pour la gestion de l'environnement et des territoires*. 6-7-8 octobre 1998, p. 17-34.
- FRANKHAUSER P. (1994), *La fractalité des structures urbaines*. Paris, Economica-Anthropos, coll. Villes.

- FRASSON C., GOUARDERES G. (1996), « On effectiveness of distance learning using Lanca », *Workshop on Pedagogical Agents, The Fourth International Conference ITS'96*, San Antonio, Texas.
- GAUTSCHI D. A. (1981), « Specification of patronage models for retail center choice », *Journal of Marketing Research*, n° 18, p. 162-174.
- GILBERT N. (1995), « Emergence in social simulation », in N. Gilbert, R. Conte (ed.), *Artificial societies :the computer simulation of social life*. London, UCL Press, p. 144-156.
- GILBERT N. (1995), « Simulation : An emergent perspective », *Conference on New Technologies in the Social Sciences*, Bournemouth, UK.
- GILBERT N., DORAN J. (1994), *Simulating societies :the computer simulation of social phenomena*. London, UCL Press.
- GILBERT N., TROITZSCH K. (1999), *Simulation for the social scientist*. Philadelphia, Open University Press.
- GOULD P. (1969), *Spatial diffusion*. Association of American Geographers, Resource Paper Series, Washington.
- GOULD P. (1995), « Epidémiologie et maladie », in A. Bailly, R. Ferras, D. Pumain (dir.), *Encyclopédie de la Géographie*. Paris, Economica, p. 947-967.
- GOULD P. (1993), *The Slow Plague: A Geography of the AIDS Pandemic*. Cambridge, MA: Blackwell.
- GOULD P., KABEL J., GORR W., GOLUB A. (1991), « AIDS : Predicting the next map », *Interfaces*, n° 21, p. 80-92.
- GREEN D. G. (1990), « Cellular automata models in biology », *Mathematical and Computer Modeling*, vol. 13, n° 6, p. 69-74.
- Groupe AMORAL (1983), *Le modèle AMORAL. Analyse systémique et modélisation régionale dans les préalpes du Sud*. Grenoble, DATAR, Grep, Usmg.
- Groupe DUPONT (1983), *Géopoint 82: Systèmes et localisation*. Avignon, Groupe Dupont.
- GUERIN-PACE F., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L., BURA S. (1996), « Les systèmes multi-agents pour modéliser l'émergence des réseaux urbains », in J.-P. Bocquet-Appel, D. Courgeau, D. Pumain (ed.) (1996), *Analyse spatiale de données biodémographiques*. Montrouge, INED et John Libbey EUROTEXT, p. 281-309.
- HADDADI A. (1996), « Communication and cooperation in Agent Systems », *Lecture Notes in Artificial Intelligence*.
- HAGERSTRAND T. (1952), *The propagation of innovation waves. Lund Studies in Geography*, serie B, n° 4.
- HAGERSTRAND T. (1965), « A Monte Carlo Approach to Diffusion », *European Journal of Sociology*, 63, p. 43-67.
- HAGERSTRAND T. (1965), « Aspects of the spatial structure of social communication and the diffusion of information », *Regional Science Association*, papers XVI, Cracow congress, p. 27-42.
- HAGERSTRAND T. (1967), *Innovation Diffusion as a Spatial Process*. Chicago, University of Chicago Press (1^{er} ed. 1953, traduit par Pred A.).
- HAGGETT P. (1965), *Locational analysis in human geography*. London, Edward Arnold.
- HAGGETT P., CHORLEY R. J. (1969), *Network Analysis in Geography, Explorations in Spatial Structure I*. London, Edward Arnold.
- HAINING R. (1982), « Interaction models and spatial diffusion processes », *Geographical Analysis*, n° 14, p. 95-108.
- HAINING R. (1983), « Spatial and spatial-temporal interaction models, and the analysis of patterns of diffusion », *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 8, p. 158-169.
- HAKEN H. (1977), *Synergetics :An introduction*. Berlin, Springer.
- HARDING A. (1990), « Dynamic microsimulation models: problems and prospects », *Discussion Paper 48, Welfare State Program*, London Schoom of Economics.
- HARDING A. (1993), *Lifetime income distribution and redistribution: Applications of a microsimulation model*. North-Holland, Amsterdam.

- HARVEY D. W. (1966), « Geographical process and the analysis of point patterns », *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 40, p. 81-95.
- HAVEL I. (1993), « Artificial Thought and Emergent Mind », *Proceedings IJCAI'93*, Morgan Kaufman Professional Book Center, Denver, CO, USA, p. 758-766.
- HAYES-ROTH B. (1985), « A blackboard architecture for control », *Artificial Intelligence*, vol. 26, n° 3, p. 251-321.
- HAYNES K., FOTHERINGHAM A. (1984), « Gravity and spatial interaction models », *Scientific Geography Series*, vol. 2, Beverly Hills, Sage publications.
- HEGSELMANN R. (1996a), « Understanding social dynamics :the cellular automata approach », in K. Troitzsch, U. Muller, N. Gilbert, J. Doran (ed.), *Social science microsimulation*. Berlin, Springer-Verlag, p. 282-306.
- HEGSELMANN R. (1996b), « Cellular automata in the social sciences - Perspectives, restrictions and artefacts », in R. Hegselmann, K. Troitzsch, U. Muller, *Modelling and simulation in the social sciences from a philosophy of science point of view*. Dordrecht, Theorie and decision library, Kluwer Academic Publishers.
- HEGSELMANN R., FLACHE A. (1998), « Understanding complex social dynamics :a plea for cellular automata based modelling », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n° 3.
- HEGSELMANN R., MUELLER U., TROITZSCH K. G. (ed.) (1996), *Modelling and Simulation in the Social Sciences from a Philosophy of Science Point of View*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishers.
- HELLE C. (1993), « Essai de mesure de la rugosité de l'espace :application à l'espace vauclusien », *L'Espace Géographique*, n° 4, p. 346-352.
- HELPMAN E., KRUGMAN P. (1985), *Market structure and foreign trade*. Cambridge, MIT Press.
- HEMELRIJK C. (1996), « Dominance interactions, spatial dynamics and emergent reciprocity in a virtual world », *From Animals to Animat 4 : Proceedings of the fourth international conference on simulation of adaptative behavior*. Cambridge, MIT Press/Bradford Books, p. 545-552.
- HEPPNER F., GREANDER U. (1990), « A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks », in Krasner S. (ed.), *The ubiquity of chaos*. Washington, AAAS Publications.
- HEUDIN J.-C. (1994), *La vie artificielle*. Paris, Hermès.
- HEUDIN J.-C. (1998), *L'évolution au bord du chas*. Paris, Hermès.
- HOLLAND J. H. (1995), *Hidden order: How adaptation builds complexity*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- HOLLAND J. H. (1998), *Emergence: From Chaos to Order*. Reading, MA: Perseus Books.
- HOLLAND J. H., MILLER J. (1991), « Artificial adaptative agents in economic theory », *American Economic Review, Papers and Proceedings*, vol. 81, n° 2, p. 365-370.
- HOLM E., LINDGREN U., MAKILA K, MALMBERG. (1995), *Simulating all Sweden*. Sweden, Department of Social and Economic Geography, University of Umea.
- HOLM E., SANDERS L. (2001), « Modèles spatiaux de microsimulation », chap. 6, in L. Sanders (dir.), *Modèles en analyse spatiale*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Information Géographique et Aménagement du Territoire.
- HUDSON J. C. (1972), *Geographical diffusion theory*. Illinois , Studies in geography, n° 19, Northwestern University.
- HUFF D. L. (1963), « A Probability Analysis of Shopping Center Trading Areas », *Land Economics*, n° 53, p. 81-90.
- IMAGES (1997), *Improving Agri-Environmental policies :a simulation approach to the role of the cognitive properties of farmers and institutions*. <http://www.lisc.clermont.cemagref.fr/ImagesProject/default.asp>
- ISARD W. (1972), *Méthodes d'analyse régionale, Equilibre économique : tome 1*. Paris, Dunod.
- JAIN N. (1965), *The relation of information source use to the farm practice adoption and farmers' characteristics in Waterloo County*. thèse, University of Guelph.

