



Hybridation de métaheuristiques pour la résolution distribuée de problèmes d'optimisation spatialisés

Jean-Charles Creput

► To cite this version:

Jean-Charles Creput. Hybridation de métaheuristiques pour la résolution distribuée de problèmes d'optimisation spatialisés. Intelligence artificielle [cs.AI]. Université de Bourgogne, 2008. tel-00914963

HAL Id: tel-00914963

<https://theses.hal.science/tel-00914963>

Submitted on 6 Dec 2013

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.

UNIVERSITE DE BOURGOGNE
U.F.R. des sciences et techniques

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

Discipline : Informatique

Présentée et soutenue publiquement par

Jean-Charles Créput

le 21/11/2008

**HYBRIDATION DE METAHEURISTIQUES POUR LA
RESOLUTION DISTRIBUEE DE PROBLEMES
D'OPTIMISATION SPATIALISES**

JURY

Jean PALLO	Président	Professeur à l'Université de Bourgogne
François CHARPILLET	Rapporteur	Directeur de recherche INRIA au LORIA Nancy
Chengbin CHU	Rapporteur	Professeur à l'Ecole Centrale Paris
Jin-Kao HAO	Rapporteur	Professeur à l'Université d'Angers
Aberrafiâa KOUKAM	Examineur	Professeur à l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
Patrick SIARRY	Examineur	Professeur à l'Université de Paris 12
Kokou YETONGNON	Examineur	Professeur à l'Université de Bourgogne

Remerciements

Je remercie Jean Marcel Pallo, président du jury, et je remercie Kokou Yetongnon, examinateur, tous deux professeurs à l'Université de Bourgogne pour leur accueil et leur aide importante accordée lors de la préparation de cette HDR de l'Université de Bourgogne. Et je remercie dans le même temps les services et les personnels du laboratoire LE2I pour leur aide matérielle et leur soutien, avant, pendant, et après la soutenance publique.

Je remercie les rapporteurs François Charpillet, Chengbin Chu et Jin-Kao Hao pour l'intérêt porté à ce travail et pour leurs remarques, questions, et attentions prodiguées durant toute cette période.

Je remercie Patrick Siarry, examinateur, qui m'a beaucoup aidé en faisant preuve d'une réactivité impressionnante, et pour m'avoir aiguillé sur certaines coquilles.

Je remercie Abderrafiâa Koukam, directeur du SeT, non seulement d'avoir été membre de ce jury mais aussi plus particulièrement d'avoir contribué à la plupart de ces travaux. Je le remercie pour la confiance qu'il m'a témoignée depuis plus d'une décade maintenant.

Je remercie nos collègues de l'Université des Sciences et Techniques de Cracovie, Jaroslaw Kozlak, Krzysztof Cetnarowicz et Edward Nawarecki pour leur accueil chaleureux et indéfectible à chaque fois à Cracovie. Revenant au début des années 2000, je remercie Alexandre Caminada pour son écoute et sa disponibilité lors de notre participation au projet Omuta France Telecom R&D.

Je remercie Juan Pablo Gruer et Abdellah El Moudni pour leur confiance témoignée dès les années 1997-2000 et jusqu'à aujourd'hui. Ils représenteront ici l'ensemble des enseignants et personnels du SeT et du GI à l'UTBM que je ne saurais oublier dans ces remerciements.

Enfin, je remercie tous mes proches envers lesquels je ne saurais trouver de mots pour exprimer ma gratitude pour leurs encouragements et leur patience.

Table des matières

Chapitre I	Introduction.....	9
1	Historique	9
2	Contexte et objectifs	10
3	Structure du document.....	18
Chapitre II	Approche évolutionniste pour le maillage adaptatif et le dimensionnement de réseaux cellulaires.....	19
1	Introduction	21
2	Maillage adaptatif pour le dimensionnement de réseaux cellulaires.....	23
2.1	Planification de réseaux cellulaires	23
2.2	Définition du problème de dimensionnement	24
2.3	Complexité du problème	26
3	Recherche locale et stratégie évolutionniste	27
3.1	Algorithme de recherche locale stochastique.....	27
3.2	Fonction de fitness	29
3.3	Algorithme évolutionniste hybride.....	32
4	Evaluations et amélioration des performances.....	33
4.1	Impact des fonctions de filtrage et de pénalisation	33
4.2	Fitness agrégative probabiliste	35
4.3	Propriétés de l'approche évolutionniste	36
4.3.1	Evaluation sur des jeux de tests types.....	36
4.3.2	Evaluation en fonction de la taille de la population.....	38
5	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	40
6	Conclusion.....	40
7	Références	41
Chapitre III	Auto-organisation et évolution pour résoudre des problèmes de transport terrestre.....	45
1	Introduction	47
2	Transposition du maillage adaptatif aux problèmes de transport terrestre.....	48
3	Problème général de regroupement et de routage	49
3.1	Concepts de base	49
3.2	Définition du problème général.....	50
3.3	Hiérarchie des problèmes traités	52
4	Approche évolutionniste intégrant les cartes auto-organisatrices	55
4.1	Principe de fonctionnement.....	55
4.2	Cartes auto-organisatrices	57
4.3	Intégration dans un algorithme évolutionniste	59

4.4	Complexité algorithmique.....	61
5	Applications à des problèmes de transports terrestres spatialisés	62
5.1	Problèmes combinés de positionnement et de routage.....	62
5.1.1	Problème du cycle médian.....	62
5.1.2	Application à la génération de lignes de bus	63
5.1.3	Problèmes de tournées avec fenêtres de temps et regroupement.....	66
5.2	Problèmes classiques de tournées de véhicules.....	69
5.2.1	Problèmes de tournées avec contraintes de capacité et d'équilibrage de trajets.....	69
5.2.2	Problème du voyageur de commerce.....	72
5.3	Récapitulatif des configurations d'algorithmes.....	78
6	Approche de conception interactive	78
7	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	81
8	Conclusion.....	81
9	Références	82
Chapitre IV Objets, agents et conception d'heuristiques hybrides.....		87
1	Introduction	89
2	Bibliothèque de composants évolutionnistes	91
3	Résolution de problèmes d'optimisation par des agents	92
3.1	Résolution collective de problèmes.....	92
3.2	Application aux problèmes de tournées dynamiques.....	96
3.2.1	Transport à la demande par des approches de marché.....	96
3.2.2	Maillage adaptatif appliqué au VRP dynamique	98
4	Conception de schémas d'heuristiques hybrides.....	101
4.1	Relecture des développements	101
4.2	Décomposition en agents	102
4.3	Choix des métaphores et hybridation	103
4.4	Exemples de schémas d'interaction	105
5	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	109
6	Conclusion.....	110
7	Références	111
Chapitre V Conclusion		119
1	Bilan des travaux	119
2	Perspectives	120
Annexes.....		123
Annexe A Curriculum vitæ.....		125
1	Informations générales	127
2	Publications	128
3	Encadrement d'étudiants.....	132
4	Contrats et collaborations industrielles	134
5	Projets Européens	135
6	Activités d'enseignement.....	135
7	Activités administratives et responsabilités collectives	136
Annexe B Axe de recherche sous ma responsabilité au SeT.....		139
Annexe C Sélection de publications		141

Introduction

Chapitre I Introduction

Avant de présenter le contexte et les objectifs de nos travaux, il nous paraît utile de dresser un bref historique traçant les différentes étapes qui ont marqué l'évolution de nos activités de recherche.

1 Historique

- **Thèse de doctorat de l'Université Paris 6 soutenue en Janvier 1997**

La thèse réalisée dans le Laboratoire d'Etude et de Recherche en Informatique et ses Applications (LERIA) à l'IUT de Lorient porte sur la conception d'outils et de méthodes à base de réseaux neuronaux pour la recherche d'informations et l'indexation automatique dans les grandes bases de données documentaires. Un mécanisme de structuration de l'indexation et d'apprentissage au pas à pas est proposé permettant la prise en compte de jugements de pertinence complexes (non linéaires) des documents relativement à une requête (groupe de mots). Les requêtes et les valeurs de pertinence sont structurées dans un réseau neuronal à base de prototypes ou clusters. En se basant sur une interprétation géométrique de la règle d'apprentissage proposée, et sous certaines condition d'agencement des données d'apprentissage, on montre que la taille du réseau neuronal construit est de l'ordre du nombre de documents considérés.

- **Enseignant Chercheur Contractuel¹ en Septembre 1997 puis Maître de Conférences en 2000 à l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard**

Après ma thèse, j'ai été recruté en tant qu'Enseignant Chercheur Contractuel à l'Institut Polytechnique de Sévenans (IPSé) en Septembre 1997 pour une durée de trois 3 ans. J'ai

¹ Les charges d'enseignement et de recherche d'un enseignant chercheur contractuel sont identiques à celles d'un maître de conférences.

ensuite été nommé Maître de Conférences en Septembre 2000 à l'UTBM, l'IPSé ayant fusionné avec l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Belfort (ENIBe) pour former l'UTBM en 1999. Dans l'Equipe d'Accueil « Laboratoire de Recherche en Informatique de Sévenans », mes thèmes de recherche ont évolué pour contribuer à la mise en œuvre de collaborations industrielles avec de grandes entreprises de la région telles Peugeot PSA ou France Telecom R&D. Mes recherches se sont orientées vers l'utilisation des algorithmes évolutionnistes pour l'optimisation des réseaux radio-mobiles.

Avec la création de l'UTBM et la restructuration des activités de recherche qui s'en est suivie, nous avons participé à la création du Laboratoire Systèmes et Transports (SeT), EA 3317, en 2000. Le domaine des transports terrestres est alors devenu un champ d'application fort de nos travaux de recherche, étendant nos collaborations avec de nouveaux partenaires institutionnels ou industriels, tels la CTRB (Compagnie des Transports de la Région Belfortaine), la MTM (Maison du temps et de la Mobilité), la CAB (Communauté d'Agglomération Belfortaine) ou encore l'entreprise Alstom Power. Cette restructuration a renforcé l'orientation de l'équipe informatique du laboratoire vers deux axes comportant des projets transversaux. Le premier axe concerne la spécification formelle des systèmes multi-agents et leur modélisation, le second axe concerne l'élaboration de méthodes heuristiques de résolution distribuée de problèmes (en abrégé axe Heuristiques), dont nous présentons une partie des activités dans ce document, et dont je suis l'animateur.

Aujourd'hui, les compétences se sont enrichies par l'arrivée de nouveaux chercheurs et doctorants. Les thèmes de recherche se sont diversifiés notamment avec le démarrage d'un axe Communication Mobile en janvier 2004, puis ensuite avec le développement de nouvelles thématiques du laboratoire (véhicule intelligent, réalité virtuelle, électromécanique). Dans le prochain contrat quadriennal 2008-2011 l'axe de recherche Heuristiques évolue vers une action transversale « Optimisation » entre les équipes du laboratoire dont je suis le responsable (voir Annexe B).

2 Contexte et objectifs

Les problèmes d'optimisation se posent dans de très nombreux domaines de recherche et d'application. Que ce soit pour l'aide à la décision, l'apprentissage automatique et la classification, la reconnaissance d'objets dans des images, que ce soit pour réguler et contrôler des systèmes de production, ou bien pour préciser les dimensions et paramètres de dispositifs matériels, en télécommunications, ou pour le transport des biens et des personnes, nous

pouvons être amenés à résoudre des problèmes d'optimisation car nous cherchons le plus souvent à minimiser un coût ou à maximiser une performance.

D'une manière générale, un problème d'optimisation est défini par trois composantes : un ensemble d'instances, un ensemble de solutions admissibles associé à chaque instance et une fonction, appelée fonction objectif, qui assigne à chaque solution admissible une valeur scalaire. Une solution optimale d'une instance d'un problème est une solution admissible dont la valeur scalaire associée est minimale ou maximale suivant qu'il s'agit respectivement d'un problème de minimisation ou de maximisation. Un algorithme d'optimisation pour résoudre le problème est un algorithme qui permet de trouver pour chaque instance une solution optimale. Lorsque l'ensemble des solutions admissibles est fini nous parlons d'optimisation combinatoire. Lorsque nous cherchons à minimiser plusieurs objectifs simultanément, nous nous intéressons à des problèmes d'optimisation multi-objectifs.

Les problèmes traités ici sont principalement des problèmes d'optimisation des réseaux de transport terrestre et des réseaux de communication mobile. Les entités définissant la structure du problème, telles que par exemple des véhicules, des clients, ou des antennes radiomobiles, sont situées dans un espace euclidien, le plan, et cet aspect est une composante importante du problème. Ces problèmes mettent en relation une demande des usagers, répartie sur un territoire, avec une offre organisée de services ou d'infrastructures également répartie sur ce territoire. Ce sont des problèmes NP-difficiles. Il en résulte que nous ne connaissons pas de méthodes exactes de résolution fournissant la solution optimale en temps raisonnable, pour des instances du problème de grandes tailles. Il est ainsi nécessaire de proposer des méthodes approchées produisant des solutions satisfaisantes, mais en temps acceptable. Un tel procédé ad hoc appliqué à un problème en particulier est appelé une heuristique. Lorsque la méthode est exprimée à un niveau abstrait indépendant du problème d'optimisation considéré, nous l'appelons métaheuristique. Ces méthodes heuristiques et métaheuristiques sont généralement évaluées de manière expérimentale et validées par l'évidence statistique. Les outils formels dont nous disposons ne permettent généralement pas de garantir théoriquement et a priori le résultat obtenu en pratique.

Pour résoudre ces problèmes, que nous qualifions de « spatialisés » parce que relatifs à des entités situées dans l'espace euclidien (le plan), nous nous plaçons dans une perspective d'hybridation de concepts et de méthodes qui peuvent provenir de différents domaines de l'intelligence artificielle et de la recherche opérationnelle. Nous parlons d'heuristiques ou de métaheuristiques, dites hybrides, lorsque les composants de l'approche incluent des techniques d'origines diverses. Par exemple, nous serons amenés à combiner des approches

évolutionnistes avec des recherches locales ou des réseaux neuronaux, et ensuite à analyser leur conception sous l'angle de la résolution collective de problèmes et des systèmes multi-agents. Comment faire le lien entre des approches, a priori différentes, pour fonder une méthode de résolution de problèmes néanmoins efficace et suffisamment générale pour englober de manière cohérente ces concepts variés. C'est une préoccupation sous-jacente aux travaux présentés ici. Bien entendu, la grande variété des approches de résolution de problèmes existantes, leurs similarités et leurs différences, font qu'elles peuvent déjà être vues en tant que constructions hybrides. D'un certain point de vue, nous ne faisons que mettre en pratique une démarche usuelle, mais en la rendant explicite et en l'appliquant à des classes de problèmes spécifiques du domaine de l'optimisation.

Généralement, les qualités recherchées des méthodes et algorithmes heuristiques de résolution, outils et logiciels associés sont un bon compromis entre :

- la performance et la robustesse, analysées en terme de qualité des solutions, de durée d'exécution et d'occupation mémoire,
- les propriétés adaptatives du système de résolution dans un contexte dynamique et stochastique,
- la possibilité d'implantation dans un environnement matériel distribué,
- la simplicité et la flexibilité,
- la modularité de la démarche de conception,
- la potentialité de généralisation à d'autres domaines d'application.

Nous mettons l'accent sur l'élaboration de méthodes de résolution qui seraient à la fois efficaces (générant des solutions proches de l'optimum en temps acceptable), plus simples (faciles à comprendre et à mettre en oeuvre), et aussi flexibles (plus aisément extensibles à des problèmes plus complexes). Pour y parvenir, trois grands principes peuvent guider la conception : l'utilisation de métaphores naturelles et biologiques, l'exploitation poussée de la spatialité du problème, et l'hybridation de méthodes à différents niveaux. Il doit en résulter une démarche de conception incrémentale de l'algorithme et une mise en œuvre possible distribuée et décentralisée du système, devant conférer adaptabilité et robustesse face aux imprévus.

Ce que les algorithmes de résolution de problèmes proposés ont en commun, est qu'ils portent sur la manipulation d'entités abstraites multiples et en interaction, par exemple des véhicules, des piétons, des arrêts de bus, localisés dans un environnement commun. Le but recherché est d'exploiter des propriétés logiques, dites propriétés émergentes, induites par la distribution du calcul sur des unités indépendantes en grand nombre et en interaction

continue. De ce fait, des modifications dynamiques mineures de la donnée du problème ont, en principe, un impact localisé et minimal sur les structures de données, ce qui doit favoriser l'adaptabilité du système, sa résistance aux pannes et aux données bruitées ou incomplètes. Le système de résolution dans son ensemble est cependant hiérarchisé, comportant des niveaux où le contrôle est centralisé et des niveaux où le calcul est conceptuellement réparti, impliquant des hypothèses de synchronisation plus ou moins fortes des composants en interaction.

Les méthodes proposées peuvent être, et elles le sont le plus souvent, implantées de manière séquentielle car destinées à être utilisées dans un contexte centralisé, dans lequel le système qui résout est différent du système physique modélisé. Les aspects liés à l'exécution parallèle des algorithmes sont, dans ce cas, considérés dans une démarche séparée et complémentaire de mise en oeuvre. Nous dirons de ces méthodes, qu'elles sont basées sur une distribution logique et hiérarchisée du calcul. Des exemples de ces approches sont les algorithmes évolutionnistes, les réseaux neuronaux ou encore les colonies de fourmis. Nous nous référons ici aux colonies de fourmis en tant qu'exemple à la fois de métaheuristique et de méthode de résolution collective de problèmes. A plus ou moins long terme, le but recherché est double. Il est, d'une part, d'étudier comment l'utilisation de métaphores biologiques apporte robustesse et flexibilité au regard d'approches séquentielles traditionnelles, telle que par exemple les méthodes heuristiques itératives de la recherche opérationnelle. Et il est, d'autre part, de considérer la potentialité de mise en oeuvre parallèle des approches sur des stations de travail en réseau ou sur des systèmes multi-processeurs, par exemple dans une perspective future où ces derniers seront largement disponibles et accessibles.

Il se peut, aussi, que le but recherché consiste à utiliser les différents dispositifs physiques définissant le problème en tant que les supports d'exécution eux-mêmes. Ces dispositifs peuvent être des véhicules, des antennes, des clients qui participent collectivement à l'optimisation de leur performance collective. La mise en oeuvre parallèle des algorithmes de résolution est imposée par les contraintes matérielles de fonctionnement. Ces contraintes sont partie intégrante du problème lui-même. Nous parlons, dans ce cas, de système distribué ou encore de problème distribué pour marquer cette prise en compte en amont de la distribution physique du calcul. Cela n'interdit pas également une résolution hiérarchisée du problème, du fait de rôles spécifiques assignés à certains composants. Dans ce cas, les problèmes traités sont généralement de nature dynamique. Les systèmes multi-agents s'inscrivent prioritairement dans cette démarche. Les agents sont des unités de calcul autonomes

communiquant par échanges de messages et l'enjeu consiste à définir leur comportement afin de maximiser une performance collective. Nous abordons alors le domaine de la résolution collective de problèmes.

Etant donné que nous voulons nous situer au carrefour de la conception de métaheuristiques fondées sur des métaphores biologiques et des approches collectives de résolution de problèmes, nous cherchons à montrer que ces domaines de recherche ont plus en commun qu'il n'y paraît. Nous soutiendrons que la démarche d'hybridation et de distribution des métaheuristiques dépend principalement de l'adoption par le concepteur d'une certaine posture vis à vis du système à modéliser. Nous aboutissons sur la nécessité de replacer le concepteur au centre du système et terminons ce document en proposant un cadre général de conception et d'hybridation de métaheuristiques distribuées pour résoudre des problèmes d'optimisation spatialisés.

Nous présentons nos travaux suivant trois chapitres principaux dont nous avons voulu qu'ils reflètent trois niveaux de généralisation successifs mis en oeuvre dans notre démarche. A chaque fois, nous cherchons à réutiliser et étendre les problèmes, concepts et outils employés à l'étape précédente en les réinterprétant dans un cadre plus général. Nous présentons brièvement le contenu de ces trois étapes.

- **Approche évolutionniste pour le maillage adaptatif et le dimensionnement de réseaux cellulaires**

Ce chapitre présente la synthèse de nos travaux dans le domaine des communications mobiles sur la problématique du dimensionnement de réseaux cellulaires. Le dimensionnement est une phase préliminaire du processus de planification de réseaux. Il consiste à déterminer la forme générale du réseau, c'est-à-dire à évaluer le nombre et l'emplacement des antennes le constituant, de façon à satisfaire la demande en communication, appelée trafic radiomobile.