- JOUVAUD M. (1996), Vers une typologie des services aux entreprises selon leurs facteurs de localisation, *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, III, p. 597-626.
- KAIN S., APGAR W. (1985), *Housing and neighbourhood dynamics :a simulation study*. Cambridge, Harvard University Press.
- KAPFERER J. N. (1987), *Rumeurs - le plus vieux média du monde*. Paris, Le Seuil.
- KARLSSON G. (1958), *Social mechanisms :studies in sociological theory*. New York, Free Press.
- KATZ E. (1957), « The two-step flow of communication :an up-to-date report on an hypothesis », *Public Opinion Quarterly*, n° 21, p. 61-78.
- KATZ E. (1961), « The social itinerary of technical change: two studies on the diffusion of innovation », *Human Organization*, n° 20, p. 70-82.
- KATZ E., LAZARSELD P. F. (1955), *Personal Influence*. New York, Free Press.
- KAUFFMAN S. (1995), *At home in the universe: the search for laws of self-organization and complexity*. Oxford, Oxford University Press.
- KEEBLE D., WALKER S. (1994), « New firms, small firms and dead firms: spatial patterns and determinants in the UK », *Regional studies*, 28, (4), p. 411-427.
- KENDALL D. G. (1965), « Mathematical models of the spread of infection », Londres, *Mathematics and Computer Science in Biology and Medicine*, p. 213-225.
- KNAPP R. (1944), « A psychology of rumor », *Public Opinion Quarterly*, n° 8, p. 22-37.
- KNOBLAUCH V. (1994), Computable stratégies for repeated prisoner's dilemma », *Games and Economic Behaviors*, Mars, n° 7.
- KOLASA J., PICKETT S. (dir.) (1991), *Ecological heterogeneity*. Berlin, Springer-Verlag.
- KOLMOGOROV A. N. (1965), « Three approaches for defining the concept of information quantity », *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. II.14, n° 5.
- KOSFELD M. (1999), « Rumors and Markets », Tilburg, *Center for Economic Research & Department of Econometrics : Working Papers*, Tilburg University.
- KRUGMAN P. (1996), *The self-organizing economy*. Blackwell, Malden.
- KRUGMAN P. (1997), « How the economy organizes itself in space: a survey of the new economic geography », in W. B. Arthur, S. N. Durlauf, D. A. Lane (ed.), *The economy as an Evolving Complex System II*. A proceedings volume in the Santa Fe studies in the sciences of complexity, PERSEUS BOOKS, p. 239-262.
- KRUGMAN P. (1998), « The role of geography in development », Washington, *Paper for the Annual World Bank Conference on Development Economics*.
- LANE D. (1993), « Artificial worlds and economics », *Journal of evolutionary economics* 3, p. 89-107, 177-197.
- LANGLOIS A., PHIPPS M. (1997), *Automates cellulaires: application à la simulation urbaine*. Paris, Editions Hermès.
- LANGTON C.G. (1988), *Artificial Life*. Boston, Addison-Wesley.
- LANGTON C.G. (1991), « Life at the Edge of Chaos », in C.G. Langton, C. Taylor, J.D. Farmer, S. Rasmussen (ed.) *Artificial Life II*. Boston, SFI Studies in the Sciences of complexity, vol. X, Addison-Wesley, p. 41-91.
- LANGTON C.G. (1994), *Artificial Life III*. Boston, Addison-Wesley.
- LANGTON C.G. (1995), *Artificial Life: An Overview*. Cambridge, The M.I.T. Press, Bradford Book.
- LATANE B. (1981), « The psychology of social impact », *American Psychologist*, n° 36, p. 343-356.

- LATANE B. (1996), « Dynamic social impact :robust predictions from simple theory », in R. Hegselmann, U. Mueller, K. Troitzsch (ed.), *Modelling and Simulation in the Social Sciences from a Philosophy of Science Point of View*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishers, p. 287-310.
- LATANE B., NOWAK A. (1997), « Self-organizing social systems : Necessary and sufficient conditions for the emergence of clustering, consolidation and continuing diversity », in G. Barnett, F. Boster, *Progress in communication sciences*. Norwood, vol. 13, Persuasion, p. 43-74.
- LAWTON S. B., LAWTON W. H. (1979), « An autocatalytic model for the diffusion of educational innovations », *Educational Administration Quartely*, vol. 15, p. 19-46.
- LE MOIGNE J. -L. (1994), *La théorie du système général, théorie de la modélisation*. Paris, PUF, 4^{ème} ed., (1ère ed. 1977).
- LEVY A. (1965), *Psychologie sociale, textes fondamentaux*. Paris, Dunod.
- LEVY S. (1992), *Artificial life: the quest for a new creation*. London, Penguin Books.
- LILIEN G. L., VAN DEN BULTE C. (2001), « Medical Innovation Revisited: Social Contagion versus Marketing Effort », *American Journal of Sociology*, n° 106.
- LUCE R. (1959), *Individual choice behaviour*. New York, John Wiley & Sons.
- MAES P. (1994), « Agents that reduce work and information overload, special Issue on Intelligent Agents », in D. Riecken (dir.), *Communications of the ACM*. vol. 37, juillet 1994, p. 30-40.
- MAHAJAN V., MULLER E., BASS F. M. (1993), « New Product Diffusion Models », in J. Eliashberg and G. L. Lilien (ed.), *Handbooks in Operations Research and Management Science : Marketing*. vol. 5, chap. 8, North Holland.
- MAHAJAN V., PETERSON R. (1985), *Models for innovation diffusion*. Quantitative Applications in the Social Sciences, n° 48, Newbury Park, Sage Publications.
- MANRUBIA S. C., ZANETTE D. H., SOLE R. (1998), « Transient dynamics and scaling phenomena in urban growth », *Santa Fe institut, working paper 98-12-110abs*.
- MARBLE D. F. (1972), « Human geography simulation », in Guetzkow H., Kotler P., Schultz R. (ed.), *Simulation in Social and Administrative Science*. Englewood Cliffs, Prentice-Hall.
- MARBLE D. F., BOWLBY S. (1968), « Computer programs for the operational analysis of Hägerstrand-type spatial diffusion models », Technical Report n° 9, Task 389-140, Department of Geography, Northwestern University.
- MARBLE D. F., NYSTUEN J. D. (1963), « An approach to the direct measurement of community mean information fields », *Papers of the Regional Science Association*, n° 11, p. 99-109.
- MARNEY J.-P., TARBERT H. (2000), « Why do simulation? Towards a working epistemology for practitioners of the dark arts », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 3, n° 4.
- MARSDEN P. (1998), « Operationalising memetics - Suicide, the Werther effect, and the work of D. Phillips », *Proceedings of the 15th International Congress on Cybernetics*, Namur, Belgium.
- MASON R. (1963), « The use of information sources by influentials in the adoption process », *Public Opinion Quarterly*, n° 27, p. 455-457.
- MATARIC M. M. (1993), « Designing emergent behaviors: from local interactions to collective intelligence », in *From Animals to Animats II*. Cambridge, MIT Press, p. 432-441.
- MAYFIEL R. C., YAPA L. S. (1974), « Information fields in rural Mysore », *Economic Geography*, n° 50, p. 313-323.
- MEMMI D. (1996), *Emergence et niveaux d'explication*. Paris, Journée Scientifique de l'ARC.
- MENDRAS H. (1967), *La fin des paysans*. Arles, Acte Sud.
- MENDRAS H., FORSE M. (1983), *Le changement social : tendances et paradigmes*. Paris, Armand Colin.
- MEYER J.-A., GUILLOT A. (1989), « Simulation of adaptive behavior in Animats: review and prospects », in J.-A. Meyer, S. Wilson (ed.), *From Animals to Animats*. Cambridge, MIT Press.

- MISRA R. P. (1969), « Monte Carlo simulation of spatial diffusion :rationale and application to the indian condition », in R. P. Misra (ed.), *Regional Planing*. Mysore, University of Mysore Press.
- MONIN J. -P., BENAYOUN R., SERT B. (1973), *Initiation aux mathématiques des processus de diffusion, contagion et propagation*, Ecole pratique des hautes études - Sorbonne, Mathématiques et sciences de l'Homme, Mouton/Gauthier-Villars.
- MORAN P. (1950), « Notes on continuous stochastic phenomena », *Biometrika*, n° 37, p. 17-23.
- MORIN E. (1969), *La rumeur d'Orléans*. Paris, Editions du Seuil.
- MORIN E. (1977), *La Méthode (1) : la Nature de la Nature*. Paris, Editions du Seuil.
- MORIN E., LE MOIGNE J. -L. (1999), *L'intelligence de la complexité*. Paris, L'Harmattan.
- MORRILL R. L. (1965), « The negro ghetto, problems and alternatives », *Geographical Review*, n° 55, p. 339-361.
- MORRILL R. L. (1968), « Waves of spatial diffusion », *Journal of Regional Science*, n° 8, p. 1-18.
- MORRILL R. L. (1970), « The shape of diffusion in space and time », *Economic Geography*, n° 46, p. 259-268.
- MORRILL R. L., MANNINEN D. (1975), « Critical parameters of spatial diffusion processes », *Economic Geography*, n° 51, p. 269-277.
- MORRILL R. L., GAILE G., THRALL G. (1988), *Spatial diffusion*. Beverly Hills, Scientific Geography series, vol. 10, Sage Publications.
- MORRILL R. L., PITTS F. R. (1967), « Marriage, migration and the mean information field », *Annals of the association of American Geographers*, n° 57, p. 401-422.
- MUÑOZ A., DROGOUL A. (2001), « Le principe de la coopération située. A chaque type d'agent son modèle de coopération », in A. Segrouchni, L. Magnin (ed.), *Fondements des systèmes multi-agents : modèles, spécifications formelles et vérification*. Paris, JFIADSMA'01, Hermès.
- MURRAY J. D. (1989), *Mathematical biology*. Berlin : Springer-Verlag.
- NEUMANN J. von (1966), *Theory of self-reproducing automata*. Edité et complété par A. Burks, University of Illinois Press : Urbana, IL.
- NICOLIS G., PRIGOGINE I. (1977), *Self-organization in non-equilibrium systems*. Chaps. III et IV, New-York, J. Wiley and Sons.
- NII P. (1989), « Blackboard systems », in *Handbook of Artificial Intelligence*. Massachusetts, vol. 4, Addison-Wesley, Reading.
- NIJKAMP P., KANGASHARJU A. (1998), *Innovation dynamics in space : local actors and local factors*. Amsterdam Research Memorandum, Dept. of economics.
- NILSSON N. J. (1998), *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. San Francisco, Morgan Kauffman.
- OELSCHLÄGER K. (1992), « The spread of a parasitic infection in a spatially distributed host population », *Journal of Mathematical Biology*, vol. 30, n° 4, p. 321-354.
- ORCUTT G. H. (1957), « A new type of socio-economic system », *Review of Economics and Statistics*, vol. 58, p. 773 - 797.
- ORCUTT G. H. (1960), « Simulation of Economic System », *The American Economic Review*, vol. 50, n° 5, p. 893 - 907.
- ORCUTT G. H., CALDWELL S., WERTHEIMER R. (1976), *Policy exploration through microanalytic simulation*. Washington D.C, The Urban Institute.
- ORCUTT G. H., MERZ J., QUINKE H. (ed.) (1986), « Microanalytic simulation models to support social and financial policy », Amsterdam, *Information Research and Ressource Report*, vol. 7, North Holland.
- O'SULLIVAN D., HAKLAY M. (2000), « Agent-base models and individualism : is the world agent-based ? », *Environment and Planning A*, n° 32, août, p. 1409-1425.

- O'SULLIVAN D., TORRENS P. (2000), « Cellular models of urban systems », in S. Bandini, T. Worsch (ed.), *Theoretical and practical issues on cellular automata*. London, Proceedings of the Fourth International Conference on Cellular Automata for Research and Industry, Karlsruhe, 4-6 october, Springer-Verlag.
- PAGE S. E. (1998), « On the emergence of cities », *Santa Fe Institute, Working Paper* 98-08-075.
- PAPERT S., HAREL I. (1991), *Constructionism*. Cambridge, MIT Press.
- PARKER P. (1994), « Aggregate diffusion forecasting models in marketing : A critical review », *International journal of forecasting*, n° 3, p. 353-380.
- PAVE A. (1993), « Modelling and simulation », Lyon, *Simulation Conference Proceedings of ESM*.
- PEDERSON P. (1970), « Innovation diffusion within and between national urban systems », *Geographical Analysis*, n° 2, p. 203-254.
- PETERSON W., GIST N. (1951), « Rumor and public opinion », *American Journal of Sociology*, n° 57, p. 159-167.
- PHILLIPS D. P. (1974), « The influence of suggestion on suicide: Substantive and theoretical implications of the Werther effect », *American Sociological Review*, n° 39, p. 340-354.
- PIAGET J. (1967), *Biologie et connaissance*. Paris, Gallimard.
- PIELOU F. (1969), *An introduction to mathematical ecology*. New York, John Wiley.
- PITTS F. (1963), « Problems in the computer simulation of diffusion », *Papers, Regional Science Association*, vol. 11, p. 111-122.
- PITTS F. (1965), « Hager III and Hager IV : two Monte Carlo computer programs for the study of spatial diffusion problems », *Technical Report*, n° 4, Task 389-140, Department of Geography, Northwestern University.
- PITTS F. (1967), « MIFCAL and NONCEL :two computer programs for the generalization of the Hägerstrand models to an irregular lattice », *Technical Report*, n° 7, Task 389-140, Department of Geography, Northwestern University.
- PORTUGALI J. (2000), *Self-Organization and the City*. Berlin, Springer-Verlag.
- PORTUGALI J., BENENSON I. (1995), « Artificial planning experience by means of a heuristic cell-space model: Simulating international migration in the urban process », *Environment and Planning A*, n° 27, p. 1648-1665.
- POPPER K. R. (1959), *La logique de la découverte scientifique*. Paris, Bibliothèque scientifique Payot.
- POUNDSTONE W. (1987), *The recursive universe*. Oxford, Oxford University Press.
- PRED A. (1971), « Large city interdependence and the pre-electronic diffusion of innovations in the U.S. », *Geographical Analysis*, n° 3, p. 165-181.
- PRED A. (1977), *City-systems in advanced economies*. London, Hutchinson University Library.
- PRIGOGINE I., STENGERS I. (1979), *La nouvelle alliance, Métamorphose de la science*. Paris, Gallimard.
- PRIGOGINE I., STENGERS I. (1984), *Order out of chaos*. New York, Bantam Books.
- PRIGOGINE I., STENGERS I. (1988), *Entre le temps et l'éternité*. Paris, Fayard.
- PUMAIN D. (1982), *La dynamique des villes*. Paris, Economica.
- PUMAIN D. (1997), « Pour une théorie évolutive des villes », *L'espace Géographique*, n° 4, p. 119-134.
- PUMAIN D., SAINT-JULIEN T. (2001), *Les interactions spatiales*. Paris, Armand Colin, Cursus Géographie.
- PUMAIN D., SANDERS L., SAINT-JULIEN T. (1989), *Villes et auto-organisations*. Paris, Economica.
- PUMAIN D., SANDERS L., MATHIAN H., GUERIN-PACE F., BURA S. (1995), « SIMPOP : a multi-agents model for urban transition », in M. Fischer, T. T. Sikos, L. Bassa (ed.), *Recent development in spatial information modelling and processing*. Budapest, Geomarket, p. 71-85.
- RAPOPORT A. (1983), *Mathematical Models in the Social and Behavioral Sciences*. New York, John Wiley and Sons.