Afin de répondre à cette problématique, nous introduisons le concept de maillage adaptatif. Il s'agit de couvrir une étendue géographique avec une structure géométrique représentant le positionnement d'infrastructures de services, avec son graphe représentant la topologie de communication et ses contraintes. Ici, le maillage adaptatif est utilisé pour modéliser la couverture radio d'un territoire géographique à l'aide d'un ensemble de cellules, représentant les couvertures individuelles réalisées par les stations d'antennes. Le processus de maillage adaptatif est basé sur l'hypothèse que la structure doit pouvoir globalement s'adapter à la demande variable des utilisateurs répartis sur le territoire, par le biais de modifications locales exécutées très rapidement, massivement et simultanément.

Le réseau est représenté par une grille de cellules hexagonales, dite en "nid d'abeilles". Le but est d'adapter la forme et la surface des cellules au besoin en trafic, tout en conservant la propriété de topologie hexagonale du maillage. De cette manière, les contraintes liées à l'allocation de fréquences sont prises en compte implicitement dans la topologie du réseau à six voisines, tandis que le positionnement des antennes et l'adaptation au trafic sont traités par des modifications paramétriques du maillage.

Le modèle du maillage adaptatif pour le dimensionnement devient un problème d'optimisation combinatoire de nature géométrique, difficile à résoudre, pour lequel nous proposons une stratégie évolutionniste de résolution. La solution hybride proposée incorpore une heuristique de recherche locale au sein d'un algorithme évolutionniste. La recherche locale s'applique en parallèle sur une population de solutions, tandis que les opérateurs standards évolutionnistes de sélection, mutation et croisement, favorisent l'exploration de l'espace de recherche. Ce type d'algorithme est appelé algorithme mémétique. Le développement de la méthode de résolution a conduit à l'élaboration d'un ensemble de benchmark comportant des cas de tests réels, sur la ville de Lyon, et des cas artificiels spécifiques, avec les solutions obtenues associées.

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre de deux contrats industriels entre l'UTBM et France Telecom R&D. Ils ont fait l'objet d'une thèse de doctorat soutenue en Novembre 2002 et ont donné lieu à plus d'une dizaine de communications dans des journaux et conférences internationaux et nationaux, et plusieurs rapports techniques. Nous renvoyons aux principales publications dans le corps du chapitre.

- **Auto-organisation et évolution pour résoudre des problèmes de transport terrestres spatialisés**

Notre domaine d'application s'étant orienté vers les transports terrestres, nous avons transposé notre approche du maillage adaptatif dans ce nouveau contexte. L'approche suivie couvre un deuxième chapitre. Le maillage "nid d'abeilles" adaptatif peut être vu en tant qu'outil de positionnement de services, chacun délimité par une cellule hexagonale de taille variable, prenant en compte une distribution spatiale de la demande. Ce type d'approche rejoint donc les méthodes de positionnement et de regroupement, visant à constituer des clusters ou agglomérats de données, considérées dans le plan Euclidien.

En généralisant à des graphes planaires quelconques, les grilles adaptatives peuvent également représenter des lignes de transport interconnectées ou des trajets de véhicules couvrant l'espace géographique et s'adaptant continuellement à la demande en transport. Nous retrouvons ainsi les méthodes à base de structures intermédiaires, de type réseaux élastiques

ou cartes auto-organisatrices déjà employés, mais avec un succès mitigé jusqu'à présent, pour résoudre des problèmes prototypes tels que le voyageur de commerce ou certains problèmes de tournées de véhicules.

Ainsi, il devenait naturel de faire évoluer notre approche de maillage adaptatif dans ce contexte. Nous avons entrepris de combiner les cartes auto-organisatrices en tant qu'opérateurs de base dans une approche évolutionniste. Les cartes auto-organisatrices sont des réseaux neuronaux à base de prototypes spatialisés représentant des données. Appliquée aux transports terrestres, l'approche hybride proposée permet de traiter des problèmes euclidiens de positionnement de services à base de centres de type k-médiane, k-mean ou k-centre et aussi des problèmes de tournées de véhicules de complexité croissante, combinant regroupement et routage en une seule et même démarche. Le réseau de transport est dissocié des utilisateurs et un objectif supplémentaire est ajouté : la distance à pied des usagers vers les points de ramassage. Différents problèmes combinés de regroupement et de routage sont étudiés. Des problèmes classiques de l'optimisation combinatoire sont également considérés, notamment pour réaliser des évaluations comparatives avec les autres approches heuristiques de la littérature. Nous considérons le problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité (vehicle routing problem, VRP) et sa variante avec équilibrage des durées de trajets (DVRP), de même que son extension avec contraintes de fenêtres de temps (VRPTW pour « VRP with time windows »). Et aussi le problème du voyageur de commerce (TSP).

L'approche a été évaluée sur des jeux de tests standards en comparaison avec les heuristiques récentes de la recherche opérationnelle, et avec les approches à base de réseaux neuronaux. En ce qui concerne les problèmes pour lesquels des résultats existent utilisant des réseaux neuronaux (TSP, VRP, DVRP), la performance est améliorée. L'écart de performance avec les heuristiques puissantes de la recherche opérationnelle, généralement complexes à mettre en œuvre, est réduit. Par exemple, en considérant l'écart à l'optimum en comparaison avec une méthode de recherche tabou considérée comme étant la plus simple et la plus flexible, la différence de performance sur le VRP passe d'un facteur 10 antérieurement pour les réseaux neuronaux à un facteur 2 avec l'approche proposée, cela pour une durée d'exécution allouée similaire.

Nous avons appliqué l'approche d'optimisation sur un cas réel concernant le plan de déplacement d'une grande entreprise, et proposé une démarche de conception interactive de lignes de bus qui exploite les aspects visuels du concept de maillage adaptatif. L'utilisateur suit en temps réel la déformation du maillage et agit en retour sur les paramètres de l'optimisation pour orienter le cours de la recherche vers les bons compromis. Il peut à

l'occasion intervenir directement sur la structure du réseau et la modifier manuellement, fixer des points de passage, en ajouter, en supprimer, en déplacer. En nous appuyant sur le système d'information géographique du laboratoire, nous avons synthétisé le réseau de lignes de bus pour le ramassage des employés d'une grande entreprise. Les simulations permettent de proposer au concepteur des solutions variées dont la qualité est supérieure à celle du réseau réel. Ici, il s'agit d'un problème de routage et de positionnement d'arrêts de bus combiné. L'impact de la prise en compte du réseau routier sous-jacent est étudié.

Les problèmes combinés de regroupement et de routage ont fait l'objet d'une thèse de doctorat soutenue en Décembre 2005, et de plusieurs masters. Les résultats obtenus sont présentés dans six publications dans des journaux internationaux et chapitres de livres et dans plusieurs conférences internationales auxquels nous nous référons dans le chapitre.

- **Objets, agents et conception d'heuristiques hybrides**

Cette partie présente brièvement des travaux réalisés sur des infrastructures orientées objets pour la conception d'algorithmes évolutionnistes, et ensuite aborde le thème de la résolution collective de problèmes et des systèmes multi-agents. Nous décrivons des travaux réalisés dans le cadre d'une collaboration avec l'Université des Sciences et Techniques de Cracovie en 2003/2004. Le projet concernait la conception d'approches de résolution collective par la simulation de mécanismes de marché et de mises aux enchères. Ces approches sont appliquées à des problèmes dynamiques de transport à la demande. Ensuite, nous exposons brièvement une application récente du maillage adaptatif au VRP dynamique, de manière à illustrer la notion d'instantanéité qui découle du caractère massif et distribué des modifications locales, et rapportons une évaluation en comparaison d'une approche à base de colonies de fourmis. Notamment, nous proposons tout au long de ce chapitre d'effectuer une relecture des méthodes d'optimisation employées sous l'angle des systèmes d'agents en interaction.

Les problèmes sont considérés dans leur version dynamique et stochastique (la demande varie en temps-réel). Cela nécessite d'introduire une composante de simulation temps-réel dans la résolution. Le processus d'optimisation est exécuté par des agents représentant les entités physiques du problème (véhicules, compagnie, clients). Les nouvelles demandes de transport doivent être prises en compte au fur et à mesure de leur arrivée. Il est à noter qu'il existe peu de benchmark unanimement employés pour ce type de problème, ainsi que pour les problèmes statiques classiques, sans doute parce que ces problèmes sont nouveaux et complexes, et les variantes très nombreuses.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons autant aux aspects structurels et méthodologiques des approches, qu'aux aspects de performance. Par rapport aux deux premiers chapitres, nous proposons de faire un pas supplémentaire dans l'extension des concepts employés. Le but est de proposer les grandes lignes d'une méthode de résolution de problèmes spatialisés fondée sur des métaphores de systèmes adaptatifs d'inspiration biologique. Nous décrivons différents schémas d'interaction et de techniques de sélection d'actions, que nous étudions dans une thèse en cours, permettant d'implanter des méthodes à voisinages variables et de réintroduire à un méta-niveau la problématique de l'auto-adaptation des choix d'opérateurs.

Dans ce mémoire nous ne présentons que les travaux de recherche effectués après la thèse. Les références bibliographiques vers nos travaux sont en principe partagées entre les différents chapitres sauf exceptions pour réaliser des raccordements. Les noms de problèmes sont donnés avec l'acronyme de leur dénomination en langue anglaise comme dans TSP pour « traveling salesman problem », c'est-à-dire pour le problème du voyageur de commerce.

3 Structure du document

Trois chapitres principaux constituent le corps du document. Leur enchaînement veut refléter, d'une part, la chronologie des principales étapes de nos travaux, et d'autre part, une démarche progressive vers des modèles de résolution plus généraux.

Le chapitre II présente le concept de maillage adaptatif et son application au dimensionnement de réseaux de communication mobile par approche évolutionniste.

Le chapitre III présente la transposition du concept de maillage adaptatif au domaine des transports terrestres et l'hybridation de réseaux neuronaux dans une métaheuristique à base de population. Différents problèmes sont traités et évalués en comparaison aux approches de la littérature.

Le chapitre IV présente des travaux complémentaires en résolution collective de problèmes, et se veut être une synthèse des concepts rencontrés et des aspects méthodologiques liés à la démarche de conception d'heuristiques hybrides.

Enfin, le dernier chapitre présente un bilan et les perspectives de nos activités de recherche. La première annexe du document retrace ma carrière d'enseignant chercheur : les postes occupés, les activités de recherche, les collaborations universitaires et industrielles, les responsabilités assumées. Une deuxième annexe reproduit un extrait du contrat quadriennal 2008-2011 présentant les orientations de l'action transversale Optimisation, dont je suis le responsable. Une troisième annexe donne le texte de quelques unes de nos publications en relation aux trois chapitres de ce document.

Chapitre II Approche évolutionniste pour le maillage adaptatif et le dimensionnement de réseaux cellulaires

1	Introduction	21
2	Maillage adaptatif pour le dimensionnement de réseaux cellulaires.....	23
2.1	Planification de réseaux cellulaires	23
2.2	Définition du problème de dimensionnement	24
2.3	Complexité du problème	26
3	Recherche locale et stratégie évolutionniste	27
3.1	Algorithme de recherche locale stochastique.....	27
3.2	Fonction de fitness	29
3.3	Algorithme évolutionniste hybride.....	32
4	Evaluations et amélioration des performances.....	33
4.1	Impact des fonctions de filtrage et de pénalisation	33
4.2	Fitness agrégative probabiliste	35
4.3	Propriétés de l'approche évolutionniste	36
4.3.1	Evaluation sur des jeux de tests types.....	36
4.3.2	Evaluation en fonction de la taille de la population.....	38
5	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	40
6	Conclusion.....	40
7	Références	41

1 Introduction

Un réseau radiomobile, ou réseau cellulaire, est un système de communication qui assure la liaison entre un utilisateur mobile et le réseau téléphonique au moyen d'un ensemble de stations, appelées BS pour « base transceiver station », qui couvrent le territoire. La liaison est assurée entre le téléphone mobile et les antennes des BS par l'échange de signaux électromagnétiques sur une plage du spectre radio disponible. Un réseau radiomobile doit assurer une couverture totale d'un territoire, de façon à permettre l'écoulement de l'ensemble des communications, tout en utilisant un nombre limité de fréquences dû à la capacité limitée du spectre radio disponible. Il est ainsi nécessaire d'effectuer une partition de l'espace à couvrir en un grand nombre d'unités de service, appelées cellules [Walke 02].

Le pavage idéal d'un territoire est modélisé par une structure géométrique, dite en nid d'abeilles. Les cellules, dont la forme théorique est celle du cercle, sont représentées par des hexagones. Il en résulte un pavage régulier du territoire, assurant la régularité des distances inter-sites. Chaque cellule hexagonale possède un nombre fixe de six cellules voisines, ce qui s'avère très utile pour l'allocation de fréquences, ou dans la perspective de réaliser une densification ultérieure du réseau. Celle-ci peut notamment s'effectuer par le passage d'antennes omnidirectionnelles à des antennes sectorielles tout en conservant la géométrie hexagonale.

Dans ce domaine des communications cellulaires, nous proposons le concept de maillage adaptatif. Il s'agit de couvrir une zone géographique avec une structure géométrique représentant le positionnement d'infrastructures de services, avec son graphe représentant la topologie de communication et ses contraintes. Le processus de maillage adaptatif est basé sur l'hypothèse que la structure doit pouvoir globalement s'adapter à la demande variable des utilisateurs répartis sur le territoire, par le biais de modifications locales très rapides et exécutées massivement en parallèle. Ce concept nous permet d'aborder la résolution d'un problème de dimensionnement de réseau cellulaire en réalisant un compromis entre des critères de couverture équilibrée du trafic, et des critères de respect de la topologie du réseau cellulaire à six voisines. Dans le contexte cellulaire, le principe de maillage adaptatif consiste en la déformation d'une grille en nid d'abeilles, au départ régulière, en tenant compte de la distribution irrégulière de la demande en trafic radiomobile et des contraintes de topologie.

Le problème de dimensionnement se trouve ainsi ramené à la définition d'un problème géométrique dans le plan, dont nous pensons qu'il sera plus aisé à résoudre, tout en modélisant des aspects essentiels de la conception de réseaux. D'un point de vue

algorithmique, les aspects euclidiens du problème sont exploités dans la mise en oeuvre de procédés d'amélioration localisés et élémentaires. Il en résulte un caractère parallèle massif des processus de recherche et en conséquence une propriété d'adaptabilité théorique du système. Pour résoudre le problème d'optimisation, un algorithme de recherche locale stochastique est tout d'abord proposé et étudié de manière indépendante. Ensuite, une approche de type évolutionniste est introduite afin de lever les limitations de la recherche locale.

Souvent, les méthodes de positionnement d'antennes et de couverture radio utilisent une représentation du problème en termes de graphes et de partition d'ensembles [Calegari et al. 97]. Le problème de positionnement est présenté en tant que variante d'un problème de couverture type référencé sous l'acronyme USCP pour « unicost set covering problem » [Carey & Johnson 79]. Ainsi, la couverture radio est modélisée par des ensembles de points couverts. Dans le cas du maillage adaptatif, la couverture d'une cellule est définie par les 6 sommets d'un hexagone, rendant la représentation par définition plus compacte, le calcul du trafic couvert nécessitant néanmoins l'emploi d'un algorithme de type coloriage opérant localement sur une grille de discrétisation du terrain.

Des approches de conception de réseaux telles que celles présentées dans [Hurley 01][Vasquez & Hao 01][Zimmermann et al. 03], résultats du projet ARNO¹, cherchent à atteindre un niveau de détail fin en calculant par exemple le niveau d'interférence en chaque localisation de l'espace préalablement discrétisé, par l'utilisation d'un modèle de propagation d'onde. Pour évaluer la complexité du problème de positionnement, les auteurs de [Zimmermann et al. 03] renvoient à un problème de couverture similaire présenté auparavant dans [Eidenbenz et al. 98], pour lequel sont déjà donnés des résultats d'approximation. Par exemple, les auteurs montrent que le problème de couverture n'est pas plus simple à approcher que « set cover » [Feige 96], dont l'approximation à un facteur $(1-\varepsilon)\ln n$, pour tout $\varepsilon > 0$, avec n la taille de l'instance, est NP-difficile. Il s'ensuit que nous pouvons considérer ces problèmes comme particulièrement difficiles à résoudre. En revanche, en se ramenant à un problème de nature géométrique dans le plan, et en suivant l'analogie avec des problèmes standards tels que la k-médiane, ou le voyageur de commerce [Arora 98], dont les versions euclidiennes présentent des schémas d'approximation en temps polynomial, nous pouvons espérer construire des heuristiques produisant un résultat plus rapidement, pouvant être utilisé lors de la phase préalable de dimensionnement. L'utilisation de modèles de

¹ NR 23243, Algorithms for Radio Network Optimization, <http://www.cordis.lu/esprit/src/23243.htm>.

propagation d'ondes peut alors être envisagée dans une phase ultérieure de conception détaillée du réseau.

Dans [Walke 02], la question de l'adaptation locale à la densité de trafic est traitée par la décomposition récursive des cellules hexagonales en micro-cellules. Cette approche qui réitère le concept cellulaire à un niveau plus fin est donc très simple, mais a le désavantage de ne considérer que des contours de cellules qui sont réguliers et de mêmes tailles. Par conséquent, elle ne prend pas en compte la possibilité de transitions douces des zones de trafic denses vers les zones moins denses. Il pourra en résulter une augmentation du nombre de stations d'antennes (BS) nécessaires, et donc du coût des infrastructures. Il y a une importante différence entre le réseau idéal régulier et le réseau réel irrégulier. Ici, nous essayons de réduire le fossé entre les deux en générant des cellules hexagonales irrégulières adaptées à l'hétérogénéité du trafic.

Nous exposons le problème de dimensionnement sous sa forme récente, telle que présentée dans [Créput & Koukam 06][Créput et al. 05], qui est le résultat de différents travaux dont une thèse de doctorat [Lissajoux 02] et d'approches préliminaires du problème. Ici, la solution évolutionniste présentée est de type algorithme mémétique, tandis que dans [Lissajoux et al. 00][Lissajoux et al. 99], nous abordons le problème davantage par une approche de type algorithme génétique, et dans [Créput et al. 00a] par réseaux neuronaux. Ce travail s'inscrit aussi dans le cadre de deux contrats industriels avec la société Fr. Telecom [Créput et al. 01][Créput et al. 00b]. Nous présentons l'approche de recherche locale utilisée et son intégration dans un algorithme évolutionniste. Nous présentons ensuite des évaluations expérimentales de mécanismes d'amélioration de la recherche locale seule, notamment par l'utilisation de pondérations dynamiques introduites dans la fonction d'évaluation (appelée « fonction de fitness » par la suite) et illustrons les propriétés de l'approche évolutionniste sur des jeux de tests variés.

2 Maillage adaptatif pour le dimensionnement de réseaux cellulaires

2.1 Planification de réseaux cellulaires

Le processus de planification des réseaux [Reininger & Caminada 01] définit l'implantation et l'évolution des réseaux de façon à assurer l'écoulement du trafic lié aux

services. Il est composé des étapes de dimensionnement, de design, de déploiement et d'optimisation terrain.

L'étape de dimensionnement se situe en amont. Elle fixe, en fonction des priorités et des moyens financiers associés, les objectifs du réseau en terme de volume d'équipements et de qualité de service et détermine les ressources financières. L'étape suivante de design correspond à la conception du réseau en fonction des particularités précises du terrain. Elle approfondit l'évaluation des coûts en précisant l'emplacement et les paramètres des antennes. Le déploiement est une étape purement opérationnelle consistant à réaliser sur le terrain l'installation des sites en fonction du design.

Le problème de design de réseaux est celui qui donne les développements les plus riches en termes de recherches. Il peut être globalement décomposé en deux sous-problèmes :

- Le problème de positionnement d'antennes ou APP (Antenna Positioning Problem), qui recouvre généralement à la fois le positionnement des antennes et l'ajustement des paramètres.
- Le problème d'allocation de fréquences ou FAP (Frequency Assignment Problem), qui traite de la répartition des différentes plages de fréquences allouées.

Dans la littérature, les études sur l'allocation de fréquences [Crompton et al. 94][Dorne & Hao 95][Tiourine et al. 95] sont plus anciennes que sur le positionnement [Calegari et al. 97][Hurley 01][Vasquez & Hao 01][Zimmermann et al. 03]. Cependant, ces deux problèmes sont liés puisque le positionnement des antennes conditionne à la fois le degré d'interférence au sein du réseau et la topologie de celui-ci, et donc influe sur l'allocation de fréquences. Dans notre perspective de dimensionnement, nous cherchons à concilier simultanément des aspects de ces deux problématiques du FAP et de l'APP, par l'utilisation d'un maillage hexagonal à topologie fixe, dont les formes des cellules sont adaptées à la quantité de trafic couverte.