- RASHEVSKY N. (1951), *Mathematical Biology of Social Behavior*. Chicago, University of Chicago Press.
- REDJIMI M. (2000), *De l'empire à l'Etat démiurge. La recomposition du territoire algérien (1830-1990)*. Montpellier, Thèse de doctorat, Université Paul Valéry, Montpellier III.
- REEVES H. (1986), *L'heure de s'ennivrer - L'univers a-t-il un sens ?* Paris, Editions du Seuil.
- REGGIANI A., NIJKAMP P., SABELLA E. (1998), « New Explanatory Models for Analysing Spatial Innovation: A Comparative Approach », *Draft Paper, Department of Economics*, University of Bologna.
- REILLY W. J. (1931), *The law of retail gravitation*. New York, Knickerbocker Press.
- RESNICK M. (1994a), « Beyond the Centralized Mindset », *Journal of the Learning Sciences*, vol.5, n° 1, p. 1-22.
- RESNICK M. (1994b), « Learning About Life », in *Artificial Life I*, SFI Studies in the Sciences of complexity, vol. 1, n° 1.
- RESNICK M. (1994c), *Turtles, termites, and traffic jams : exploration in massively parallel microworlds*. Cambridge, MIT Press.
- ROBSON B. T. (1973), *Urban growth :an approach*. London, Methuen.
- ROGERS E. M. (1995), *Diffusion of innovations*. New York, Free Press, Macmillan Publishing Co, fourth edition (1^{er} ed. 1962).
- ROGERS E. M., KARYN L. S. (1997), « The diffusion of innovations model and outreach from the national network of libraries of medicine to native American communities », Seattle, *National network of libraries of medicine*, Pacific Northwest Region.
- ROGERS E. M., KINCAID D. L. (1981), *Communication Networks: Towards a New Paradigm for Research*. New York, Free Press.
- ROGERS E. M., SCHOEMAKER F. F. (1971), *Communication of innovation :A cross cultural approach*. New-York, Free Press.
- ROSENSCHEIN S. J. (1985), « Formal theories of knowledge in AI and robotics », *New Generation Computing*, p. 345-357.
- ROSNAY de J. (1975), *Le microscope, vers une vision globale*. Paris, Editions du Seuil, coll. Points Essais.
- ROSNAY de J. (1995), *L'homme symbiotique, regards sur le troisième millénaire*. Paris, Editions du Seuil, coll. Points Essais.
- ROUSSEAU D., MOULIN G., LAPALME B. (1995), « Cool : a langage for describing coordination in multi-agent systeme », in *Actes des Deuxièmes journées francophones Intelligences Artificielles Distribuées et Systèmes Multi-Agents*. Voiron, p. 3-14.
- RUCKER R. (1999), « *Seek !* ». Selected nonfiction, Four Walls Eight Windows.
- RYAN B., GROSS N. (1943), « The diffusion of hybrid seed corn in Two Iowa communities », *Rural Sociology*, n° 8, p. 15-24.
- SAINT-JULIEN T. (1982), *Croissance industrielle et système urbain*. Paris, Economica.
- SAINT-JULIEN T. (1985), *La diffusion spatiale des innovations*. Montpellier, RECLUS, coll. RECLUS modes d'emploi.
- SAINT-JULIEN T. (2001), « Processus de diffusion spatiale et modélisation du changement », in L. Sanders (dir.) (2001), *Modèles en analyse spatiale*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Information Géographique et Aménagement du Territoire, p. 157-186.
- SAKODA J. M. (1949), *Minidoka : An analysis of changing patterns of social interaction*. Berkeley, Unpublished doctoral dissertation, University of California.
- SAKODA J. M. (1971), « The checkerboard model of social interaction », *Journal of Mathematical Sociology*, n° 1, p. 119-132.
- SANDERS L. (1992), *Système de villes et synergétique*. Paris, Anthropos.