2.2 Définition du problème de dimensionnement

Parmi les trois possibilités de décomposition du plan en polygones réguliers (triangle, carré, hexagone), nous nous intéressons au maillage dit en « nid d'abeilles » dont les composants sont des hexagones [Bern & Eppstein 95]. Une manière de définir un maillage nid d'abeilles est de le construire à partir de la duplication d'un hexagone régulier suivant une grille rectangulaire, ainsi qu'illustré à la Figure II-1(a) avec une grille rectangulaire 5×4. Un hexagone, ou cellule, partage chacune de ses six arêtes avec au plus une cellule voisine. Un hexagone parfait est représenté à la Figure II-1(b). Si les coordonnées de ses sommets sont des nombres algébriques, éventuellement non rationnels, en pratique nous travaillons sur une

discrétisation du plan à l'aide d'une grille de précision finie. Les localisations des sommets sont alors inscrites dans cette grille ainsi qu'illustré Figure II-1(c).

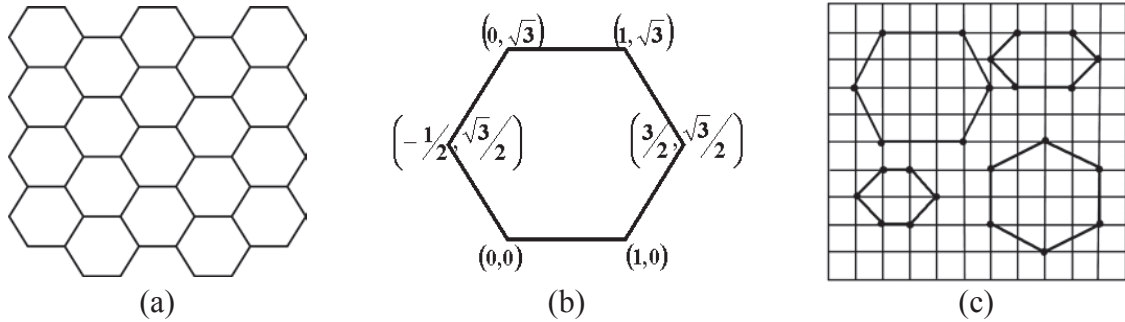


Figure II-1. (a) Une grille nid d'abeilles rectangulaire 5×4. (b) Un hexagone parfait défini par les positions des sommets. (c) Hexagones dans une grille de discrétisation du plan.

Selon l'approche cellulaire, un hexagone représente l'étendue couverte par une cellule, laquelle est associée à une BS. Etant donné un point p du plan, nous disons que ce point est couvert par une cellule, lorsque le point se situe à l'intérieur de l'hexagone. Une cellule peut être vue comme un recouvrement, un regroupement, ou un cluster, de points de trafic sur le plan. Plus précisément, nous associons à un point de demande p une pondération représentant la quantité de trafic, par exemple en Erlang, en ce point. Nous définissons alors la charge, ou poids, d'une cellule par la somme des poids des points de trafic couverts par la cellule. Avec ces conventions, le problème de dimensionnement est défini de la manière suivante :

Problème de regroupement nid d'abeilles avec équilibrage de charge (Balanced Honeycomb Clustering Problem) (BHCP). Etant donné un ensemble P de points pondérés du plan, une capacité maximale w^* d'écoulement de trafic d'une cellule, et étant donné la taille $N \times M$ d'une grille nid d'abeilles, le problème consiste à déterminer les positions des sommets des hexagones de la grille de façon à minimiser les objectifs suivants :

1. N_{vis} : nombre de cellules qui couvrent une quantité non nul de trafic, appelées cellules visibles,
2. Dev : adaptation des cellules visibles, définie par

$$Dev = \frac{100 \times \sum_{i=1}^{N_{vis}} |w_i - w^*|}{N_{vis} \times w^*}, \quad (1)$$

où w_i est le poids de cellule,

3. $Geom$: mesure de la régularité géométrique des cellules visibles, appelée également mesure de distorsion, définie par

$$Geom = \frac{100 \times \sum_{i=1}^{Nvis} \left(\frac{1}{12} \sum_{j=1}^6 \left(\frac{\alpha_{ij} - 120}{60} \right)^2 + \frac{1}{12} \sum_{j=1}^6 \left(\frac{d_{ij} - \bar{d}_i}{\bar{d}_i} \right)^2 \right)}{Nvis}, \quad (2)$$

où α_{ij} (resp. d_{ij}) est un angle en degrés (resp. une longueur de l'arête) d'un hexagone, $1 \leq j \leq 6$, et $\bar{d}_i$ est la moyenne des longueurs des arêtes de l'hexagone,

4. *Nov*: nombre de cellules en surcharge (overloaded cells), i.e. celles dont la charge excède w^* ,

5. *Dov*: adaptation des cellules en surcharge, définie par

$$Dov = \frac{100 \times \sum_{i=1}^{Nov} (w_i - w^*)}{Nov \times w^*}, \quad (3)$$

6. *Max*: la quantité maximum de trafic couverte par une cellule et excédant la capacité w^* .

En considérant au départ un maillage régulier, le but est d'obtenir par déformation des cellules un maillage adapté dans lequel chaque cellule couvre une quantité cible de trafic égale à w^* , cela dans le respect des contraintes géométriques sur la forme des cellules et la topologie. La solution du problème est un compromis minimisant plusieurs objectifs simultanément. Aussi, nous transcrivons la résolution du problème en la minimisation d'une fonction de fitness scalaire construite par agrégation des objectifs. Des mécanismes de normalisation, de pénalisation et de pondération sont alors nécessaires pour permettre l'orientation de la recherche vers les compromis intéressants. Notamment, un des objectifs que nous avons considéré prioritaire est l'élimination complète des cellules en surcharge, transformant la minimisation des trois critères *Nov*, *Dov*, et *Max* en les contraintes $Nov = 0$, $Dov = 0$ et $Max \leq w^*$. Nous présentons à ce propos différents schémas de pénalisation des cellules en surcharge, dont certains permettent de réaliser cette élimination.

2.3 Complexité du problème

Les maillages en nid d'abeilles sont des structures remarquables souvent présentes autour de nous, dans la nature, en architecture, en physique acoustique, en géo-économie pour modéliser le développement des centres urbains [Christaller 33], ou encore en informatique pour modéliser des interconnexions de processeurs [Stojmenovic 97]. Si les approches du maillage aux éléments finis concernent la partition d'une forme géométrique, ou d'un nuage de points, en éléments géométriques simples tels que des triangles ou des carrés [Bern &

Eppstein 95], et constituent un large domaine de recherche, les outils permettant la génération de maillages adaptés à une densité sous-jacente de points semblent relativement peu nombreux.

Parmi les méthodes approchant notre besoin, nous trouvons les cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen 01], en abrégé SOM pour « self-organizing map ». Nous les avons appliquées à la génération indirecte de maillages nid d'abeilles adaptés à la demande [Créput et al. 00a]. Néanmoins, il est admis [Ritter & Schulten 86][Ritter & Schulten 88] que la densité des sommets de la grille tend à sous-représenter les zones de trafic denses, ce qui ne répond pas suffisamment à notre objectif d'optimisation de la répartition équitable de la charge.

Pour évaluer la complexité algorithmique du problème, nous pouvons nous tourner vers les problèmes de regroupement avec équilibrage de charge (*balanced clustering problems*), déjà étudiés dans le plan. L'équilibrage de charge consiste à imposer une répartition de la demande dans chaque cluster, égale à une valeur prédéfinie, ce qui est le cas pour notre BHCP. Ici, nous conjecturons que le problème est NP-difficile (preuve réalisée mais non publiée), dans la mesure où le problème standard Planar X3C peut être réduit à BHCP en suivant le même type de réduction que celles explicitées dans [Pferschy 94][Dyer & Frieze 86]. L'usage d'approches heuristiques est donc justifié, notamment pour traiter des instances du problème de grandes tailles.

3 Recherche locale et stratégie évolutionniste

3.1 Algorithme de recherche locale stochastique

Le processus de base est la recherche locale stochastique. De par sa simplicité en tant qu'heuristique et parce qu'appliquée dans un contexte spatialisé, elle nous permet de mettre en œuvre le concept de maillage adaptatif : la structure devant se déformer, par un mouvement d'ensemble de ses micro-composants, pour épouser au mieux la demande de trafic. La recherche locale peut être étudiée en tant que telle, et aussi constituer un composant particulier au sein d'une approche métaheuristique à base de population de solutions. Son utilisation s'inscrit dans une démarche de conception modulaire. De même, la granularité de la recherche locale permet d'envisager des exécutions indépendantes de celle-ci en parallèle sur des stations de travail en réseau. La recherche locale s'intègre naturellement dans un schéma de résolution collective de problèmes.

Dans notre application, la recherche locale est un processus qui applique des modifications locales sur les positions de sommets et qui sélectionne des mouvements entraînant un gain mesuré par la variation de fitness. L'élaboration de cette fonction représente un aspect majeur de la résolution qui sera détaillé dans la section suivante. Les modifications locales et leur impact sur le calcul de la variation de fitness doivent faire l'objet d'une étude attentive, de manière à assurer une évaluation localisée très rapide.

Le mouvement d'un sommet, illustré à la Figure II-2, est appelé micro-mutation. Il est effectué par un tirage aléatoire dans une petite zone autour de la position courante, elle même choisie aléatoirement. Ainsi, seulement trois cellules sont affectées par la modification, rendant le calcul de la variation de fitness limité au parcours de ces trois micro-composants. Cela est permis, bien entendu, si l'on a pris soin d'exprimer la fonction de fitness en tant qu'une agrégation simple de valeurs, plus ou moins indépendantes l'une de l'autre, associées aux composants.

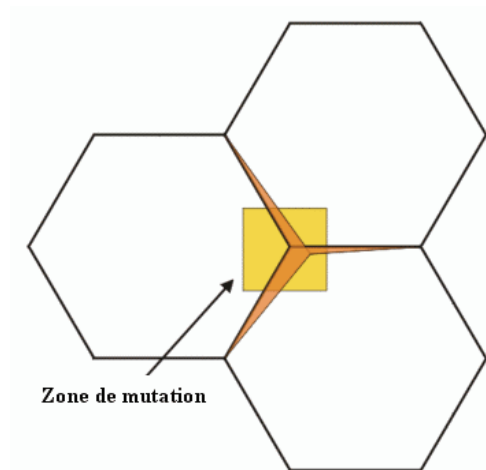


Figure II-2. Opérateur de micro-mutation.

L'algorithme de recherche locale est présenté à la Figure II-3. L'étendue de la zone de mutation est ici un paramètre adaptatif, qui sert à recentrer les mouvements sur un espace de plus en plus réduit au fur et à mesure de la rencontre (supposée) d'un minimum local, déterminé par l'absence d'amélioration. La zone de mutation définit un voisinage de la solution courante exploré de manière aléatoire et dont l'étendue se réduit progressivement. C'est la réitération massive de ces mouvements aléatoires peu coûteux et localisés sur les micro-composants (sommets) du maillage qui doit permettre l'émergence de la solution et qui confère au système son caractère auto-adaptatif. Le système s'auto-organise du fait que chaque composant n'a pas connaissance du but global poursuivi, mais est seulement guidé par une satisfaction locale. Il doit en résulter des mouvements d'ensemble des cellules, allant des

zones de trafic denses vers les zones de trafic moins denses, et vice versa. Nous qualifions l'approche de massivement parallèle en ce que les itérations élémentaires, parce que localisées, s'exécutent de manière quasi-instantanée, idéalement en temps moyen constant, avec la taille du problème et pour une distribution uniforme de trafic. Les aspects stochastiques sont également importants afin de favoriser l'émergence de solutions diversifiées.

```

i ← M (intensité de mutation, M = 6 pixels par coté de la zone de
mutation)
c ← C (nombre d'échecs maximum autorisé, C = 1000 en pratique)
t ← T (nombre maximum d'itérations, T = 5000 en pratique)
Tant que i ≠ 0 et t > 0 faire
    t ← t - 1
    // la fonction de fitness est f
    choisir un sommet aléatoirement
    appliquer la micro-mutation avec l'intensité i
    évaluer la nouvelle fitness f' (par une évaluation locale)
    si f' > f alors
        annuler la micro-mutation
        c ← c - 1
        si c = 0 alors
            i ← i - 1 // faire décroître l'intensité
            c ← C
fin Tant que

```

Figure II-3. Algorithme de recherche locale.

3.2 Fonction de fitness

La fonction de fitness est une fonction scalaire que l'on cherche à minimiser. Elle sert à évaluer la qualité des solutions au cours de la recherche. Elle est l'addition de trois termes principaux pondérés par des coefficients définissant l'importance donnée à tel ou tel critère. Ces trois termes correspondent aux objectifs (1), (2) et (3) du problème, respectivement la minimisation du nombre de cellules visibles (i.e. celles couvrant un quelconque trafic), la minimisation de l'écart de charge au poids idéal w^* , et la minimisation de l'irrégularité géométrique des cellules. La fonction de fitness est donnée par

$$F = k_A f_A + k_G f_G + k_N f_N \quad (4)$$

où k_A , k_G , k_N sont les coefficients de pondération et f_A , f_G , et f_N sont les principaux termes.

Il faut noter trois caractéristiques importantes que nous voulons introduire dans la formulation des termes principaux de la fonction de fitness. En premier, leur forme doit si possible être une simple agrégation des valeurs des composants (les cellules). Cette propriété doit être exploitée lors de la recherche locale. Deuxièmement, les valeurs calculées doivent être normalisées (sans dimension) et leurs plages de variations comparables. Cela est

souhaitable pour faciliter l'ajustement des coefficients de pondération, notamment permettre d'utiliser des valeurs entières. En troisième lieu, les évaluations porteront sur l'ensemble des cellules de la grille et non pas seulement sur les cellules couvrantes dites visibles. En effet, les cellules a priori non couvrantes de la grille jouent un rôle important dans le processus de résolution. Elles peuvent se déplacer vers des zones de trafic. Inversement, des cellules visibles peuvent se déplacer vers des zones sans trafic.

L'adaptation globale au trafic est mesurée par la somme des adaptations locales des cellules divisée par le nombre de cellules. Elle est donnée par

$$f_A = \sum_{i=1}^N a_i / N, \quad (5)$$

où N est le nombre total de cellules de la grille nid d'abeilles et a_i l'adaptation d'une cellule.

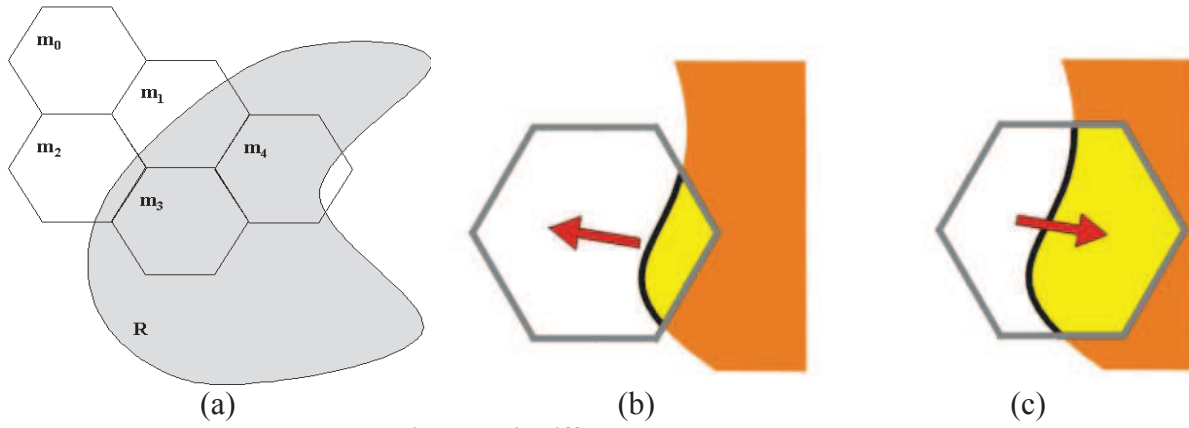


Figure II-4. Différents cas de couverture.

Chaque sous-terme d'adaptation a_i est évalué en tenant compte de cas spécifiques de couverture illustrés par la Figure II-4, notamment de manière à ajuster les cellules aux frontières des zones de trafic. Des pénalités sont ajoutées suivant la proportion z_i de superficie d'une cellule en dehors d'une région contenant du trafic. Ainsi qu'illustré par la Figure II-4(a), quatre cas peuvent être considérés pour une cellule i possédant un poids w_i :

1. La cellule est totalement en dehors de la zone de trafic R . Par exemple, c'est le cas de m_0 avec $z_i = 1$. Cette cellule est dite non visible et ne sera pas associée à une BS. Sa valeur d'adaptation est

$$a_i = 0. \quad (6)$$

2. La cellule est presque entièrement à l'intérieur ou complètement à l'intérieur d'une zone de trafic, i.e. $z_i < 0.1$. C'est le cas de m_3 et m_4 . Dans ce cas, la valeur d'adaptation est donnée par

$$a_i = h \left(\frac{w_i - w^*}{w^*} \right), \quad (7)$$

où h est une fonction de filtrage dont le rôle est de pénaliser les cellules en fonction de leur écart au coût idéal w^* .

3. La cellule est presque en dehors de la zone de trafic, i.e. $z_i > 0.5$ et $w_i/w^* < 0.5$, ainsi que pour m_2 . C'est également le cas illustré à la Figure II-4(b). La cellule est déclarée non visible et est pénalisée de manière à la faire sortir de la zone de trafic. Son adaptation est donnée par

$$a_i = 10 \times (1 - z_i)^2. \quad (8)$$

4. La cellule est dans un cas intermédiaire, i.e. $z_i \geq 0.1$, ainsi que pour m_1 et qu'illustré à la Figure II-4(c). Dans ce cas, la cellule est pénalisée de manière à favoriser son entrée dans la zone de trafic. Cela se traduit par

$$a_i = h \left(\frac{w_i - w^*}{w^*} \right) + z_i^2. \quad (9)$$

Le terme représentant la régularité géométrique doit imposer à une cellule d'être aussi proche que possible d'un hexagone régulier. Pour cela, les angles de l'hexagone doivent approcher la valeur de 120° , et les longueurs de ses arêtes doivent autant que possible être égales. Le terme de géométrie f_G est donné par

$$f_G = \sum_{i=1}^N g_i / N, \quad (10)$$

où g_i est l'évaluation géométrique d'une cellule, qui est donnée par

$$g_i = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^6 \left(\frac{\alpha_j - 120}{60} \right)^2 + \frac{1}{12} \sum_{j=1}^6 \left(\frac{d_j - \bar{d}}{\bar{d}} \right)^2, \quad (11)$$

où α_j est l'angle j en degrés d'une cellule i , d_j la longueur de l'arête j de la cellule i , et où $\bar{d}$ est la moyenne des longueurs des arêtes de la cellule i .

Enfin le terme f_N décrivant le besoin de minimiser le nombre total de cellules visibles, c'est-à-dire de BS nécessaires, est donné par

$$f_N = N_v / N, \quad (12)$$

où N_v est le nombre de cellules visibles.

Les principaux termes f_A , f_G , f_N de la fonction de fitness sont donc normalisés suivant, respectivement, le poids idéal w^* , un hexagone régulier idéal, et le nombre total de cellules. Il s'ensuit que la métrique utilisée induit des intervalles de variation comparables des principaux termes. Un important paramètre, qui fera l'objet d'une étude attentive, est la fonction de filtrage h en (7) et (9) qui sert à pénaliser la déviation au poids idéal w^* . C'est par l'intermédiaire de son expression que nous traitons les objectifs 4, 5, et 6 du problème, qui visent l'élimination complète des cellules en surcharge.