- SANDERS L. (dir.) (2001), *Modèles en analyse spatiale*. Paris, Hermès, Lavoisier, coll. Information Géographique et Aménagement du Territoire.
- SANDERS L., PUMAIN D., MATHIAN H., GUERIN-PACE F., BURA S. (1997), « SIMPOP: a multi-agents system for the study of urbanism », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 287-305.
- SATTENSPIEL L. (1990), « Modeling the spread of infectious disease in human population », *Yearbook of Physical Anthropology*, n° 33, p. 245-276.
- SCHAEFFER M. B. (1957), « Some considerations of population dynamics and economics in relation to the management of the commercial marine fisheries », *Ajournal of the Fisheries Research Board of Canada*, vol. 14, n° 5, p. 669-681.
- SHELLING T. C. (1969), « Models of segregation », *American Economic Review, Papers and proceedings*, vol. 59, n° 2, p. 488-493.
- SHELLING T. C. (1971), « Dynamic models of segregation », *Journal of Mathematical Sociology*, n° 1, p. 143-186.
- SHELLING T. C. (1978), *Micromotives and macrobehavior*. New York, W. W. Norton.
- SCOTT J. (1992), *Social network analysis : a handbook*. New-York, Sage.
- SEARLE J. R. (1969), *Speech acts: an essay in the philosophy of language*. Cambridge, University Press of Cambridge.
- SEMBOLONI F. (1997), « An urban and regional model based on cellular automata », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 589-612.
- SERVAT D. (2000), « Distribution du contrôle de l'action et de l'espace dans les simulations multi-agents de processus physique », in S. Pesty, C. Sayettat-Fau (dir.), *Systèmes multi-agents. Méthodologie, technologie et expériences*. Paris, Hermès, p. 343-356.
- SFEZ L. (1973), *Critique de la décision*. Presse de la Fondation Nationale des Sciences Politiques.
- SHANNON G. W. (1970), *Spatial diffusion of an innovative health care plan*. Ann Arbor, University of Michigan, Department of Geography.
- SHANNON C. E., WEAVER W. (1949), *A mathematical theory of communication*. Illinois, Urbana.
- SHEPPARD E. (1976), « On the diffusion of shopping centre construction in Canada », *Canadian Geographer*, n° 20, p. 187-198.
- SHOAM Y. (1993), « Agent-oriented programming », *Artificial Intelligence Magazine*, n° 60, p. 51-92.
- SIPPER M. (1997), *Evolution of parallel cellular machines: the cellular programming approach*. Berlin, Springer-Verlag.
- SPIEKERMANN K., WEGENER M. (1993), « Microsimulation and GIS : prospects and first experience », Atlanta, *Third International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management*, Georgia.
- STOUFFER S. A. (1940), « Intervening Opportunities: A Theory Relating Mobility and Distance », *American Sociological Review*, vol. 5, p. 845-867.
- TANNY S. M., DERZKO N. (1988), « Innovators and Imitators in Innovation Diffusion Modelling », *Journal of Forecasting*, 7 (4), p. 225-234.
- TAPIERO C. S. (1983), « Stochastic Diffusion Models with Advertising and World-of-Mouth Effects », *European Journal of Operational Research*, 12, p. 348-356.
- TELLER P. (1992), « A contemporary look at emergence », in A. Beckermann, H. Flohr, J. Kim, *Emergence or reduction ?*. Walter de Gruyter, p. 139-153.
- TESFATSION L. (2002a), « Economic Agents and Markets as Emergent Phenomena », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, n° 3.
- TESFATSION L. (2002b), « Agent-Based Computational Economics : Growing Economies from the Bottom Up », *Artificial Life*, vol. 8, n° 1, p. 55-82.
- THOMAS R. W. (1976), *An introduction to quadrat analysis*. London, Institute of British Geographers, CATMOG, n° 12.

- THÜNEN J. H. von-. (1826), *Der isolierte staat in Beziehung auf Landwirtschaft und nationalökonomie*, vol. I, Hamburg, Perthes.
- TOBLER W. (1979), « Cellular geography », in S. Gales, G. Olsson (ed.), *Philosophy in geography*. Reidel, Dordrecht, p. 279-386.
- TOFFOLI T., MARGOLUS N. (1987), *Cellular automata machines : A new environment for modeling*. Cambridge, MIT Press.
- TORRENS P., O'SULLIVAN D. (2000), « Cities, cells, and complexity : developping a research agenda for urban geocomputation », *GeoComputation*.
- TREUIL J.- P., MULLON C., PERRIER E., PIRON M. (2001), « Simulations multi-agents de dynamiques spatialisées », in L. Sanders (dir.) (2001), *Modèles en analyse spatiale*. Paris, Hermès, Lavoisier, Information géographique et Aménagement du territoire, p. 219-252.
- TROITZSCH K. G. (1997), « Social simulation - origins, prospects, purposes », in R. Conte, R. Hegselmann, P. Terna (dir.), *Simulating social phenomena*. Berlin, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, vol. 456, p. 41-54, Springer-Verlag.
- VALENTE T. W. (1996), « Social Network Thresholds in the Diffusion of Innovation », *Social Networks*, 18, pp. 69-89.
- VALADE B. (1996), *Introduction aux sciences sociales*. Paris, PUF.
- VARELA F. (1983), « L'auto-organisation : de l'apparence au mécanisme », in P. Dumouchel, J.- P. Dupuy (dir.), *Colloque de Cerisy: l'auto-organisation, de la physique au politique*. Paris, Seuil, p.147-164.
- VARELA F. (1989), *Connaître. Les Sciences cognitives, tendances et perspectives*. Paris, Seuil.
- VERNON R. (1966), « International investment and international trade in the product cycle », *Quartely Journal of Economics*, n° 80, p. 190-207.
- Von NEUMANN J. (1966), *Theory of self-reproducing automata*. Edited by A. W. Burks, University of Illinois Press.
- VOLTERRA V. (1926), « Fluctuations in the abundance of a species considered mathematically », *Nature*, n° 118, p. 558-560.
- VRIEND N. J. (1993), *Decentralized Trade with Artificially Intelligent Agents*. Draft Paper, Department of Economics, University of Bonn.
- VRIEND N. J. (1994), « Self-Organized Markets in a Decentralized Economy, New Mexico, Santa Fe Institute, Working Paper 94-03-013, Economics Research Program.
- WALDROP M. (1992), *Complexity : the emerging science at the edge of chaos*. New York, Simon & Schuster.
- WEBBER M. (1972), *The impact of uncertainty on location*. Cambridge, MIT Press.
- WERNER R. (1972), « A model and simulation of the awareness process within innovation diffusion :A summary of the research project », New York, *Proceedings : The Fifth Annual Simulation Symposium*, Gordon & Breach, p. 293-321.
- WHITE R. (1998), « Cities and cellular automata », *Discrete Dynamics in Nature and Society*, n° 2, p. 111-125.
- WHITE R., ENGELEN G. (1993), « Cellular automata modelling of fractal urban lan use patterns: forecasting change for planning applications », Budapest, 8th *Colloquium of Theoretical and Quantitative Geography*.
- WHITE R., ENGELEN G. (1994), « Cellular dynamics and GIS: modelling spatial complexity », in *Geographical systems*, vol. 1, U.S.A. Gordon and Breach Science Publishers, p. 237-253.
- WHITE R., ENGELEN G. (1995), « Cellular automata as the basis of integrated dynamic regional modelling », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 235-246.
- WHITE R., ENGELEN G., ULJEE I. (1995), « Integrating constrained cellular automata models, GIS and decision tools to support urban planning and policy making », in H. J. P. Timmermans (ed.), *Decision support systems in urban planning*.

- WHITE R., ENGELEN G., ULJEE I. (1997), « The use of constrained cellular automata for high-resolution modelling of urban land use dynamics », *Environment and Planning B*, n° 24, p. 323-343.
- WIKLE T., BAILEY G. (1996), « The spatial diffusion of linguistic features in Oklahoma », *Oklahoma Academy of Science*, n° 77, p. 1-15.
- WILENSKI U., RESNICK M. (1998), « Thinking in levels : a dynamic system approach to making sense of the world », *Journal of science and technology*, vol. 8, n° 1.
- WILKINS D. E. (1988), *Practical planning: extending the AI planning paradigm*. San Mateo, Morgan Kaufmann.
- WILSON A. G. (1970), *Entropy in urban and regional modelling*. London, Pion.
- WILSON B. (1984), *Systems: Concepts, methodologies and applications*. London, John Wiley & Sons.
- WIENER N. (1947), *Cybernetics*. Cambridge, MIT Press.
- WISSLER C. (1923), *Man and culture*. New York, Crowell.
- WOLFRAM S. (1984a), « Universality and complexity in cellular automata », *Physica D*. 10, p. 1-35.
- WOLFRAM S. (1984b), « Cellular automata as models of complexity », *Nature* 311, p. 419-424.
- WOLFRAM S., MARTIN O., ODLYZKO A. (1984c), « Algebraic properties of cellular automata », *Communications in Mathematical Physics*, vol. 93, p. 219-258.
- WOLFRAM S. (1986), *Theory and applications of cellular automata*. Singapore, World Scientific.
- WOLFRAM S. (1994), *Cellular automata and complexity*. Reading, MA : Addison-Wesley.
- WOLPERT J. (1966), « A regional simulation model of information diffusion », *Public Opinion Quarterly*, XXX, n° 4, p. 597-608.
- WOOLDRIDGE M., JENNINGS N. R. (1995), « Intelligent agents :theory and practice », *Knowledge Engineering Review*, n° 10, p. 115-152.
- WUENSCH A. (1998), « Classifying Cellular Automata automatically », *Santa Fe Institute, Working paper*.
- YUILL R. S. (1964), *A simulation of barrier effects in spatial diffusion*. ONR Spatial Diffusion Study, Northwestern University.
- ZIPF G. (1949), *Human behavior and the principle of least effort: an introduction to human ecology*. Boston, Reading, MASS : Addison-Wesley.

TABLE DES FIGURES

figure 1	Les caractéristiques spatiales de la diffusion	18
figure 2	La diffusion du travail intérimaire en France	20
figure 3	Un exemple de réseaux de communication selon les acteurs et les échelles spatiales qui y sont associés	21
figure 4	Les stratégies d'extension spatiale des entreprises de travail intérimaire selon leur taille	22
figure 5	La localisation des établissements dans les activités de services aux entreprises	23
figure 6	La diffusion dans le temps	26
figure 7	La diffusion dans le temps et dans l'espace	27
figure 8	L'étude de Coleman, Katz et Menzel (1957)	32
figure 9	Un exemple d'utilisation du modèle gravitaire	35
figure 10	Une typologie des individus face à l'innovation	46
figure 11	Une perspective fonctionnelle et spatiale des phénomènes de diffusion	49
figure 12	Individus, information et espace	55
figure 13	Résultat d'une simulation à partir du modèle I	57
figure 14	La distribution spatiale des adoptants potentiels	59
figure 15	Suède du sud et province d'Östergötland	60
figure 16	La diffusion des subventions au pâturage entre 1929 et 1932	61
figure 17	Un exemple de vague de diffusion	62
figure 18	Le champ de contact	64
figure 19	Le champ moyen d'information	64
figure 20	Résultat d'une simulation à partir du modèle II	66
figure 21	La forme temporelle de la diffusion à partir du modèle II	67
figure 22	Les vagues de la diffusion associées au modèle II	68
figure 23	Distribution de la population selon le niveau de résistance des individus	69
figure 24	Résultat d'une simulation à partir du modèle III	70
figure 25	Comparaison entre le modèle II et le modèle III	71
figure 26	Calcul d'un champ moyen d'information standardisé	73
figure 27	Les types de barrière à la communication	74
figure 28	Résultat d'une simulation à partir du modèle d'Hägerstrand	75
figure 29	Comparaisons entre les taux d'adoption simulés et les observations	77
figure 30	La diffusion des subventions entre 1928 et 1944	80
figure 31	Simulations à partir de 1928	83
figure 32	Simulations des subventions aux pâturages jusqu'à 1944	84
figure 33	Différences entre simulations et observations en 1933 et en 1944	85
figure 34	Evolution des écarts au réel au cours des itérations	86
figure 35	Les écarts au réel en 1930, 1931 et 1932	87
figure 36	La matrice des interactions spatiales	88
figure 37	La diffusion des subventions avec une population hétérogène	91
figure 38	Courbes des écarts au réel	92
figure 39	Taux d'adoptions prévus pour l'année 1944	93
figure 40	Simulation de l'émergence d'une forme d'intelligence collective chez les termites	118
figure 41	D'un système organisé à un système auto-organisé	122
figure 42	Evolution de l'organisation spatiale de la cité artificielle « contraintes » par ses conditions initiales	127
figure 43	Historique des méthodes de simulation en sciences sociales	138
figure 44	Espaces d'un automate cellulaire	145
figure 45	Exemples de voisinage d'un AC	145
figure 46	Les états d'un automate cellulaire (avec $d = 2$ et $S = 2$)	146
figure 47	La dynamique du « planeur »	148
figure 48	Application d'une règle de transition selon un mode synchrone et asynchrone	149
figure 49	La diffusion spatiale à partir d'un noyau central : Croissance et morphologie	153
figure 50	La diffusion spatiale de la cité artificielle et sa dynamique de re-développement	155
figure 51	Disparition d'une structure cyclique spatio-temporelle	155
figure 52	Les systèmes multi-agents et les domaines connexes	168
figure 53	Une typologie des domaines d'application des systèmes multi-agents	170
figure 54	L'univers multi-agents sur la plate-forme StarLogo	174
figure 55	Un exemple d'environnement distribué	175

figure 56	Types d'interactions entre agents	180
figure 57	La hiérarchie de classes des agents dans le modèle SIMPOP	187
figure 58	Un cycle du modèle SIMPOP	189
figure 59	Règles de comportement des agents fermiers	206
figure 60	Taux de propagation selon différentes portées spatiales des réseaux relationnels	207
figure 61	Règles de comportement des agents fermiers adoptants et adoptants potentiels	210
figure 62	Diffusion selon l'appartenance à un réseau relationnel et un mécanisme de mimétisme	213
figure 63	Règles de comportement des agents innovants, suiveurs et retardataires	217
figure 64	Taux de propagation de l'innovation par catégorie d'agents fermiers lorsque celles-ci se distribuent aléatoirement dans l'espace	219
figure 65	Taux de propagation de l'innovation selon différents effectifs par catégorie d'agents fermiers	219
figure 66	Une répartition structurée des types d'agents fermiers	220
figure 67	Taux de propagation de l'innovation sous la contrainte d'une concentration spatiale des types d'agents fermiers	220
figure 68	Règle de comportement de l'adoptant potentiel	226
figure 69	Dynamiques de diffusion selon différentes valeurs du paramètre alpha et différents adoptants à l'initialisation	228
figure 70	Temporalité de la diffusion entre la phase de décollage et le stade de saturation	229
figure 71	Courbe de la diffusion des subventions aux pâturages entre 1928 et 1944	232
figure 72	La diffusion entre 1928 et 1944	233
figure 73	Simulations de la diffusion par T. Hägerstrand	234
figure 74	Écarts au réel pour les années 1933 et 1944	235
figure 75	Taille moyenne des réseaux relationnels de proximité	243
figure 76	Nombre moyens de liens « éloignés » par cellule selon leurs effectifs	245
figure 77	Distribution spatiale de la taille moyenne des réseaux relationnels des agents fermiers	245
figure 78	Règles de comportements de l'agent fermier adoptant, adoptant-potentiel, et mécanismes de diffusion par influence sociale et mimétisme	247
figure 79	Diffusion pour une valeur de alpha égale à 0.75	248
figure 80	Écarts des taux simulés par rapport aux taux observés	249
figure 81	Structure spatiale des écarts au réel pour l'année 1944	249
figure 82	Evolution spatio-temporelle des taux de propagation	251
figure 83	Variations de la probabilité d'adoption des agents selon le type de messages reçus et leurs poids dans la fonction de décision	255
figure 84	Règles de comportements des agents fermiers adoptants, non adoptants et adoptants potentiels	256
figure 85	Evolution de la probabilité moyenne de rejet de l'innovation à partir d'une opinion générale et la transmission de messages « positifs » et « négatifs »	257
figure 86	Evolutions du taux d'adoption, du taux d'échec et de la probabilité moyenne de rejet pour alpha égal à 0.75	258
figure 87	Simulations et écarts au modèle pour l'année 1944	259
figure 88	Evolution de la probabilité d'adoption individuelle selon le poids des expériences collectives	263
figure 89	Evolution de la probabilité moyenne de rejet, du taux d'adoption et du taux de rejet des subventions	265
figure 90	Une diffusion selon une dynamique locale et globale dans la décision d'adopter des agents fermiers artificiels	266
figure 91	Les zones où plus de 50% des fermiers en 1944 ont rejeté les subventions après une période d'essai	267
figure 92	Comparaison entre une approche spatiale et une approche modélisant les interactions individus, espace et innovation	269