3.3 Algorithme évolutionniste hybride

L'approche de résolution que nous avons proposée est détaillée dans [Créput et al. 05]. Appelée HIES pour « Hybrid Islands Evolutionary Strategy », elle reprend le schéma d'un algorithme mémétique [Moscato 03][Krasnogor 05], appelé encore recherche locale génétique [Mühlenbein 91]. Un algorithme mémétique étend les algorithmes évolutionnistes habituels. Il prend pour métaphore l'évolution culturelle dans nos sociétés humaines. Les « memes » sont des unités de connaissances résultant de l'apprentissage, et qui sont retransmises de génération en génération. Le fonctionnement s'appuie généralement sur une méthode de voisinage qui peut être par exemple une recherche Tabou [Glover & Laguna 97], ou plus simplement une recherche locale comme c'est le cas ici. La recherche locale est appliquée sur les individus d'une population et des opérateurs de croisement, de mutation et de sélection viennent compléter la dynamique évolutionniste. Chaque individu est responsable d'une solution unique. Pendant que la recherche locale génère des solutions dans un espace de recherche restreint, les opérateurs évolutionnistes doivent favoriser la découverte de régions d'exploration plus intéressantes. L'approche de résolution est descendante. Elle attribue un rôle important aux mutations, de même que dans les stratégies d'évolution [Bäck 95], et au contraire des algorithmes génétiques [Goldberg 89] qui sont des méthodes ascendantes (les solutions sont construites par blocs) centrées autour de l'opérateur de croisement. L'exécution de recherches locales indépendantes et longues relativement aux temps liés à la communication est une caractéristique importante qui doit favoriser leur implantation efficace sur des stations en réseau.

```
Initialiser une population  $P$  de  $N$  individus avec leur maillage régulier associé.  
Evaluer la fitness de chaque individu dans  $P$ .  
Tant que la condition d'arrêt n'est pas vérifiée faire.  
    Exécuter la recherche locale sur chaque individu de  $P$  séparément.  
    Sauvegarder le meilleur individu rencontré  $I^*$ .  
    Sélectionner  $N/2$  individus proportionnellement à leur fitness et exécuter le croisement vers  $N/2$  individus cibles.  
    Appliquer l'opérateur de macro-mutation avec la probabilité 0.1.  
    Evaluer la fitness de chaque individu dans  $P$ .  
    Remplacer l'individu le moins bon par le meilleur rencontré  $I^*$ .  
Fin Tant que.  
Retourner le résultat  $I^*$ .
```

Figure II-5. La boucle évolutionniste incorporant une recherche locale.

La Figure II-5 présente la structure de la boucle évolutionniste que nous avons utilisée. Un individu contient une solution unique qui est un maillage nid d'abeilles. A la base, les individus sont isolés les uns des autres et essaient de s'adapter par la recherche locale. Pour permettre la sortie des minima locaux, d'autres opérateurs sont ajoutés. Ils sont gérés au niveau de la boucle évolutionniste. Un opérateur de macro-mutation introduit des perturbations concentriques sur les sommets du maillage. Il permet notamment de générer des effets opposés de contraction ou d'élongation des cellules, utiles pour déplacer les cellules par groupes des zones sans trafic vers les zones avec, et vice versa. Un opérateur de recombinaison permet des échanges unidirectionnels de matériel génétique entre individus. Son principe consiste à rapprocher une région donnée du maillage chez l'individu destinataire de celle de l'individu source. Il réalise une moyenne pondérée entre deux solutions. Un opérateur de sélection élitiste consiste à remplacer l'individu le moins adapté (le moins bon), par le plus adapté (le meilleur). Le taux de remplacement des individus faibles diminue donc avec l'augmentation de la taille de population, ce qui permet d'ajuster le degré de diversification. Ces opérateurs sont décrits en détail dans [Créput et al. 05].

4 Evaluations et amélioration des performances

4.1 Impact des fonctions de filtrage et de pénalisation

Un terme important de la fonction de fitness (4), est le terme d'adaptation au trafic (5), qui incorpore une fonction de filtrage h , utilisée dans les expressions (7) et (9). Si l'on veut réduire la déviation et la variance au coût idéal w^* , et éliminer les cellules en surcharge, il nous faut choisir h avec attention. La fonction filtre h peut être utilisée pour, plus ou moins, pénaliser l'écart entre le poids de la cellule et le coût idéal w^* . Suivant sa forme, elle pénalisera davantage les cellules en surcharge en vue de leur élimination. Dans cette sous-

section, nous présentons plusieurs choix de h et résumons leur impact. Nous ne considérons ici que la recherche locale exécutée sur un individu unique. Nous présentons dans la sous-section suivante une combinaison probabiliste des fonctions filtres permettant une amélioration substantielle des performances de la recherche locale. Ces éléments résument l'étude présentée dans [Créput & Koukam 06].

Pour réduire la déviation au coût idéal w^* , des choix naturels de la fonction h seraient la valeur absolue de l'écart $h_0(x) = |x|$ ou sa forme quadratique $h_1(x) = x^2$. La fonction h_0 est une déviation moyenne tandis que la fonction h_1 exprime une variance plus sensible aux points isolés. Il s'ensuit qu'elle peut jouer un rôle plus déterminant en accélérant les mouvements d'ensemble, et fournir de meilleurs compromis. La fonction h peut avoir deux types de formes. Le premier type correspond à des fonctions symétriques, le second type à des fonctions asymétriques pour pénaliser les cellules en surcharge et les éliminer complètement du maillage. Six fonctions sont utilisées. Elles sont représentées à la Figure II-6.

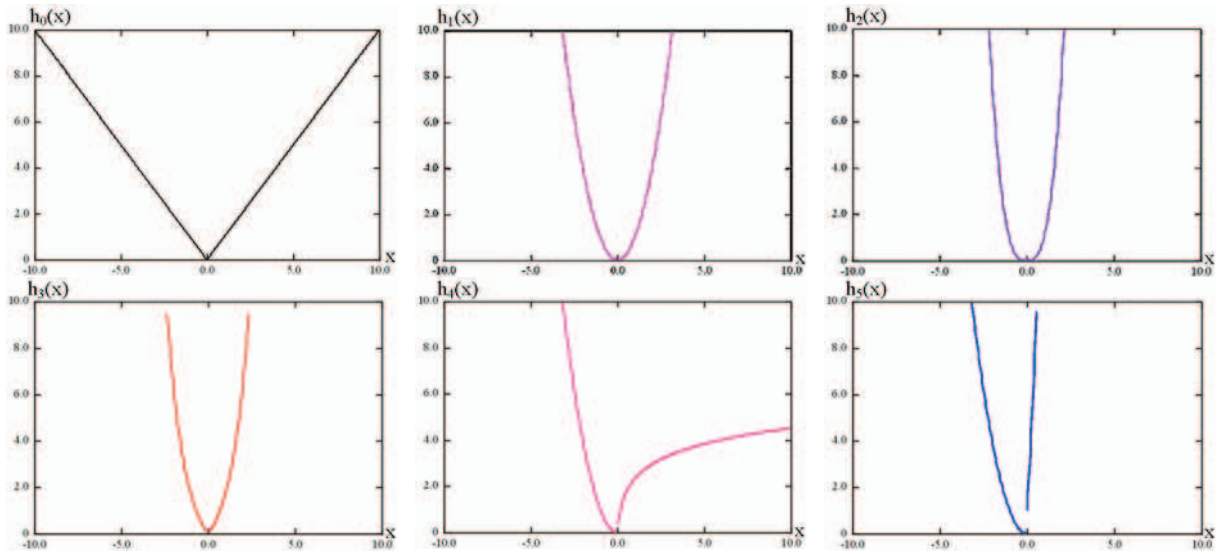


Figure II-6. Fonctions filtres $h_0, h_1, h_2, h_3, h_4, h_5$.

L'impact des fonctions filtres a été évalué sur un jeu de test artificiel. Sa distribution de trafic est illustrée par la Figure II-11(a) donnée plus loin. Elle présente un champ elliptique avec de faibles valeurs de trafic, au sein duquel est inscrit une forme en "A" avec une densité de trafic cinq fois plus forte. Les coefficients principaux k_A, k_N, k_G , définis en (4), de la fonction de fitness sont fixés à la valeur 1. Des résultats types sont présentés à la Figure II-7 pour illustrer des effets opposés induits par la fonction filtre. Dans le cas (a), avec la fonction quadratique h_1 , le maillage est dans un minimum local avec des cellules irrégulières, mais semblant exhiber un bon compromis entre les objectifs. Dans le deuxième cas (b), la fonction asymétrique h_4 produit un effet curieux, dans lequel les cellules en surcharge étendent leur

surface et leur nombre se réduit. Ce cas peut être intéressant si l'on envisage une densification ultérieure du réseau dans ces zones bien délimitées.

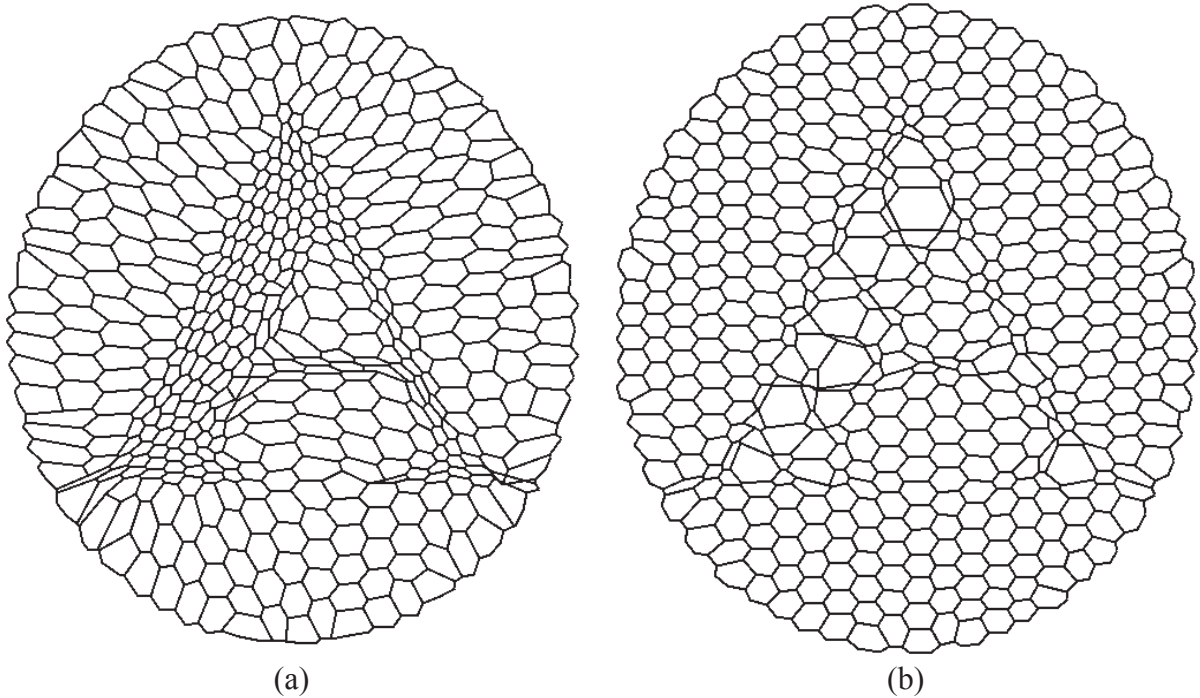


Figure II-7. (a) Avec la fonction filtre h_1 . (b) Avec la fonction filtre asymétrique h_4 .

4.2 Fitness agrégative probabiliste

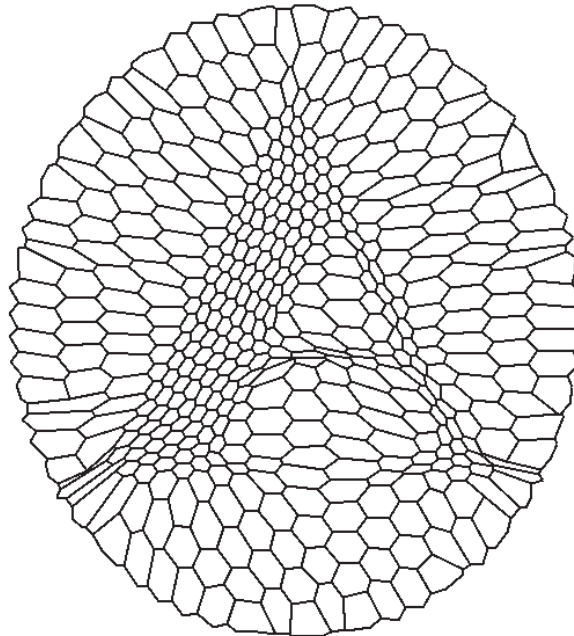


Figure II-8. Maillage obtenu en utilisant une fonction filtre agrégative probabiliste.

Pour permettre la sortie des minima locaux et réussir à éliminer les cellules en surcharge, une solution est d'introduire de nouveaux opérateurs et de mettre en œuvre une solution évolutionniste élaborée, telle que nous l'avons entreprise également. Mais avant cela, nous pouvons extraire de notre connaissance du problème et des expérimentations de la recherche

locale des procédés peut-être plus rudimentaires d'amélioration. Ici, nous avons toujours une recherche locale sur un individu unique, et la méthode consiste à faire varier dynamiquement le voisinage généré par la fonction filtre. Pour cela, nous appliquons une combinaison probabiliste des fonctions h_1 , h_2 , h_3 et h_4 avec des coefficients de probabilité ajustés empiriquement suivant la combinaison d'effets souhaitée. A chaque génération, une fonction filtre est sélectionnée aléatoirement parmi les quatre suivant un procédé de roulette avec les probabilités respectives 0.45, 0.40, 0.10, 0.05. Nous nommons la combinaison, fonction probabiliste $g(x)$. Le mécanisme est similaire aux agrégations probabilistes mentionnées dans [Coello Coello 99] à propos des méthodes de résolution multi-objectifs, et rejoint les méthodes à voisinages variables [Hao et al. 98b]. Les coefficients principaux k_A , k_N , k_G , de la fonction de fitness sont fixés à la valeur 1. Un résultat sous sa forme visuelle est présenté à la Figure II-8. Ce pattern peut être comparé à celui de la Figure II-7(a) précédente, obtenu avec la fonction h_1 . Avec un même nombre de cellules et le même nombre d'itérations exécutées, ce nouveau résultat présente une nette amélioration de la régularité des hexagones et a produit une élimination presque complète des cellules en surcharge.

4.3 Propriétés de l'approche évolutionniste

4.3.1 Evaluation sur des jeux de tests types

Ici, nous présentons brièvement des résultats obtenus avec l'approche évolutionniste munie de tous ces opérateurs et opérant sur une population de solutions, ainsi que décrit en détail dans [Créput et al. 05]. Nous présentons un cas de test réel avec des données de la ville de Lyon à la Figure II-9, puis des cas artificiels conçus pour illustrer les propriétés recherchées. Dans le cas artificiel de la Figure II-10, ainsi que pour le cas réel de la ville de Lyon, nous présentons des patterns visuels obtenus en faisant varier le coefficient de la contrainte de géométrie (le paramètre k_G). Les patterns visuels montrent que l'on peut ainsi influencer sur la rigidité du réseau. Ces deux cas utilisaient la fonction filtre quadratique h_1 . Dans les deux autres cas de la Figure II-11 et de la Figure II-12, les tests ont été réalisés avec la fonction filtre asymétrique h_5 , afin de valider la possibilité d'élimination complète des cellules en surcharge. Celles-ci sont éliminées dans les deux cas. Dans ces figures, les maillages nids d'abeilles sont représentés également dans leur contexte de cellules invisibles en (c). Nous pouvons notamment constater la déformation des cellules invisibles périphériques, qui suggère un mouvement d'ensemble des cellules vers les zones denses. Les cellules invisibles

participent au processus d'optimisation. Elles constituent un réservoir de cellules pouvant entrer ou sortir de la zone de trafic.

Généralement, il est admis que les algorithmes évolutionnistes sont plus lents, mais qu'ils peuvent atteindre des optima de meilleure qualité. Ce point est illustré ici, en opposition avec la recherche locale. Avec la stratégie évolutionniste, le nombre de cellules visibles croît ou décroît durant le cours de la recherche, permettant l'introduction de nouvelles cellules dans les régions de trafic, et de ce fait l'élargissement du champ de la recherche. Avec la recherche locale, en revanche, le nombre de cellules visibles reste constant pendant la recherche, réduisant ainsi l'espace de recherche. Cela peut être exploité. Le mécanisme de fitness probabiliste de la section précédente employé au sein de la recherche locale seule permet, dans certains cas, d'obtenir de très bons résultats en un temps beaucoup plus court, et avec un nombre de cellules visibles constant et prédéfini.

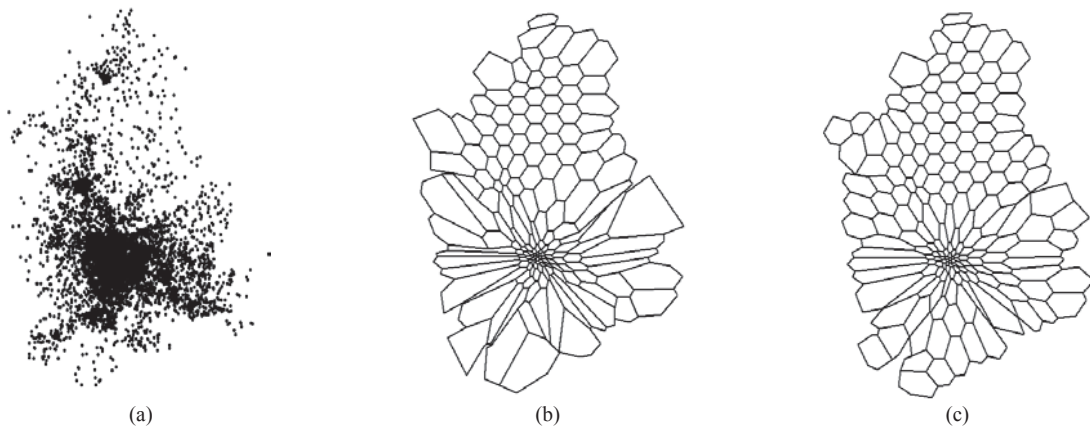


Figure II-9. Echantillon de la distribution des demandes (a) et maillage hexagonal pour la ville de Lyon (France) avec des coefficients de géométrie $k_G = 3$ en (b) et $k_G = 6$ en (c).

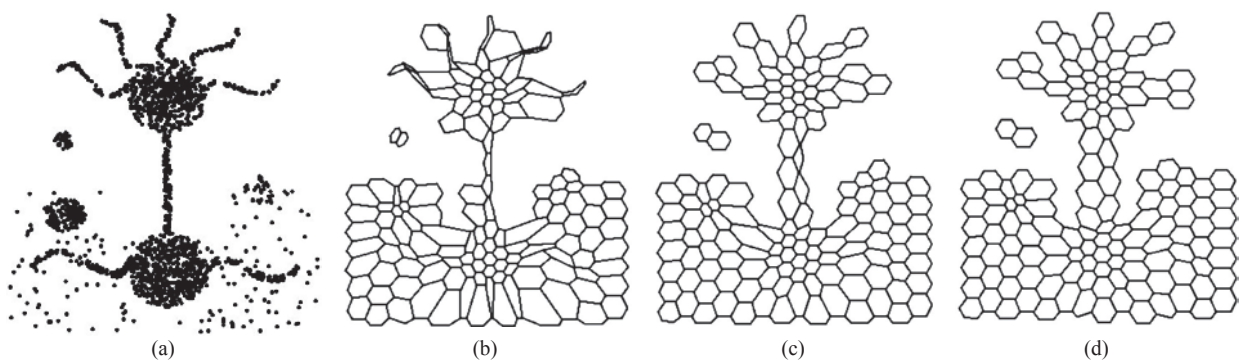


Figure II-10. Echantillon de la distribution des demandes (a) et maillage hexagonal avec des coefficients de géométrie variables $k_G = 1$ (b), $k_G = 3$ (c) et $k_G = 6$ (d).

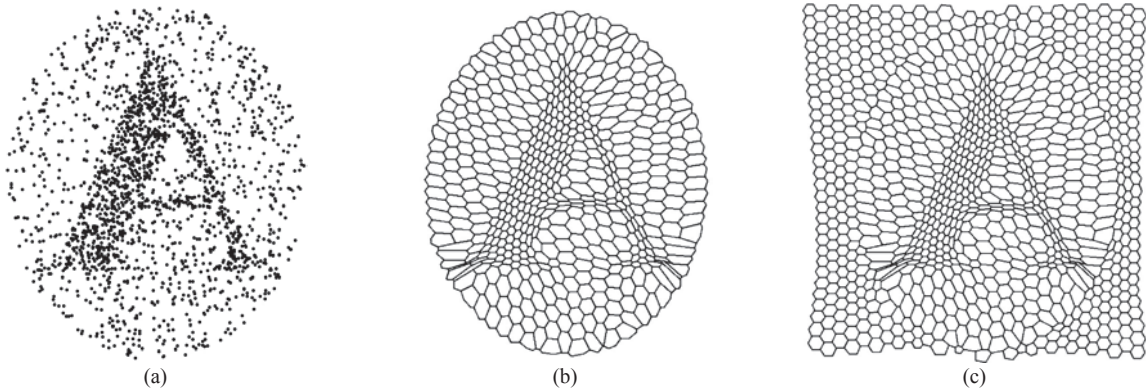


Figure II-11. Echantillon de la distribution des demandes (a) et maillage hexagonal sans (b) ou avec son contexte de cellules invisibles (c).