TABLE DES MATIERES

<i>Sommaire</i>	4
INTRODUCTION GENERALE	6
<i>Partie I. Les processus de diffusion dans l'espace géographique : Formes, modèles et simulations</i>	<i>15</i>
Introduction	16
Chapitre 1. Formes, formalisations et composantes des processus de diffusion spatiale des innovations	17
I La diffusion, un processus spatio-temporel	17
I.1 La diffusion dans l'espace	17
I.1.1 Les formes de la diffusion : une approche descriptive.....	17
I.1.2 Les canaux de la diffusion	19
I.1.3 Les effets de barrière à la diffusion.....	24
I.2 La diffusion dans le temps	25
II Les traitements mathématiques et statistiques des phénomènes de diffusion spatiale.....	27
II.1 Des modèles de contagion.....	27
II.1.1 Le modèle logistique	28
II.1.2 Le modèle de Bass.....	30
II.1.3 Les travaux de Coleman, Katz et Menzel	31
II.1.3.1 Hypothèses et modèles	31
II.1.3.2 Interprétation des résultats.....	32
II.2 ... aux modèles de diffusion selon la hiérarchie des lieux.....	33
II.3 Les limites de la modélisation mathématiques des processus de diffusion	36
II.3.1 Les limites liées au niveau d'agrégation de l'information.....	37
II.3.1.1 L'homogénéité du comportement des individus.....	37
II.3.1.2 La libre circulation de l'information.....	37
II.3.1.3 La fonction de décision.....	38
II.3.1.4 Des innovations statiques	38
II.3.2 Les limites liées à la structure des modèles	39
II.3.3 Des modèles déterministes vers des modèles stochastiques	40
II.3.4 Les échelles spatiales de la diffusion.....	41
III Les composantes de la diffusion : l'innovation et les unités décisionnelles élémentaires.....	42
III.1 Typologie et caractéristiques de l'innovation.....	42
III.1.1 Les types d'innovations.....	43
III.1.2 Les caractéristiques de l'innovation	43
III.2 Du holisme à l'individualisme méthodologique.....	45
III.2.1 Une approche par la demande d'innovation	46
III.2.2 Une approche par l'offre d'innovation	48
III.2.2.1 La maîtrise des marchés et le rôle des infrastructures	48
III.2.2.2 Des explications revisitées	50
Conclusion du Chapitre 1	52
Chapitre 2. La simulation des phénomènes de diffusion spatiale	53
IV Les travaux d'Hägerstrand sur la simulation des phénomènes de diffusion spatiale	53
IV.1 Une approche méthodologique	54
IV.2 Modèle I : autonomie décisionnelle des individus et diffusion spatiale.....	57
IV.2.1 Résumé de la structure générale du modèle I et simulations.....	57
IV.2.2 Commentaires à propos du modèle I.....	57
IV.3 La diffusion des subventions à l'herbage dans les districts de Kinda et Ydre	58
IV.3.1 La diffusion entre 1929 et 1932	59
IV.3.2 Les contacts interpersonnels	63
IV.3.3 Le champ moyen d'information.....	64
IV.4 Modèle II : contacts interpersonnels et diffusion des innovations	65
IV.4.1 Résumé de la structure générale du modèle II et simulations	65

IV.4.2 Commentaires à propos du modèle II	66
IV.4.3 Contacts interpersonnels et diffusion des subventions aux pâturages : une comparaison.....	67
IV.5 Modèle III : fonction de résistance individuelle et diffusion	68
IV.5.1 La notion de résistance.....	69
IV.5.2 Résumé de la structure générale du modèle III et simulations.....	69
IV.5.3 Comparaisons entre les résultats du modèle III, du modèle II et la diffusion des pâturages.....	70
IV.6 « A monte carlo approach to diffusion ».....	72
IV.6.1 Le champ moyen d'information pondéré et standardisé	72
IV.6.2 Les barrières à la communication	73
IV.6.3 Résumé de la structure générale du modèle et simulations.....	74
IV.6.4 Résultats des simulations	76
IV.7 Validité et porté des travaux d'Hägerstrand.....	78
IV.7.1 La validité du modèle et des résultats	78
IV.7.2 quelques extensions au modèle d'Hägerstrand	80
IV.7.2.1 Des extensions temporelles du modèle	80
IV.7.2.2 la prise en compte de l'hétérogénéité dans les comportements individuels	90
IV.7.3 Le modèle est-il adapté pour la prédiction ?	92
IV.7.4 Une méthodologie réemployée... et modifiée.....	94
Conclusion du Chapitre 2	95
Conclusion.....	96
Partie II. sciences de la complexité et diffusion spatiale des innovations	99
Introduction.....	100
Chapitre 3. Complexité, auto-organisation et émergence	102
V Les sciences de la complexité	102
V.1 Nature et mesure de la complexité	103
V.1.1 Réductionnisme versus synthétisme.....	104
V.1.2 La hiérarchie des niveaux de complexité	105
V.1.3 La diffusion des innovations est-elle un phénomène complexe ?.....	107
VI L'émergence et la théorie de l'auto-organisation.....	111
VI.1 Les concepts d'émergence	111
VI.1.1 Statut et « utilisation » de l'émergence	111
VI.1.2 Emergence, émergence de second ordre et niveau émergent.....	112
VI.1.3 La diffusion des innovations est-elle un phénomène émergent ?.....	114
VI.2 Les phénomènes auto-organisés.....	115
VI.2.1 Origines des théories de l'auto-organisation	115
VI.2.2 Un exemple de processus d'auto-organisation par amplification : les insectes sociaux	116
VI.2.3 Définition de l'auto-organisation	119
VI.2.3.1 « Positive feedback isn't always negative ».....	119
VI.2.3.2 Le système dans tous ses états : Fluctuations, bifurcations, amplifications et stabilisation.....	120
VI.2.3.3 Un univers décentralisé.....	123
VI.2.3.4 La diffusion spatiale est-elle un phénomène auto-organisé ?.....	125
Conclusion du Chapitre 3	128
Chapitre 4. La simulation comme méthode de recherche.....	129
VII Principes généraux de la simulation	130
VII.1 De l'utilité de la simulation	130
VII.2 Les différentes étapes de la simulation	131
VII.2.1 Une simplification du réel.....	132
VII.2.2 Construction et vérification d'un modèle de simulation	133
VII.2.3 Validation et analyse de sensibilité du modèle de simulation.....	135
VII.2.3.1 Vérification ou validation d'un modèle de simulation.....	135
VII.2.3.2 Analyse de sensibilité des résultats d'un modèle de simulation	137
VIII Genèse et méthodes de simulations en sciences sociales	138
VIII.1 L'approche systémique et la dynamique des systèmes.....	139
VIII.2 La microsimulation	140

VIII.3 Les automates cellulaires.....	143
VIII.3.1 Les composants d'un automate cellulaire.....	144
VIII.3.1.1 L'espace de l'automate cellulaire.....	144
VIII.3.1.2 Le voisinage d'un automate.....	145
VIII.3.1.3 L'état d'un automate.....	146
VIII.3.1.4 Les règles de transition.....	146
VIII.3.1.5 Le temps d'un automate et l'ordre d'application des règles de transition.....	149
VIII.3.2 Exemples d'adaptation des automates cellulaires à la modélisation de phénomènes en géographie.....	150
VIII.3.2.1 Une primauté pour des problématiques urbaines.....	151
VIII.3.2.1.1 Le modèle de Batty, Xie et Sun de l'étalement urbain.....	151
VIII.3.2.2 Les automates cellulaires et la diffusion des innovations.....	157
VIII.3.2.2.1 Un modèle stochastique de diffusion des innovations.....	157
VIII.3.3 Les limites des automates cellulaires appliqués à la simulation de phénomènes sociaux et spatiaux.....	159
Conclusion du Chapitre 4	162
Chapitre 5. Les Systèmes Multi-Agents.....	163
IX Histoire d'une émergence : origine et développement des systèmes multi-agents.....	164
IX.1 L'intelligence artificielle distribuée et la vie artificielle.....	165
IX.1.1 Intelligence centralisée versus intelligence distribuée.....	165
IX.1.1.1 L'intelligence artificielle.....	166
IX.1.1.2 L'intelligence artificielle distribuée.....	167
IX.1.2 Les domaines d'applications des systèmes multi-agents.....	169
X Concepts et principes des systèmes multi-agents.....	172
X.1 Définitions des systèmes multi-agents.....	172
X.1.1 L'environnement d'un système multi-agents.....	174
X.1.2 Les agents des systèmes multi-agents.....	176
X.1.3 Les architectures de l'agent.....	177
X.1.4 Les interactions entre agents.....	179
X.1.4.1 Une typologie des interactions.....	179
X.1.4.2 La communication comme vecteur de l'action.....	181
XI Les simulations multi-agents en géographie.....	184
XI.1 Des simulateurs de dynamiques intra-urbaines.....	186
XI.2 Le modèle SIMPOP.....	186
Conclusion du Chapitre 5	193
Conclusion.....	194
<i>Partie III. Simulations exploratoires de la diffusion des subventions aux pâturages dans le sud de la Suède.....</i>	<i>196</i>
<i>Introduction.....</i>	<i>197</i>
Chapitre 6. Modèles de diffusion des innovations dans un espace théorique.....	200
XII Les éléments de base des modèles théoriques.....	200
XII.1 Un espace abstrait.....	200
XII.2 L'agent comme une entité décisionnelle abstraite.....	201
XII.2.1 L'agent fermier comme unité élémentaire responsable de la diffusion.....	201
XII.2.2 Un agent fermier synthétique.....	202
XII.2.3 L'environnement de l'agent fermier.....	203
XIII Modèles théoriques de simulation de diffusion des innovations.....	203
XIII.1 Les rôles de l'adoptant et de l'adoptant potentiel dans la diffusion.....	204
XIII.1.1 Un modèle de diffusion à partir de réseaux relationnels.....	205
XIII.1.1.1 Formalisme informatique du modèle.....	205
XIII.1.1.2 Simulations et interprétations des résultats.....	207
XIII.1.1.3 Limites du modèle.....	208
XIII.1.2 Modèle de diffusion par mimétisme et à partir de réseaux relationnels.....	209
XIII.1.2.1 Formalisme informatique du modèle.....	210
XIII.1.2.2 Simulations et interprétations des résultats.....	211

XIII.1.2.3 Limites du modèle	214
XIII.2 L'hétérogénéité des individus et la fonction d'adoption	214
XIII.2.1 Le poids de la différenciation individuelle dans la diffusion des innovations	214
XIII.2.1.1 Un modèle de diffusion basé sur l'hétérogénéité des agents	215
XIII.2.1.1.1 Formalisme du modèle	216
XIII.2.1.1.2 Conséquences de l'hétérogénéité sur la diffusion de l'innovation	218
XIII.3 L'intégration des freins à la diffusion dans un modèle.....	221
XIII.3.1 Les facteurs de limitation de l'adoption et de rejet de l'innovation	221
XIII.3.1.1 Absence d'information et rejet de l'innovation	221
XIII.3.1.2 Evolution de l'innovation et croissance de la diffusion.....	222
XIII.3.2 Des fonctions de décision dynamiques pour intégrer la variabilité de l'innovation.....	222
XIII.3.3 Un modèle probabiliste de diffusion des innovations.....	224
XIII.3.3.1 Formalisme informatique du modèle.....	225
XIII.3.3.2 Simulations et interprétations des résultats.....	227
Conclusion du Chapitre 6	230
Chapitre 7. Les subventions aux pâturages dans les districts de Kinda et Ydre : une diffusion revisitée par les systèmes multi-agents.....	231
XIV Diffusion des subventions et simulation par T. Hägerstrand.....	231
XIV.1 La diffusion des subventions entre 1928 et 1944	232
XIV.2 La diffusion, un processus spatial	233
XIV.2.1 Simulations du modèle de Monte-Carlo.....	234
XV Un modèle probabiliste de diffusion des subventions aux pâturages à partir d'interactions locale.....	236
XV.1 Hypothèses sur les principaux mécanismes et paramètres responsables de la diffusion des pâturages	236
XV.1.1 Médias, groupes et individus.....	237
XV.1.2 les Caractéristiques de l'innovation.....	239
XV.2 Modèle, simulations et sensibilité des paramètres.....	240
XV.2.1 Formalisation du modèle	240
XV.2.1.1 Les caractéristiques et la fonction de décision de l'agent fermier	240
XV.2.1.2 Le réseau relationnel de l'agent fermier	242
XV.2.1.3 La transmission de l'information dans le modèle de diffusion.....	246
XV.2.2 Simulations et interprétations des résultats.....	247
XV.2.3 Une structuration spatiale des résidus liée à l'invariance dans le temps des caractéristiques de l'innovation	250
XVI Modèles de diffusion et dynamiques de l'innovation.....	252
XVI.1 Divers scénarios d'évolution de l'innovation.....	252
XVI.1.1 Des dynamiques auto-organisées d'évolutions de l'innovation	254
XVI.1.1.1 La transmission de messages « négatifs » et « positifs » à propos des subventions.....	254
XVI.1.1.1.1 Formalisation du modèle.....	254
XVI.1.1.1.2 Simulations et sensibilités des résultats aux conditions initiales.....	257
XVI.1.2 Un phénomène d'émergence de second ordre.....	260
XVI.2.1 L'expérience collective des agents fermiers.....	261
XVI.2.1.1 Formalisme du modèle d'interactions locales et globales	262
XVI.2.1.1.1 Simulations et interprétations des résultats	263
XVI.2.1.1.2 Les principaux écarts au réel.....	266
XVI.3 Comparaison entre une approche spatiale et une modélisation des interactions individus, espace et innovation	268
Conclusion du Chapitre 7	271
Conclusion.....	273
CONCLUSION GENERALE	275
Annexes.....	283
Bibliographie	305
Table des figures.....	322
Table des matieres	324