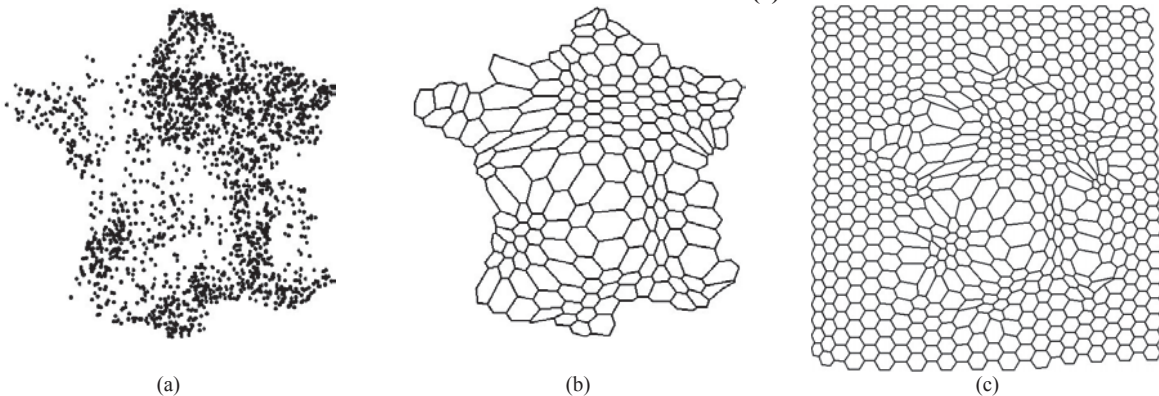


Figure II-12. Echantillon de la distribution des demandes (a) et maillage hexagonal sans (b) ou avec son contexte de cellules invisibles (c).

4.3.2 Evaluation en fonction de la taille de la population

Un critère de performance est la capacité d'amélioration des solutions suivant la taille de la population, donc du nombre de processus de recherche locale indépendants s'exécutant en parallèle. Les simulations sont faites avec le cas de test type "A". La valeur de fitness rapportée est la moyenne sur cinq exécutions pour chaque taille de population. Pour le cas avec $Pop = 1$, dans lequel la population est réduite à un unique individu, le nombre de générations est fixé à $Gen = 40000$. Pour les autres cas, le nombre de générations est ajusté de façon à conserver un nombre total d'évaluations de la fitness constant.

La Figure II-13(a) présente l'évolution de la valeur de fitness suivant le nombre de générations pour des tailles de population de 1 à 80 individus. La Figure II-13(b) présente le même résultat mais suivant le nombre total d'évaluations de la fitness réalisées, normalisé en fonction du cas $Pop = 5$ avec $Gen = 8000$. La Figure II-13(c) présente les moyennes obtenues à la dernière génération dans un intervalle de confiance à 95% basé sur l'écart type. Ces résultats montrent qu'avec un même coût en terme du nombre d'évaluations de la fitness, en dehors du cas avec un seul individu, les valeurs tendent à converger vers des valeurs cibles similaires.

Le bénéfice apporté par le parallélisme (possible) de l'exécution est illustré à la Figure II-13(a) avec un meilleur résultat obtenu en moins de générations lorsque la taille de population augmente. Nous pouvons noter sur les figures des sauts soudains des valeurs de la fitness qui pourraient être expliqués par les effets des macro-mutations et croisements entraînant la sortie soudaine des minima locaux. En revanche, dans le cas avec un seul individu, qui peut être assimilé à de la recherche locale simple, les sorties de minima locaux sont bien plus espacées dans le temps, et donc les performances bien moindres sur le long terme. Ces essais illustrent l'apport des mécanismes évolutionnistes à l'amélioration ou l'extension des capacités de la recherche locale.

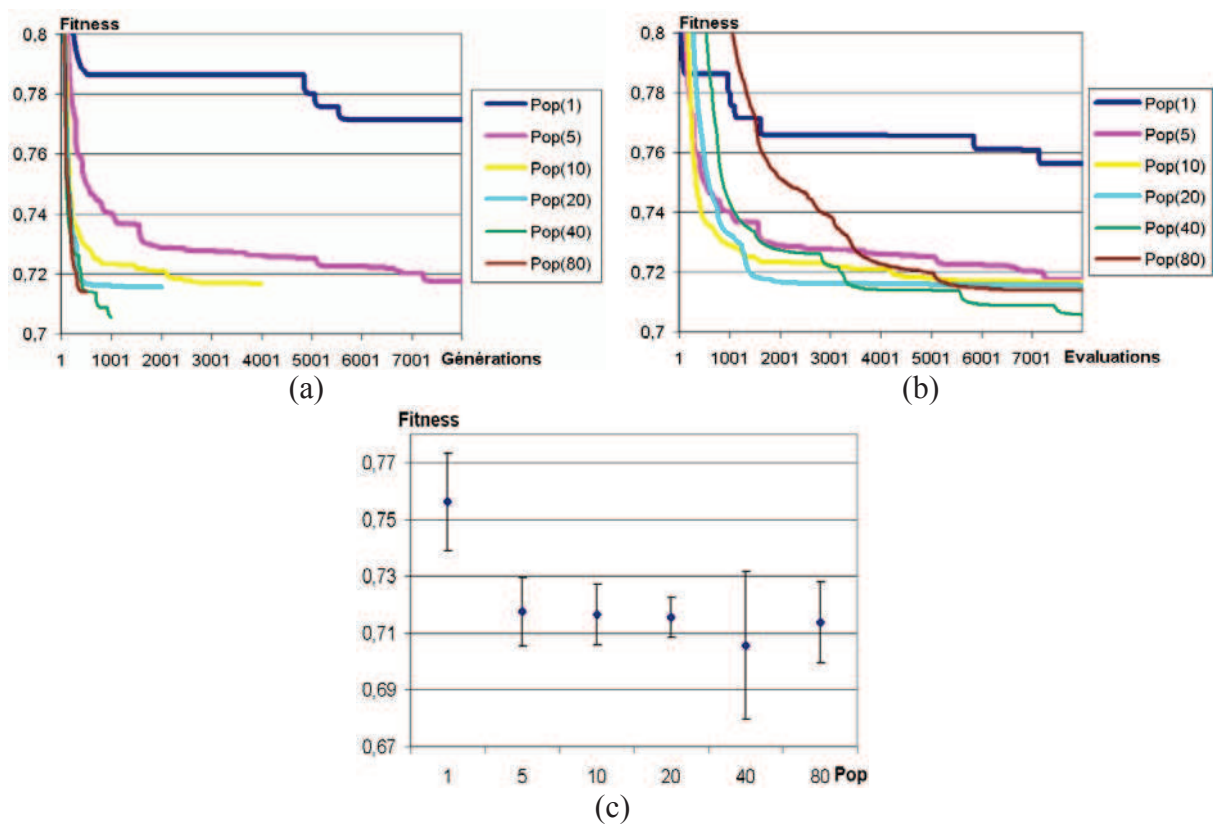


Figure II-13. Performances de l'algorithme mémétique suivant la taille de la population. (a) Evolution de la valeur de fitness en fonction du nombre de générations. (b) Idem en fonction du nombre d'évaluations de la fonction de fitness. (c) Résultats moyen à la dernière génération.

5 Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux

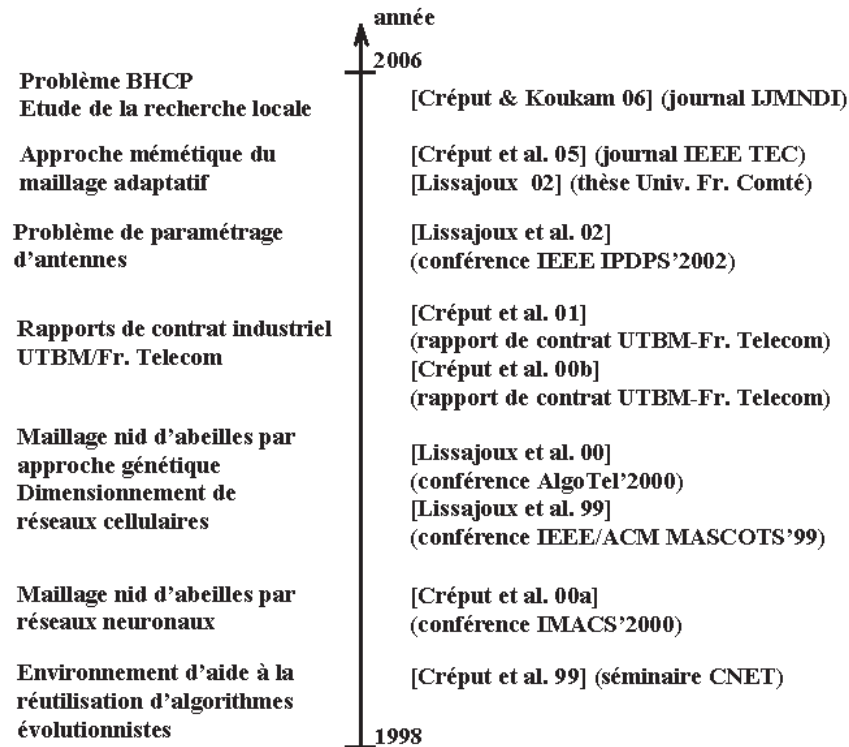


Figure II-14. Récapitulatif des renvois à nos travaux et publications en relation au maillage adaptatif pour le dimensionnement de réseaux cellulaires.

Nous donnons un récapitulatif des références à nos travaux en relation avec le concept de maillage adaptatif pour le dimensionnement de réseaux cellulaires à la Figure II-14.

6 Conclusion

Le développement et la mise en œuvre des réseaux cellulaires font intervenir deux grandes classes de problèmes : les problèmes d'allocation de fréquences et ceux de positionnement et de paramétrage d'antennes. Parmi les étapes de planification de réseaux, le dimensionnement est une phase préliminaire d'évaluation globale des coûts. L'approche de maillage adaptatif appliquée à des grilles structurées en nid d'abeilles propose d'apporter une réponse aux aspects de dimensionnement. La topologie structurée du maillage assure la permanence d'un nombre fixe de six cellules voisines, ce qui facilite la résolution ultérieure des problèmes d'allocation de fréquence, tandis que l'adaptation de la géométrie des hexagones en fonction du trafic doit répondre au problème de positionnement de sites.

Nous avons proposé une méthode de résolution du problème d'optimisation combinant une recherche locale dans un algorithme évolutionniste, suivant le modèle des algorithmes mémétiques. Cette approche nous semble être adaptée à ce type de problèmes spatialisés. La recherche locale opère sur les micro-composants du maillage (les sommets). Elle doit en

principe faire émerger une déformation globale adaptée du maillage. Après avoir présenté la recherche locale et étudié l'impact de mécanismes de pondération dynamique de la fonction de fitness pour améliorer ses performances propres, nous avons considéré son utilisation dans une approche évolutionniste comportant des opérateurs de mutation et de recombinaison et opérant sur une population de solutions. Avec ces outils supplémentaires il a été possible d'étendre les capacités de la recherche locale et de générer des compromis plus variés, notamment par la possibilité nouvelle de déplacements des cellules des zones de trafic vers les zones sans trafic et vice versa. De même, la potentialité d'une exécution en parallèle des recherches locales est une propriété inhérente à la méthode mémétique.

Ainsi, par la localité et la multiplicité des micro-mutations, nous cherchons à exploiter un mécanisme parallèle et massif d'adaptation à la demande, potentiellement changeante et fluctuante. Ce procédé auto-adaptatif, mis en œuvre par des modifications locales très rapides du maillage, et le principe de structure intermédiaire géométrique, nous paraissent être des concepts génériques permettant de traiter de manière similaire un grand nombre de problèmes spatialisés. La mise en œuvre du maillage adaptatif au sein d'une approche évolutionniste renforce le côté modulaire de la conception et étend les performances. De même, elle introduit un niveau supplémentaire de parallélisme à forte granularité. Nous proposons maintenant d'étendre la démarche au domaine des transports terrestres.

7 Références

- [Arora 98] S. Arora. The approximability of NP-hard problems. *Proceedings of the thirtieth annual ACM symposium on Theory of computing*, STOC'98, pp. 337-348, 1998.
- [Bäck 95] T. Bäck. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*, Oxford University Press, 1995.
- [Bern & Eppstein 95] M. Bern, D. Eppstein. Mesh generation and optimal triangulation. *Computing in Euclidean Geometry*, 2nd ed., World Scientific, pp. 47-123, 1995.
- [Calegari et al. 97] P. Calegari, F. Guidicé, P. Kuonen, D. Kobler. Parallel Island-Based Genetic Algorithm for Radio Network Design. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, n° 47, pp 86-90, 1997.
- [Coello Coello 99] C.A. Coello Coello. A comprehensive Survey of Evolutionary-Based Multiobjective Optimization Techniques. *Knowledge and Information Systems, An International Journal*, 1(3):269-308, 1999.
- [Carey & Johnson 79] M. Carey, D. Johnson. *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-completeness*, Freeman, New-York, 1979.

- [Créput & Koukam 06] J.C. Créput, A. Koukam. Local search study of honeycomb clustering problem for cellular planning. *International Journal of Mobile Network Design and Innovation*, 1(2):153-160, 2006.
- [Créput et al. 05] J.C. Créput, A. Koukam, T. Lissajoux, A. Caminada. Automatic Mesh Generation for Mobile Network Dimensioning using Evolutionary Approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 9, no. 1, pp. 18-30, 2005.
- [Créput et al. 01] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam, *Evaluation et tests de la Solution Evolutionniste du Problème du Maillage Adaptatif*, rapport de Contrat UTBM-FR. TELECOM, FTR&D/DRM/CDI/99.786/AC, 16 Mars 2001.
- [Créput et al. 00a] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam. A Connexionnist Approach to Hexagonal Mesh Generation. *In Proc. of 16th IMACS World Congress*, 2000.
- [Créput et al. 00b] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam, *Modélisation et Résolution du Problème du Maillage Adaptatif*, rapport de Contrat UTBM-FR. TELECOM FTR&D/DRM/CDI/99.786/AC, 18 Décembre 2000.
- [Créput et al. 99] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam, Environnement d'aide à la réutilisation d'algorithmes d'optimisation et applications. *Troisième Séminaire Optimisation du CNET (Centre National d'Etude des Télécommunications)*, Sophia Antipolis, 28-30 Avril 1999.
- [Christaller 33] W. Christaller. *Central places in Southern Germany*, Englewood Cliffs, 1933.
- [Crompton et al. 94] W. Crompton, S. Hurley, N.M. Stephens. A parallel genetic algorithm for frequency assignment problems. *In IMACS SPRANN'94*, pp. 81-84, 1994.
- [Dorne & Hao 95] R. Dorne, J.K. Hao. An Evolutionary Approach for Frequency Assignment in Cellular Radio Networks. *IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, 1995.
- [Dyer & Frieze 86] M.E. Dyer, A.M. Frieze. Planar 3DM is NP-complete. *Journal of Algorithms*, 7: 174-184, 1986.
- [Eidenbenz et al. 98] S. Eidenbenz, C. Stamm, P. Widmayer. Positioning Guard at Fixed Height Above a Terrain - An Optimum Inapproximability Result. *Lecture notes in computer science*, 1461, pp. 187-198, 1998.
- [Feige 96] U. Feige. A threshold of $\ln n$ for approximating set cover. *Proceedings of the Twenty Eighth Annual Symposium on the Theory of Computing*, ACM, pp. 314-318, 1996.
- [Glover & Laguna 97] F. Glover, M. Laguna. *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [Goldberg 89] D.E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.

- [Hao et al. 98b] J-K. Hao, P. Galinier, M. Habib. Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. *Revue d'Intelligence Artificielle*, Hermes, 1998.
- [Hurley 01] S. Hurley. Planning effective cellular mobile radio networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 51(2), pp. 443-472, 2001.
- [Kohonen 01] T. Kohonen. *Self-Organization Maps and associative memory*, Springer Verlag, Berlin, 3rd edition, 2001.
- [Krasnogor 05] N. Krasnogor. A Tutorial for Competent Memetic Algorithms: Model, Taxonomy, and Design Issues. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 9(5):474-488, 2005.
- [Lissajoux 02] T. Lissajoux. Maillage adaptatif et approche évolutionniste pour le dimensionnement de réseaux radiomobiles. *Thèse de doctorat de l'Université de Franche-Comté*, Novembre 2002.
- [Lissajoux et al. 02] T. Lissajoux, J.C. Créput, A. Koukam, D. Renaud. Evolutionary methods for the Antenna Parameter Setting Problem. *Workshop on Biologically Inspired Solutions to Parallel Processing Problems BIOSP02 (IEEE IPDPS 2002 Workshop)*, Fort Lauderdale, Florida, April 15-19, 2002.
- [Lissajoux et al. 00] T. Lissajoux, A. Koukam, D. Renaud, A. Caminada, J.C. Créput. Evolutionary Meshing for Mobile Network Dimensioning, *2^{èmes} Rencontres Francophones sur les Aspects Algorithmiques des Télécommunications, AlgoTel'2000*, La Rochelle, France, 10-12 Mai 2000.
- [Lissajoux et al. 99] T. Lissajoux, A. Koukam, D. Renaud, A. Caminada, J.C. Créput. Mobile Network Dimensioning : an Evolutionary Approach. *IEEE-ACM-SCS International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, MASCOTS'99*, 1999.
- [Moscato 03] P. Moscato, C. Cotta. A Gentle Introduction to Memetic Algorithms. In: *F. Glover and G. Kochenberger, eds., Handbook of Metaheuristics*, Kluwer Academic Publishers, Boston MA, pp. 105-144, 2003.
- [Mühlenbein 91] H. Mühlenbein. Evolution in Time and Space – The Parallel Genetic Algorithm. *Foundations of Genetic Algorithms*, G. Rawlins (Ed.), Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1991.
- [Pfersch 94] U. Pfersch, R. Rudolf, and G. J. Woeginger. Some geometric clustering problems. *Nordic Journal of Computing*, 1(2):246-263, 1994.
- [Reininger & Caminada 01] P. Reininger, A. Caminada. Multicriteria design model for cellular network. *Annals of Operations Research*, no. 107, pp. 251-265, 2001.

- [Ritter & Schulten 86] H. Ritter, K. Schulten. On the stationary state of Kohonen's self-organizing sensory mapping. *Biological Cybernetics*, vol. 54, pp. 99-106, 1986.
- [Ritter & Schulten 88] H. Ritter, K. Schulten. Convergence properties of Kohonen's topology conserving maps: Fluctuations, stability, and dimension selection, *Biological Cybernetics*, vol. 60, pp. 59-71, 1988.
- [Stojmenovic 97] I. Stojmenovic. Honeycomb Networks Topological Properties and Communication Algorithms. *IEEE Trans. On Parallel and Distributed Systems*, vol. 8, no. 10, pp. 1036-1041, 1997.
- [Tiourine et al. 95] S. Tiourine, C. Hurkens and J.K. Lenstra. An overview of algorithmic approaches to frequency assignment problems. In *CALMA Symp. Final report*, pp. 53-62, Scheveningen, 1995.
- [Vasquez & Hao 01] M. Vasquez, J.K. Hao. A Heuristic Approach for Antenna Positioning in Cellular Networks. *Journal of Heuristics*, vol.7, pp. 443-472, 2001.
- [Walke 02] B.H. Walke. *Mobile Radio Networks*, John Wiley 2002.
- [Zimmermann et al. 03] L. Zimmermann, R. Hons, H. Muhlenbein. ENCON: evolutionary algorithm for the antenna placement problem. *Computers and industrial Engineering*, vol. 44, pp. 209-226, 2003.

Chapitre III Auto-organisation et évolution pour résoudre des problèmes de transport terrestre

1	Introduction	47
2	Transposition du maillage adaptatif aux problèmes de transport terrestre.....	48
3	Problème général de regroupement et de routage	49
3.1	Concepts de base	49
3.2	Définition du problème général.....	50
3.3	Hierarchie des problèmes traités	52
4	Approche évolutionniste intégrant les cartes auto-organisatrices	55
4.1	Principe de fonctionnement.....	55
4.2	Cartes auto-organisatrices	57
4.3	Intégration dans un algorithme évolutionniste	59
4.4	Complexité algorithmique.....	61
5	Applications à des problèmes de transports terrestres spatialisés	62
5.1	Problèmes combinés de positionnement et de routage.....	62
5.1.1	Problème du cycle médian.....	62
5.1.2	Application à la génération de lignes de bus	63
5.1.3	Problèmes de tournées avec fenêtres de temps et regroupement.....	66
5.2	Problèmes classiques de tournées de véhicules.....	69
5.2.1	Problèmes de tournées avec contraintes de capacité et d'équilibrage de trajets.....	69
5.2.2	Problème du voyageur de commerce.....	72
5.3	Récapitulatif des configurations d'algorithmes.....	78
6	Approche de conception interactive	78
7	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	81
8	Conclusion.....	81
9	Références	82

1 Introduction

Dans cette partie, un outil naturel que nous utilisons pour implémenter le concept de maillage adaptatif et l'appliquer aux transports terrestres est l'algorithme des cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen 01][Ritter et al. 92], en abrégé SOM pour « self-organizing map ». Il s'agit d'un concept de réseaux de neurones à base de prototypes spatialisés, qui recouvre la notion de structure géométrique adaptée, préservant les densités et la topologie des données. Ces outils sont appelés cartes auto-organisatrices, ou cartes auto-adaptatives, notamment à cause du caractère non supervisé de l'algorithme d'apprentissage. On ne spécifie pas de valeur de sortie en fonction des données d'entrée ainsi que cela est le cas dans l'apprentissage supervisé. L'aspect non-supervisé de l'algorithme d'apprentissage se double d'un aspect massivement distribué des opérations locales élémentaires portant sur les composants et produisant un effet global sur le réseau de neurones pris dans son ensemble. Ce sont ces propriétés globales émergentes de la multiplicité des interactions locales élémentaires qui nous intéressent.

Les cartes auto-organisatrices ont des applications très nombreuses en classification et en analyse de données [Oja et al. 03]. Elles sont parfois, mais très rarement, considérées en tant que concept général de métaheuristique pour l'optimisation combinatoire [Glover 94][Smith 98]. Elles sont également utilisées en tant qu'heuristique dans le plan, suivant le principe du réseau élastique [Durbin & Willshaw 87], principalement pour résoudre le problème du voyageur de commerce. Dans ce sens, leur utilisation pour résoudre des problèmes plus complexes semble difficile. Nous proposons d'étendre les potentialités d'application de la SOM par son utilisation dans un algorithme évolutionniste. Nous exploitons la SOM pour l'optimisation de trajets de véhicules et le positionnement de services combinés.

Nous présentons tout d'abord le principe de la transposition du maillage adaptatif aux transports terrestres, puis nous donnons la définition d'un problème général combiné de regroupement et de routage avec contraintes, dont sont issues les différentes applications que nous traitons. Nous présentons l'approche évolutionniste incorporant la SOM en tant qu'opérateur et permettant l'extension de ses potentialités. Des applications à des problèmes mixtes de regroupement et de routage et à des problèmes de tournées classiques sont présentées. A chaque fois que nous le pouvons, nous donnons des évaluations comparatives avec les autres approches de la littérature, celles à base de réseaux neuronaux d'une part, et celles à base d'heuristiques de la recherche opérationnelle d'autre part.

2 Transposition du maillage adaptatif aux problèmes de transport terrestre

Nous précisons ici le principe de la transposition du concept de maillage adaptatif, des réseaux de communications mobiles vers le domaine des transports terrestres. L'exemple visuel donné à la Figure III-1 illustre la démarche. La Figure III-1(a) présente un échantillon des demandes de service réparti sur un territoire (points noirs sur la figure). La Figure III-1(b) montre un maillage nid d'abeilles adapté ainsi qu'obtenu au chapitre précédent pour dimensionner un réseau cellulaire. La Figure III-1(c) montre la transposition du réseau cellulaire en un réseau de lignes de transport interconnectées réparties sur le territoire. Le centre d'intérêt est maintenant le transport des biens et des personnes. Ces lignes sont définies par les sommets d'un graphe qui représentent des points de passages et d'interconnexion. Les chemins sur les sommets forment un graphe connexe permettant de se déplacer d'un point à l'autre du réseau. Le maillage nid d'abeilles devient un maillage de lignes de transport.

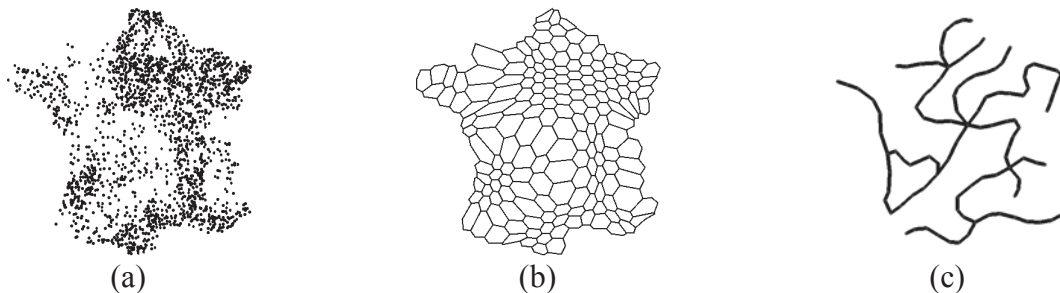


Figure III-1. Maillage d'un territoire. (a) Echantillon de la distribution de demande. (b) Maillage nid d'abeilles adapté représentant des couvertures cellulaires. (c) Graphes de lignes interconnectées adaptées à la demande, représentant un réseau de transport.

Dans l'exemple artificiel présenté à la Figure III-1, nous pouvons remarquer que le territoire est globalement couvert, que la distance des points de demande aux infrastructures (les sommets du graphe) tend à être réduite parce que la densité des infrastructures tend à refléter la densité de la distribution des points de demande. De même, la topologie du réseau est préservée : des trajets courts sur le réseau sont également courts dans le plan Euclidien. Un client doit pouvoir disposer de services de proximité, soit pour communiquer via le réseau cellulaire, soit pour se déplacer d'un point à un autre du territoire en suivant des routes interconnectées qui couvrent globalement tout le territoire. Ces propriétés sont prises en compte dans l'approche de maillage adaptatif. Utiliser des patterns visuels qui s'adaptent en se déformant à la densité de demande a d'autres aspects positifs. Cela permet également un suivi (visuel) continu du processus d'optimisation, facilitant l'interactivité. Le concepteur peut alors ajuster dynamiquement les paramètres de la recherche afin d'influer sur la qualité

des compromis obtenus. Cette possibilité est intégrée à l'environnement logiciel que nous avons développé comportant un système d'information géographique et avec lequel nous avons réalisé plusieurs applications liées aux transports terrestres.

3 Problème général de regroupement et de routage

3.1 Concepts de base

La métrique utilisée dans le plan est la distance Euclidienne usuelle. On note par $d(p, p')$ la distance entre deux points p et p' du plan.

1) *Requêtes.* Nous notons par $V = \{r_1, \dots, r_n\}$, l'ensemble fini des demandes des usagers. Suivant le problème, ces demandes sont appelées aussi requêtes, ou clients, ou villes (pour le TSP). Chaque requête $r_i \in V$ a une position dans le plan Euclidien. A une requête est associée une certaine quantité q_i , positive ou nulle, représentant une charge en ce point, que nous appelons quantité de demande. A la requête est associée une durée de service s_i et une fenêtre de temps (a_i, b_i) . Si un véhicule arrive au point de service de la requête r_i , le véhicule ne peut pas commencer le service avant a_i . Le véhicule doit, d'autre part, arriver nécessairement avant b_i , sinon la requête est considérée non satisfaite. La réalisation du service prend la durée s_i .

2) *Réseau de lignes de transport.* Soit $B = \{n_1, \dots, n_k\}$ un ensemble fini de centres de groupes, aussi appelés points de passage ou arrêts de bus suivant le contexte, localisés par leur coordonnées dans le plan. Un réseau de lignes de transport, ou de routes interconnectées, est un ensemble $R = \{R_1, \dots, R_m\}$ de m composantes, appelées routes ou lignes de transport, chacune d'elles étant une séquence $R_i = (n_0^i, \dots, n_j^i, \dots, n_{k_i}^i)$, $n_j^i \in B$, de k_i+1 centres de groupes successifs. A chaque route est associé un unique véhicule, et vice versa. Dans nos problèmes, on parlera implicitement de la route suivie par un véhicule.

3) *Affectation des requêtes.* Une différence importante de notre approche avec les approches classiques de tournées de véhicules est que les routes sont modélisées par un ordonnancement de centres de groupes, et non pas directement par un ordonnancement de requêtes. Il s'ensuit que chaque requête r doit être associée à un unique centre de groupe $n_r \in B$ pris parmi une des m routes. Chaque véhicule possède une charge L_i définie par la somme des quantités des requêtes qui lui sont assignées via les centres de groupes. A un véhicule est associée une durée de trajet T_i définie par le temps mis par le véhicule pour, partant du dépôt n_0^i , et en suivant les segments (n_j^i, n_{j+1}^i) , $j \in \{0, \dots, k_i-1\}$, arriver au point terminal $n_{k_i}^i$ à

vitesse constante, en y ajoutant les temps de services des requêtes assignées. Nous supposons que les requêtes sont servies en parallèle dans chaque cluster, et que la taille des clusters peut être ajustée suivant le type d'application considérée. Les véhicules ont une capacité maximale C et sont éventuellement soumis à une contrainte de durée totale de trajet définie par une constante D . Nous notons $t_{arr}(n_r)$, la date d'arrivée d'un véhicule au point de passage n_r pour chaque requête $r \in V$ que le véhicule doit servir et qui lui est associée via n_r .

4) *Graphe induit*. En principe, les routes peuvent avoir des points de passage communs. Elles définissent une structure de graphe. Le graphe induit par un ensemble de routes interconnectées $R = \{R_1, \dots, R_m\}$, noté $G_R = (N, E)$, est défini ainsi: N est l'ensemble des centres de groupes des routes, E est l'ensemble des couples de deux points de passage successifs dans les routes. Le graphe induit, appelé réseau, est une structure intermédiaire entre les usagers et les véhicules. Il peut être utilisé pour calculer les plus courts chemins menant d'un point à un autre. Ici, son premier intérêt est de constituer le pattern visuel de base sur lequel opère l'algorithme des cartes auto-organisatrices.

3.2 Définition du problème général

Le problème unifié de regroupement et de routage que nous proposons d'étudier est défini par ce qui suit :

Problème unifié de regroupement et de routage (unified clustering and routing problem, UCRP). La donnée du problème est un ensemble de requêtes $V = \{r_1, \dots, r_n\}$ et un ensemble de routes interconnectées $R = \{R_1, \dots, R_m\}$. En utilisant les notations de la section précédente, le problème consiste à trouver les positions des centres de groupes, excepté pour certains points de transport fixes, et une affectation des requêtes aux centres de groupes et aux véhicules, dans le but de minimiser les objectifs suivants :

$$length = \sum_{i=1, \dots, m} \sum_{j=0, \dots, k_i-1} d(n_j^i, n_{j+1}^i), \quad (1)$$

$$distortion = \sum_{i=1, \dots, n} d(r_i, n_{r_i}), \quad (2)$$

en tenant compte de la contrainte de capacité :

$$L_i \leq C, \quad i \in \{1, \dots, m\}, \quad (3)$$

de la contrainte de durée :

$$T_i \leq D, i \in \{1, \dots, m\}, \quad (4)$$

et de la contrainte de fenêtres de temps :

$$\min_{r_i \in V} (b_i - t_{arr}(n_{r_i})) \geq 0. \quad (5)$$

L'objectif *length* en (1) est la longueur totale des routes. L'objectif *distortion* en (2) est la somme des distances des emplacements des requêtes à leurs centres de groupes assignés. Cette valeur est appelée mesure de distorsion du réseau, ou encore distance à pieds des usagers. Le problème peut être vu comme la combinaison d'un problème de tournées de véhicule avec le problème de la k-médiane dans sa version Euclidienne [Arora 98]. Ce problème consiste à positionner des centres de groupes dans le plan de façon à minimiser la distorsion (2). Si nous utilisons la somme des distances élevées au carré dans la définition de la distorsion en (2), nous retrouvons le problème des k-moyens (k-means) pour lequel une méthode simple de descente de gradient est l'algorithme du même nom, ou sa version stochastique de quantification vectorielle connue sous le nom Vector Quantization (VQ) [Kohonen 01]. Ainsi que précisé dans [Kohonen 01], les cartes auto-organisatrices sont elles mêmes une extension de VQ, tenant compte de contraintes de topologie surajoutées. Si nous remplaçons la somme des distances par la distance maximale, nous retrouvons le problème des k-centres.

Etant donné que les deux objectifs de longueur (1) et de distorsion (2) sont potentiellement en conflit, nous devons faire attention à ce que nous entendons par une solution optimale. Pour un problème de minimisation d'objectifs, nous disons qu'une première solution (admissible) domine une autre solution (admissible) lorsque tous ses objectifs sont inférieurs à ceux respectifs de la seconde, un des objectifs présentant une valeur strictement inférieure. Une solution optimale est une solution qui n'est dominée par aucune autre solution. Ces solutions sont appelées solutions Pareto optimales ou solutions non dominées. Lorsque des solutions sont non dominées deux à deux, nous parlons d'ensemble de solutions non comparables. Ce sont par exemple les compromis retournés par une recherche heuristique.

Dans le problème général, les solutions Pareto optimales sont potentiellement très nombreuses et variées. Les solutions pour lesquelles la distorsion est nulle (*distortion* = 0) et dont la longueur est minimum sont des solutions d'un problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps (VRPTW). Le problème du voyageur de commerce (TSP) et le problème de tournées de véhicules classique (VRP) en sont des sous problèmes. Le VRP est obtenu en supprimant la contrainte de fenêtres de temps, le TSP en considérant une unique route sans les contraintes (3)-(5). Des solutions qui minimisent la distorsion (1), indépendamment de la

longueur (2), sont des solutions du problème de la k -médiane. En revanche, si l'on considère une borne sur l'un ou l'autre des deux objectifs, nous pouvons obtenir des solutions particulières non-comparables qui sont justement les compromis intéressants recherchés dans une application combinant regroupement et routage. Si l'on ne considère pas les contraintes (3)-(5), mais seulement l'utilisation d'un graphe d'interconnexion complexe, adapté suivant (1) et (2), nous retrouvons le problème de dimensionnement de réseaux tel qu'illustré précédemment à la Figure III-1. En définissant une borne sur la distorsion et en considérant un réseau en anneau, nous obtenons le problème du cycle médian récemment étudié [Labbé et al. 05].

3.3 Hiérarchie des problèmes traités

Le problème de regroupement et de routage, appelé UCRP, que nous avons défini à la section précédente est un problème général en ce qu'il inclut trois caractéristiques essentielles présentes dans beaucoup d'applications des transports terrestres. Ces trois caractéristiques sont le concept de réseau de lignes de transport interconnectées, le positionnement de points de services ou d'infrastructures en fonction des localisations d'usagers, et la définition de trajets de véhicules suivant des critères de longueur et de durée. Le problème généralise des problèmes de tournées de véhicules standards en y introduisant dès le départ une notion de réseau de transport avec ses lignes préexistantes, dont le tracé est plus ou moins indépendant des demandes particulières et changeantes des usagers.

En définissant un problème général de regroupement et de routage, c'est une hiérarchie de problèmes que nous considérons et pour lesquels nous proposons une démarche générique de résolution. Ici, dans un souci de relier nos applications à des problèmes standards nous considérons des structures de lignes généralement en forme d'anneau avec un point d'interconnexion correspondant à un dépôt. Cependant, dans certaines applications nous pouvons utiliser des lignes de transport interconnectées en divers endroits avec des parties du réseau fixes ou mobiles. De même, suivant le cas, telle ou telle contrainte peut être absente ou présente. Par exemple, nous pouvons avoir des fenêtres de temps associées aux demandes et aussi une distance à pied à minimiser du domicile vers le point de ramassage.

Nous abordons plus en profondeur des problèmes standards parmi les plus étudiés en optimisation combinatoire comme le TSP et le VRP. Ainsi, nous pouvons présenter des évaluations comparatives de l'approche proposée avec les algorithmes performants de la recherche opérationnelle et avec les autres approches fondées sur des réseaux neuronaux. Nous présentons des études détaillées concernant le TSP et le VRP. En faisant varier les

problèmes, nous cherchons à illustrer le caractère générique du maillage adaptatif et à mettre l'accent sur la simplicité et la flexibilité de l'approche de résolution.

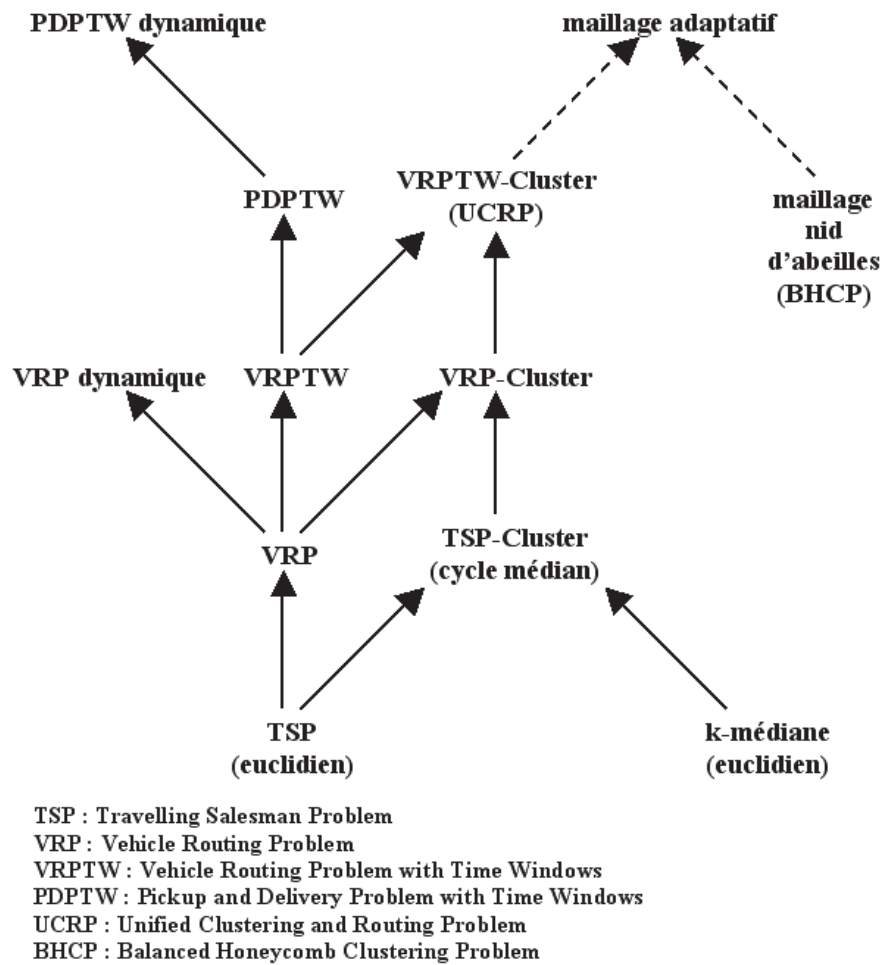


Figure III-2. Hiérarchie des problèmes de tournées avec regroupement.

Le schéma de la Figure III-2 récapitule la hiérarchie des problèmes que nous avons abordés dans nos travaux. Ces problèmes sont présentés suivant une relation de généralisation-spécialisation. En suivant l'orientation de la flèche sur le schéma, nous disons que tel problème « est un sous-problème de » tel autre problème, ou encore que les instances du premier sont des instances du deuxième. En principe, la résolution d'un problème à un niveau de la hiérarchie suppose la résolution des problèmes aux niveaux inférieurs.

En se fondant sur le concept de maillage adaptatif, nous transposons le problème de dimensionnement de réseaux cellulaires (BHCP) du chapitre précédent en un problème de routage et de regroupement général (UCRP), prenant en compte une structure de réseau qui est le support des déplacements de véhicules. Le problème peut être vu comme un problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps combiné avec un problème de regroupement (VRPTW-Cluster) si l'on se restreint à des routes indépendantes connectées à un dépôt. Plus

systématiquement, si l'on considère une mesure de distorsion en tant qu'objectif, chaque problème classique de tournées devient un problème avec regroupement. Dans ce cas, nous ajoutons le qualificatif « Cluster » au nom du problème initial. Nous obtenons ainsi les problèmes TSP-Cluster (appelé cycle médian dans sa version dans les graphes), VRP-Cluster et VRPTW-Cluster. Mis à part la version discrétisée du cycle médian, ces trois problèmes ne semblent pas avoir été déjà étudiés. En dessous de la hiérarchie, nous retrouvons le TSP et le VRP standards. Nous abordons également mais plus succinctement le problème de la k -médiane pour illustrer les variantes possibles de configuration de l'algorithme.

Apparaissant en dehors de la hiérarchie directe découlant du maillage adaptatif, sur le schéma de la Figure III-2, trois problèmes complètent la hiérarchie de base des problèmes de tournées de véhicules. Ils sont donnés pour souligner que nous devons nous placer dans une perspective de transformation continue des problèmes dans un contexte toujours plus large. Par exemple, le PDPTW généralise le VRPTW par la prise en compte de requêtes de transport origine-destination. Également, dans un contexte dynamique et stochastique certains problèmes deviennent le PDPTW dynamique et le VRP dynamique. Ces deux derniers problèmes ne sont pas abordés dans ce chapitre. Ils sont pris en compte dans nos orientations de travail et sont présentés au chapitre suivant. Le PDPTW est considéré sous l'angle de la résolution collective de problèmes et le VRP dynamique fait l'objet d'une application du maillage adaptatif.

Nous pensons que le concept de structure intermédiaire est adéquat pour traiter des problèmes dans leur version stochastique et dynamique. Cette adéquation provient de la plasticité du réseau découlant du concept de réseau élastique. Des variations mineures de la demande entraînent des modifications structurelles mineures du réseau. Des variations localisées impliquent des modifications localisées du réseau le plus souvent par déformation du réseau. Concrètement, une modification locale sur la donnée est répercutée en temps constant sur les structures de l'algorithme.

Le but n'est pas seulement de produire la meilleure heuristique, ou la meilleure instance de métaheuristique, pour un problème donné. Il est aussi de mettre l'accent dès le départ, sur la simplicité et la flexibilité de l'approche sur un large spectre d'applications. Il convient d'éviter que la méthode ne devienne trop dépendante de facteurs spécifiques ou de « ruses » d'implémentation. Cette situation est flagrante dans le cas du TSP pour lequel l'heuristique Lin & Kernighan est toujours, et depuis trente ans, dans une version remaniée par Helsgaun [Helsgaun 00] peut-être la plus performante des méthodes sur ce problème si l'on tient compte du compromis entre qualité de la solution et temps d'exécution.

Les métaheuristiques deviennent plus efficaces dans les applications au VRP. Une métaheuristique doit en principe apporter plus de modularité et de souplesse dans l'étude de nouvelles classes de problèmes. Mais il faut noter qu'une large part des gains en performance provient souvent d'une implantation toujours plus efficace des opérateurs. Il y a deux critères antagonistes à prendre en compte : le degré d'universalité de la méthode et le degré de spécialisation des implantations sur un problème donné. C'est un bon compromis entre ces aspects antagonistes que nous cherchons à produire. Des gains en efficacité sont obtenus au fur et à mesure que nous étendons le procédé à différents problèmes nouveaux. Un enjeu également implicite et important est de maintenir ouverte la faisabilité d'une mise en œuvre sur des systèmes multi-processeurs, lorsqu'ils deviendront plus largement accessibles, afin d'exploiter davantage le parallélisme massif de la métaphore.

4 Approche évolutionniste intégrant les cartes auto-organisatrices

4.1 Principe de fonctionnement

L'outil de base que nous utilisons pour mettre en œuvre le maillage adaptatif est l'algorithme d'apprentissage des cartes auto-organisatrices (SOM) [Kohonen 01]. Cet algorithme produit deux propriétés remarquables de préservation des densités de points de demande et de préservation de la topologie d'un réseau. Ce sont ces propriétés d'adaptabilité induites par la localité des opérations que nous recherchons. Ainsi, le positionnement de services ou d'infrastructures peut-il refléter continuellement la densité de demande, tout en préservant une topologie optimale d'interconnexion des composants du réseau.

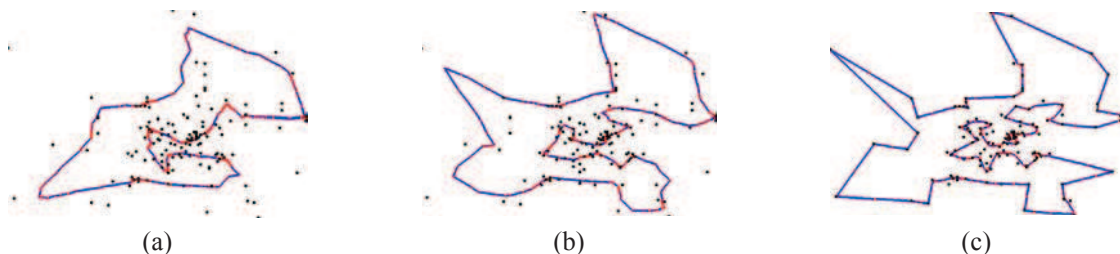


Figure III-3. Construction d'un tour par une carte auto-organisatrice, avec l'instance bier127 de la TSPLIB.

Pour illustrer le fonctionnement de la SOM, un exemple de son application au TSP est illustré à la Figure III-3 sur l'instance bier127 de la librairie de jeux de tests TSPLIB [Reinelt 91], à différentes étapes d'une longue simulation. L'exemple présente la construction d'un tour par déformation d'un réseau en anneau. Celui-ci répartit ses sommets autour des villes

(points sur la figure) de façon progressive. Au début, les mouvements ont une grande amplitude pour faciliter le déploiement du réseau en (a), initialisé au préalable aléatoirement, puis l'intensité décroît lentement afin de figer les sommets à proximité des villes en (b-c). Lors d'une dernière étape, il reste à affecter les villes aux sommets afin de générer un tour ordonné admissible. Ce parallélisme de principe dans le plan est ce qui différencie l'approche de maillage adaptatif, des heuristiques locales à base de voisinage dans des graphes [Johnson & McGeoch 02]. Ici, le procédé est un déplacement dans le plan. Dans les autres cas, le procédé consiste en la permutation d'arêtes et de sommets, l'aspect Euclidien étant pris en compte a fortiori pour limiter les tailles de voisinage. Ici, la notion de voisinage est considérée à la fois dans le plan et dans le graphe d'interconnexion.

Pour résoudre le problème d'optimisation présenté, nous choisissons de réutiliser le schéma de l'approche mémétique du chapitre précédent, et de l'hybrider avec nos réseaux neuronaux. Les techniques d'hybridation sont variées [Boese et al. 94][Moscato 03][Mühlenbein 91]. Les principaux ingrédients et principes de métaheuristiques que nous retenons dans notre approche hybride sont les suivants :

- un processus stochastique de bas niveau (SOM),
- des opérateurs problème-dépendant (de type SOM),
- des perturbations locales,
- une fonction de fitness,
- des mécanismes de sélection sur une population de solutions,
- des intensités de mouvements et des tailles de voisinages décroissantes (température),
- l'autorisation de solutions intermédiaires pas nécessairement admissibles,
- une résolution possible en deux phases (construction et amélioration).

Le principe de fonctionnement consiste à découper une longue simulation de la SOM, telle qu'illustrée à la Figure III-3, appliquée indépendamment sur chaque individu d'une population, en un certain nombre de séquences courtes, appelées générations. Cela permet d'entrelacer l'exécution avec l'application d'autres opérateurs problème-dépendants ou évolutionnistes. La différence avec une approche mémétique habituelle, ainsi qu'illustrée au chapitre précédent, est que nous n'exécutons pas des recherches locales indépendantes à chaque génération, mais des processus de type SOM d'intensités décroissantes sur l'ensemble des générations. Des intensités et tailles de voisinages décroissantes peuvent être vues en tant que mécanisme de température, à la manière du recuit simulé [Kirkpatrick et al. 83]. Une large intensité au début du processus tend à favoriser l'exploration de zones larges de l'espace

de recherche, tandis qu'une faible intensité tend à favoriser une recherche dans des zones réduites. Les sélections appliquées sur une population de solutions indépendantes complètent la dynamique. Dans certaines applications, le processus d'optimisation est décomposé en deux phases : une phase de construction avec de larges intensités, et une phase d'amélioration avec une faible intensité et un voisinage réduit. Dans tous les cas, l'approche admet et fait évoluer des solutions intermédiaires qui ne sont pas nécessairement des solutions admissibles. En suivant les deux types de métaphores d'auto-organisation et d'évolution, et en choisissant des algorithmes standards tels que les cartes auto-organisatrices et les algorithmes évolutionnistes, le but est de proposer une méthode de résolution simple et générique. Nous l'appelons approche mémétique-SOM.

4.2 Cartes auto-organisatrices

Initialement, les cartes auto-organisatrices constituent une procédure d'apprentissage non supervisée effectuant une régression non paramétrique qui reflète les informations topologiques des données d'entrées [Kohonen 01]. Dans notre cas, nous l'utilisons dans le plan. L'algorithme, que nous nommons SOM pour « self-organizing map », opère sur un graphe non orienté $G = (A, E)$, appelé le réseau, qui est pour nous le réseau de routes. Chaque sommet $n \in A$, appelé neurone, a une position $w_n = (x, y)$ dans le plan. L'ensemble des sommets A est muni de la distance canonique d_G induite par G , i.e. $d_G(n, n') = 1$ si et seulement si $(n, n') \in E$, et de la distance Euclidienne usuelle $d(n, n')$.

```
Répéter niter fois.
1.   Extraire un point p de demande aléatoirement.
2.   Activer la compétition en fonction de p afin de sélectionner le
sommet vainqueur  $n^*$ .
3.   Appliquer la règle d'apprentissage afin de déplacer les neurones d'un
voisinage autour de  $n^*$ .
4.   Diminuer l'intensité d'apprentissage  $\alpha$  et le rayon  $\sigma$  de voisinage.
Fin Répéter.
```

Figure III-4. Algorithme stochastique des cartes auto-adaptatives.

La procédure d'apprentissage est résumée à la Figure III-4. Elle applique une quantité *niter* d'itérations sur un réseau G . Dans nos applications, les données d'entrée sont constituées par l'ensemble des requêtes, et le graphe G est un réseau de lignes interconnectées. Les coordonnées initiales des positions sont choisies aléatoirement dans une zone délimitant le terrain en considération. Chaque itération suit quatre étapes. A chaque itération t , un point $p(t)$ est choisi aléatoirement dans l'ensemble des requêtes (phase d'extraction). Puis une compétition a lieu entre les neurones en fonction de l'entrée $p(t)$ qui entraîne la sélection d'un

neurone vainqueur n^* (étape de compétition). Dans sa version standard, le vainqueur est le sommet du graphe le plus proche de $p(t)$ au sens de la distance Euclidienne. Ensuite, la loi de déplacement (loi d'apprentissage)

$$w_n(t+1) = w_n(t) + \alpha(t) \cdot h_t(n^*, n) \cdot (p - w_n(t)) \quad (6)$$

est appliquée à n^* et aussi aux neurones dans un voisinage borné autour de n^* de rayon σ_t , au sens de la distance d_G (étape de tirage). Elle est appliquée avec une intensité $\alpha(t)$ et la fonction profil h_t . La fonction profil est une gaussienne spécifiée par

$$h_t(n^*, n) = \exp\left(-d_G(n^*, n)^2 / \sigma_t^2\right). \quad (7)$$

Enfin, les valeurs de l'intensité $\alpha(t)$ et du rayon σ_t sont diminuées (étape de modification des paramètres). Ici, ces valeurs suivent une décroissance géométrique. Le nombre maximum d'itérations élémentaires étant fixé à une valeur t_{max} , les paramètres $\alpha(t)$ et σ_t sont multipliés par la quantité $\exp(\ln(x_{final} / x_{init}) / t_{max})$ à chaque itération, avec respectivement $x = \alpha$ et $x = \sigma$, x_{init} et x_{final} étant respectivement les valeurs choisies à la première et à la dernière itération.

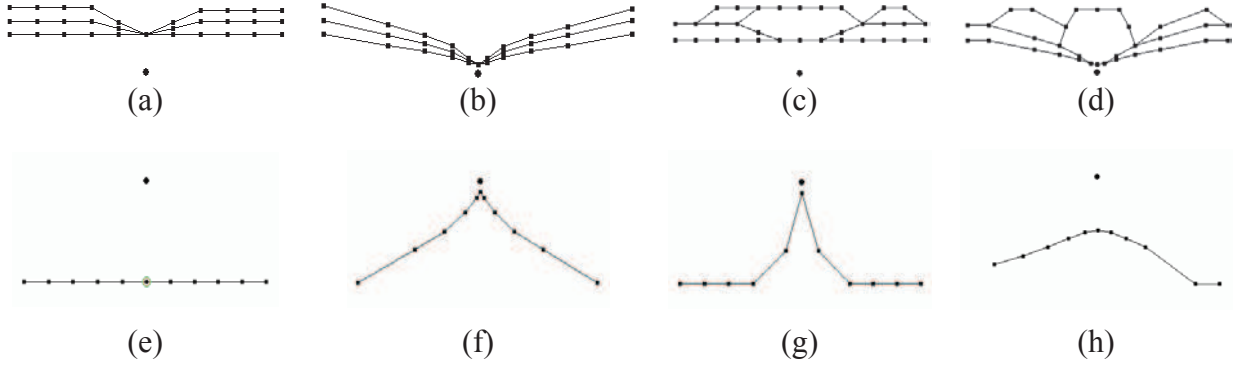


Figure III-5. Une itération élémentaire avec différentes valeurs de rayon de voisinage σ et d'intensité α , sur différentes topologies. (a)(c)(e) Configurations avant l'itération. (b)(d) $\sigma = 4$, $\alpha = 0,75$. (f) $\sigma = 4$, $\alpha = 0,9$. (g) $\sigma = 1$, $\alpha = 0,9$. (h) Avec un voisinage asymétrique $\sigma = (5; 3)$, $\alpha = 0,5$.

Des exemples d'une itération élémentaire sont donnés à la Figure III-5 sur différentes structures de réseau, avec différentes intensités et différents voisinages. On peut voir en (a), (c) et (e) le réseau avant le tirage, et on notera en (b) et (d) comment le voisinage se subdivise suivant les interconnexions de lignes. L'application de la SOM sur un réseau de routes interconnectées $R = \{R_1, \dots, R_m\}$ se fait en principe via le graphe $G_R = (N, E)$ induit par R .

4.3 Intégration dans un algorithme évolutionniste

```

Initialiser une population de Pop individus générés aléatoirement.
g ← 0
Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait et que g < Gen.
1. Appliquer un (ou plusieurs) processus SOM, en tant qu'opérateur (noté
   SOM), à chaque individu de la population séparément, en exécutant un
   nombre niter d'itérations à chaque génération et par individu.
2. Appliquer l'opérateur d'affectation/projection (MAPPING) à chaque
   individu de la population afin d'assigner chaque demande à son sommet
   le plus proche.
3. Appliquer l'opérateur d'évaluation de la fitness (FITNESS) à chaque
   individu de la population. /* La valeur retournée dépend du problème
   en considération */
4. Sauvegarder le meilleur individu rencontré.
5. Appliquer l'opérateur de sélection (SELECT).
6. Appliquer l'opérateur de sélection élitiste (SELECT_ELIT).
7. Appliquer un ou plusieurs opérateurs dérivés de la structure de
   l'algorithme SOM parmi l'ensemble {SOMVRP, SOMDVRP, SOMTW}. /* Ces
   opérateurs sont problème-dépendants, réalisant des insertions
   gloutonnes aléatoires ou s'appliquant à des routes individuelles */
8. g ← g + 1
Fin tant que.
Retourner le meilleur individu rencontré.

```

Figure III-6. Boucle évolutionniste incorporant les cartes auto-organisatrices en tant qu'opérateurs.

Nous donnons à la Figure III-6 la structure générique d'une boucle évolutionniste incorporant les cartes topologiques en tant qu'opérateurs, et qui sera configurée de différentes façons suivant l'application considérée. Nous l'appelons approche mémétique-SOM. Le détail précis des configurations suivant le type de problème considéré peut être trouvé dans les publications associées et dans un résumé plus loin dans ce chapitre. La boucle évolutionniste peut être appliquée dans un mode de construction ou bien d'amélioration. Une boucle de construction démarre son exécution avec des solutions initialisées aléatoirement. Une boucle d'amélioration démarre son exécution en partant d'une solution préalablement déjà construite et en la dupliquant dans la population. La différence principale entre les deux boucles, qui toutes les deux font évoluer des solutions intermédiaires potentiellement non admissibles, est que la première emploiera des voisinages larges, proportionnels à la taille du problème N , afin de permettre le déploiement initial du réseau à partir d'une initialisation aléatoire. La boucle d'amélioration, en revanche, applique des modifications ponctuelles et utilise généralement des voisinages bornés et petits. Mis à part les sélections qui opèrent sur toute la population, les opérateurs s'appliquent sur chaque individu pris un à un. Ils sont présentés plus en détail dans ce qui suit :

1) **Opérateur SOM.** C'est l'algorithme standard des cartes auto-organisatrices, appelé opérateur SOM, appliqué au graphe des routes interconnectées. Il est référencé par l'identifiant *SOM* auquel sont adjoints ses paramètres internes définis à la section précédente,

par exemple sous la forme $SOM(\alpha_{init}, \alpha_{final}, \sigma_{init}, \sigma_{final}, t_{max})$. Une ou plusieurs instances de cet opérateur, avec leurs propres valeurs de paramètres, peuvent être combinées. Un opérateur SOM exécute *niter* itérations élémentaires à chaque génération, *niter* étant généralement choisi proportionnel au nombre de requêtes N . Le paramètre t_{max} est le nombre total d'itérations exécutées sur un individu sur l'ensemble des générations. Il définit une longue exécution d'intensité décroissante, effectuée par morceaux de *niter* itérations par génération. Avec *Gen* étant le nombre total de générations, nous avons $Gen \times niter = t_{max}$. L'opérateur peut être utilisé avec un large voisinage en mode construction, ou bien avec un petit voisinage en mode amélioration.

2) Opérateurs dérivés de la SOM. Trois types d'opérateurs spécialisés sont construits sur le modèle de l'algorithme en quatre étapes de la SOM. Le premier opérateur, noté *SOMVRP*, est l'algorithme standard SOM appliqué sur un unique véhicule choisi aléatoirement. Il est appliqué en utilisant les requêtes assignées à ce véhicule, pour améliorer le trajet individuel. Tandis que la contrainte de capacité est traitée dans l'opérateur d'affectation et de projection ci-dessous, deux autres types d'opérateurs, notés *SOMDVRP* et *SOMTW*, sont spécialisés pour traiter les autres contraintes. Ils ont pour rôle respectifs de faciliter des mouvements d'insertions gloutons et aléatoires en tenant compte des contraintes de durée de trajet, et de respect des fenêtres de temps. Généralement, un point d'insertion est choisi s'il produit l'accroissement le plus faible de la durée de trajet.

3) Opérateur d'affectation/projection. Cet opérateur, noté *MAPPING*, génère des affectations de requêtes aux centres de groupes, et donc des ordonnancements de requêtes et des solutions potentiellement admissibles des problèmes. Il peut aussi procéder à des mouvements des centres de groupes sur les positions des requêtes et modifier la forme du réseau en conséquence. Cette projection n'est effectuée que pour les problèmes requérant d'obtenir une distorsion nulle (TSP, VRP). Tout d'abord, il assigne chaque client à son centre le plus proche, pour lequel la taille du cluster est suffisante et la contrainte de charge du véhicule respectée. Ensuite, et seulement pour certains problèmes classiques de tournées, l'opérateur déplace les sommets sur les positions de leurs requêtes assignées (s'il y en a une). Après cette projection, il distribue par translation les autres sommets le long des arcs formés par deux requêtes consécutives dans le tour. Ainsi, il y a alternance régulière entre sommets assignés et sommets non assignés et le pattern visuel prend la forme exacte du trajet admissible.

4) **Opérateur d'évaluation de la fitness.** Une fois l'affectation des requêtes réalisée cet opérateur, noté *FITNESS*, produit une valeur scalaire de fitness pour chaque individu de la population. Cette valeur doit être maximisée. C'est cette valeur qui est utilisée par l'opérateur de sélection pour choisir les individus les plus adaptés. Un individu est dit « meilleur » qu'un autre lorsque sa fitness est plus élevée. La valeur retournée est une combinaison de trois termes. Elle est donnée par $fitness = sat - \alpha \times length - \beta \times distortion$, où α et β sont des coefficients de pondération ajustés suivant le problème, et *sat* est le nombre de requêtes assignées avec succès aux véhicules. Les solutions admissibles sont celles pour lesquelles $sat = N$, N étant le nombre de requêtes.

5) **Opérateurs de sélection.** Basés sur la maximisation de la fitness et à chaque génération, l'opérateur noté *SELECT* remplace $Pop/5$ « mauvais » individus, i.e. dont la fitness est la plus basse, par le même nombre d'individus parmi les meilleurs de la population, i.e. ceux dont la fitness est la plus élevée. Une version élitiste de cet opérateur *SELECT_ELIT* remplace $Pop/10$ mauvais individus par le meilleur jamais rencontré au cours de l'exécution courante. Ces taux de remplacement sont standards pour la plupart des applications réalisées.

4.4 Complexité algorithmique

L'algorithme d'optimisation proposé reprend le principe d'insertions parallèles massives des requêtes vers les points de transport les plus proches. La SOM et ces opérateurs dérivés, ainsi que l'opérateur d'affectation *MAPPING* sont basés sur des recherches de points le plus proche. Ici, pour réaliser N recherches de points le plus proche en temps moyen $O(N)$, avec N la taille du problème, nous avons implanté l'algorithme de recherche en spirale de [Bentley et al. 80], basé sur une décomposition du plan en cellules. En théorie, cet algorithme effectue une recherche en spirale du plus proche voisin en temps moyen $O(1)$ pour une distribution uniforme de la donnée. Il nécessite une mémoire de taille $O(N)$. Avant d'appliquer un opérateur donné, à chaque génération, les sommets du réseau sont insérés dans une matrice de discrétisation du plan comportant $O(N^{1/2} \times N^{1/2})$ cellules, chacune ayant une capacité mémoire proportionnelle au nombre de requêtes qui y sont localisées. Le contenu de la matrice est rafraîchi à chaque génération et avant l'application de chaque opérateur.

Ainsi, suivant le nombre de générations, constant ou proportionnel à N , la taille de la population (ici constante), les tailles de voisinages, proportionnelles à N lors de la construction, constantes lors de la phase d'amélioration, la complexité temporelle de l'algorithme pourra varier de $O(N)$ à $O(N^3)$ itérations élémentaires effectuées en tout pour chaque instance de taille N . Par exemple, pour le TSP, la phase d'amélioration est configurée

en $O(N)$. En ce qui concerne l'occupation mémoire, celle-ci est en $O(N)$ ce qui permet l'application sur des instances de grandes tailles, jusqu'à 85900 villes pour le TSP.

Nous avons utilisé une matrice de cellules plutôt que des k-d trees afin de rester proche du concept cellulaire, et aussi préserver la possibilité d'une distribution de l'algorithme sur des réseaux de processeurs, par exemple suivant une partition des données. Nous pourrions par exemple envisager un partage cellulaire équilibré des données suivant une topologie en nid d'abeilles ! L'approche cellulaire du maillage adaptatif du chapitre précédent est réutilisée à plus d'un titre, en tant que concept transposé au transport, d'une part, mais aussi en ce que l'efficacité du présent algorithme repose essentiellement sur une partition cellulaire effective du plan.

5 Applications à des problèmes de transports terrestres spatialisés

5.1 Problèmes combinés de positionnement et de routage

5.1.1 Problème du cycle médian

A notre connaissance, le problème unifié de regroupement et de routage tel que nous le proposons ne semble pas avoir été étudié. Des généralisations du TSP ont été proposées depuis longtemps [Volgenant & Jonker 87]. Néanmoins, le problème le plus proche rencontré est le problème du cycle médian (MCP) qui a été étudié récemment par [Labbé et al. 05][Renaud et al. 04]. Il consiste à générer un anneau passant par un sous-ensemble de villes, en minimisant sa longueur et sous la contrainte d'une borne sur ce que nous avons appelé la distorsion (2), c'est-à-dire la distance totale aux centres de groupes les plus proches. Ces centres sont choisis parmi les villes. Ce type de problème se rencontre pour définir des infrastructures de lignes de métro, ou bien pour interconnecter des terminaux via des concentrateurs.

Notre problème est Euclidien, tandis que le MCP est défini dans les graphes. Il est à noter que nous nous intéressons à des versions Euclidiennes de problèmes d'optimisation combinatoire en les traitant par des approches spatialisées. Par contraste, la démarche la plus habituelle en optimisation combinatoire, et illustrée dans le cas du MCP, est de considérer le problème général dans sa version discrétisée d'abord, tout en procédant ensuite le plus souvent à des applications sur des instances euclidiennes. D'autres combinaisons hiérarchisées du regroupement et du routage ont été étudiés sous l'appellation de problèmes

de localisations et de routage (location-routing problems, LRP) [Min et al. 98]. Cependant l'ordre de hiérarchisation n'est pas le même. Dans le problème que nous considérons, les routes passent par les centres de groupes, tandis que dans le LRP les routes sont construites dans des clusters séparés.

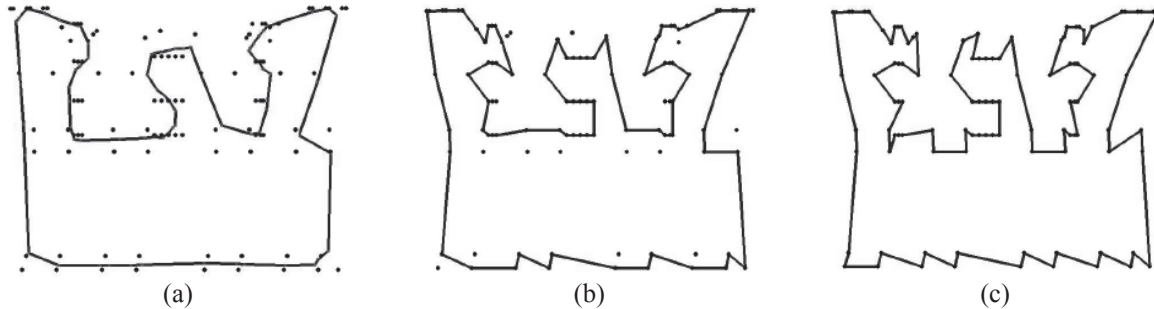


Figure III-7. Problème du cycle médian (MCP) avec l'instance lin105 de la TSPLIB. (a) MCP Euclidien. (b) MCP classique. (c) TSP Euclidien.

Différents cas de MCP peuvent être dérivés de notre problème général, ils sont présentés à la Figure III-7, sur l'instance lin105 de la TSPLIB [Reinelt 91]. En (a) est présenté une version Euclidienne du MCP, dans laquelle les centres de groupes sont libres d'être positionnés partout dans le plan. En (b) dans le MCP classique, les centres de groupes sont nécessairement localisés sur les villes. En (c), avec un même nombre de centres de groupe que de villes, et avec une distorsion à la valeur 0, le MCP devient un TSP. Nous avons étudié le MCP Euclidien, et posé les bases de notre approche mémétique incorporant la SOM dans [Hayari 05][Hayari et al. 05]. Les résultats ont été évalués en comparaison à des valeurs d'optimum fournis dans [Labbé et al. 05] pour le cas discret, obtenus avec une méthode exacte. Ces valeurs d'optimum ont été utilisées comme borne supérieure de l'optimum dans le cas euclidien. Ils montrent que l'approche mémétique-SOM permet d'obtenir une qualité similaire de solution en terme de longueur de trajet et de distance à pieds, en un temps relativement court. Mais dans notre cas, nous autorisons la localisation en tout point du plan.

5.1.2 Application à la génération de lignes de bus

Ici, l'approche mémétique-SOM est appliquée sur un cas concret réel de problème combiné de regroupement et de génération de routes de véhicules. Le but est de positionner des arrêts de bus et de définir des trajets pour des véhicules à l'échelle d'une région, pour le ramassage des 780 employés d'une grande entreprise de la ville de Belfort, dans l'est de la France. Il s'agit de résoudre un VRP-Cluster dans lequel les routes sont des chemins (ouverts) aboutissant à un dépôt.

Trois configurations de l'algorithme ont été proposées et évaluées sur ce problème afin de le résoudre soit de manière unifiée en tant que VRP-Cluster, soit de manière séquentielle en résolvant d'abord un problème de regroupement (k-médiane), puis en résolvant ensuite un problème de routage sur les centres de groupes déjà positionnés (VRP). Ces travaux sont présentés dans [Créput & Koukam 07b][Créput et al. 07b]. Nous appliquons tout d'abord une simple boucle mémétique-SOM pour traiter le problème unifié. Ensuite nous appliquons deux autres configurations de l'algorithme pour le traiter séquentiellement. Une première configuration résout un problème de k-médiane, tandis que l'autre résout un VRP en utilisant les centres de groupes et leurs quantités assignées en tant qu'entrée du problème.

Le cas réel consiste en 780 employés répartis sur une zone géographique de dimension 73 km $\times$ 51 km autour des villes de Belfort et Montbéliard ainsi qu'illustré à la Figure III-8(a). Les domiciles des employés y sont visualisés par des points. A chaque employé est associée une requête de transport avec une quantité de 1 unité. Les routes partagent un unique point commun d'interconnexion sur le site de l'entreprise à l'intérieur de la ville de Belfort. Ce point commun est fixe. Il a une importance particulière dans le processus d'optimisation utilisant la SOM, puisqu'il participe à transmettre l'influence du voisinage. Chaque véhicule a une capacité de 45 unités et une vitesse constante de 50 km/h.

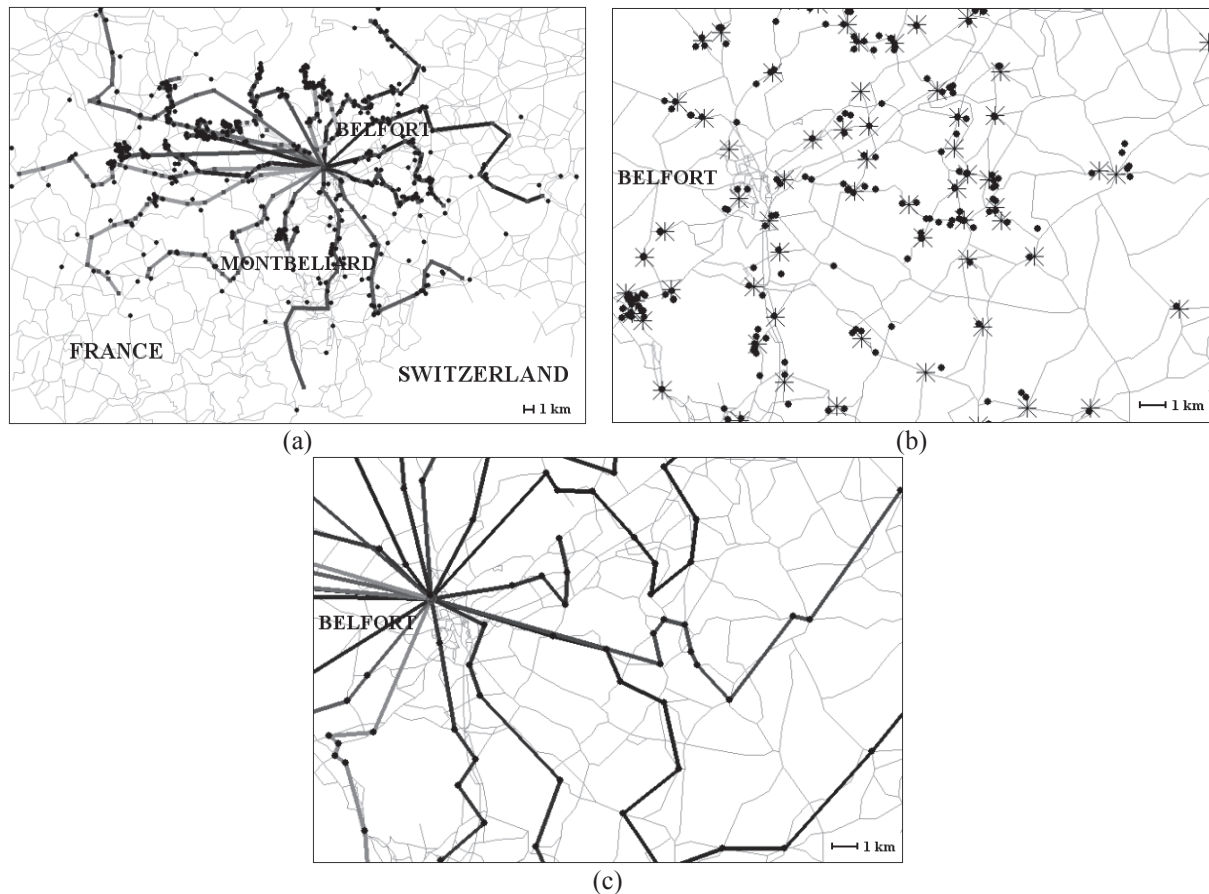


Figure III-8. Regroupement et routage pour le transport des 780 employés (points noirs) d'une grande entreprise. (a) Solution du problème unifié. (b) Problème de regroupement de type k-médiane, en premier (les croix représentent les centres de groupes). (c) Résolution d'un problème classique de tournées avec capacité sur les centres de groupes, ensuite.

La Figure III-8(a-c) présente des patterns visuels de solutions obtenues pour les trois types de problèmes traités par l'approche mémétique-SOM. Un réseau de lignes obtenu pour le problème unifié est présenté en (a), juxtaposé aux requêtes et au réseau routier sous-jacent. Il illustre l'aspect typique d'une solution obtenue par déformation des lignes de transport, et reflétant la distribution des demandes. Dans ce cas, la fonction de fitness utilisée est une combinaison scalaire des deux principaux objectifs de minimisation de la longueur des trajets et de minimisation des distances à pieds (distorsion). En (b-c), un zoom est effectué sur la partie droite de l'aire d'étude pour illustrer les deux étapes de la résolution séquentielle. En (b), les croix sur la figure symbolisent les centres de groupes obtenus pour le problème de positionnement k-médiane. En (c), sont présentés les tracés des trajets passant exactement par les centres de groupes, qui constituent la solution d'un VRP classique.

Les résultats numériques obtenus, présentés dans [Créput & Koukam 07b][Créput et al. 07b], indiquent que l'approche unifiée est compétitive en terme de diversité, de qualité des solutions et de temps de calcul avec l'approche séquentielle. En revanche, cette dernière

approche est nettement plus complexe à mettre en œuvre, car nécessitant deux méthodes de résolution distinctes. La résolution du VRP seul est elle-même décomposée en 2 phases de construction et d'amélioration. Pour résoudre un problème de k-médiane suivi d'un VRP nous configurons donc trois boucles mémétique-SOM du type de celle de la Figure III-6. Pour résoudre le VRP-Cluster directement nous n'avons besoin que d'une boucle à configurer. Les compromis intéressants du problème général sont obtenus plus aisément de cette façon plutôt qu'en cherchant à résoudre chacun de ces sous-problèmes séparément.

5.1.3 Problèmes de tournées avec fenêtres de temps et regroupement

Les cartes auto-organisatrices ont été appliquées au VRP, mais à notre connaissance jamais aux problèmes de tournées avec fenêtres de temps, tels que le classique VRPTW. Ici, nous présentons une version de l'approche mémétique-SOM permettant de produire des solutions pour une version du VRPTW avec introduction d'une distance à pieds des clients vers les points de ramassage ou de service. Des solutions approchées pour le VRPTW classique peuvent en être dérivées. Le problème est appelé VRPTW-Cluster. Dans les configurations de l'algorithme, de même que pour tous les problèmes avec regroupement que nous considérons, l'opérateur *MAPPING* effectue juste une affectation des requêtes aux centres de groupes, sans déplacement de ceux-ci, afin de les laisser libres sur le plan. La taille des clusters est réduite à une unité (une unique requête par centre) afin de se rapprocher du VRPTW classique. L'algorithme est en deux phases. Une boucle mémétique-SOM avec de larges intensités de mouvements permet la construction des solutions, une deuxième boucle avec de faibles intensités l'amélioration.

Nous résumons les résultats présentés dans [Créput et al. 07a]. Nous avons appliqué l'approche sur le benchmark de Solomon [Solomon 87] qui comporte 56 instances de taille 100. Un exemple de solution est présenté à la Figure III-9(a-c) sur le cas de test rc201, montrant les étapes finales pour générer une solution classique du VRPTW à partir d'une solution obtenue possédant une distorsion non nulle. Le pattern obtenu est présenté en (a). Un résultat intermédiaire est produit en enlevant les clusters vides en (b). Une solution du VRPTW est ensuite dérivée en projetant les centres de groupes sur leur (unique) requête assignée en (c). Ainsi que nous pouvons le constater sur les figures (a-c), l'assignation des clients aux points de regroupement par l'algorithme coïncide avec une assignation au plus proche, ce qui tient compte du choix naturel d'un client de se diriger vers l'arrêt de bus le plus proche.

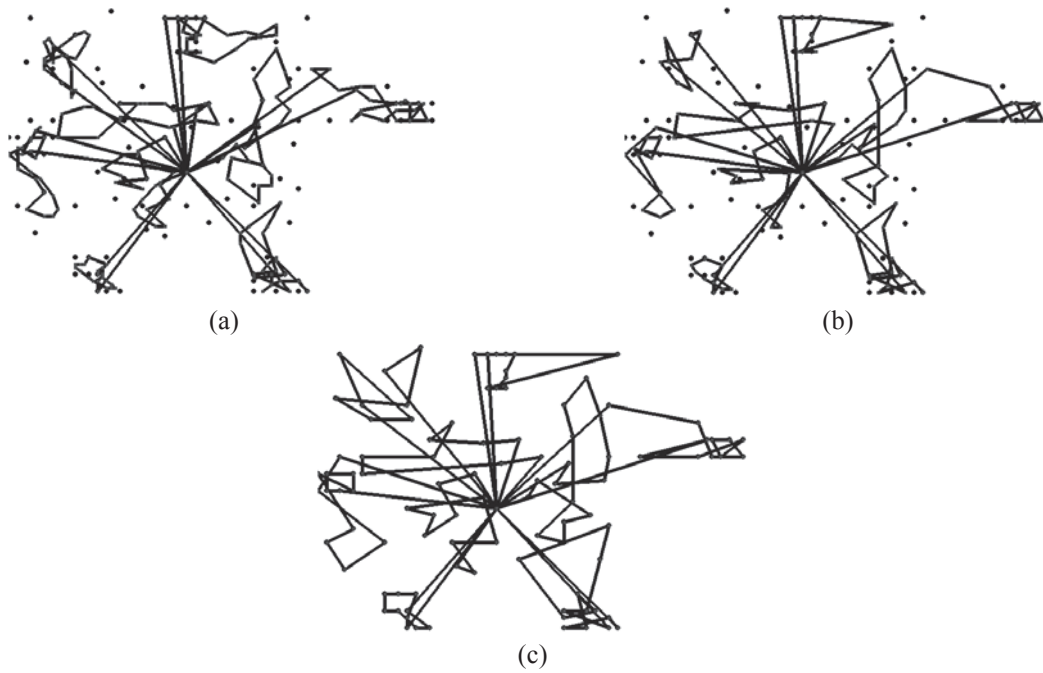


Figure III-9. Problème de tournées avec fenêtres de temps et distances à pieds (instance de Solomon rc201). (a) Solution obtenue. (b) La même solution sans cluster vide. (c) Une solution de VRPTW classique obtenue par projection des centres de groupe sur leurs (uniques) requêtes associées.

Pour résumer les performances, nous reproduisons dans le Tableau III-1 les résultats obtenus pour les six classes de problèmes du benchmark de Solomon. Les simulations ont été réalisées sur un AMD Athlon (2000 MHz), en attribuant environ 5 minutes de temps d'exécution par problème. Le nombre de véhicules est défini selon les meilleures solutions connues de la littérature. La première colonne du tableau donne le nom de la classe d'instances et le nombre moyen de véhicules. La deuxième colonne reporte la longueur des routes des meilleures solutions connues. Ensuite sont donnés nos résultats avec le nombre de requêtes satisfaites, la longueur des routes, et la distorsion moyenne ($distortion / N$) respectivement dans les colonnes « sat », « length » et « dist. moy. ». Ces valeurs sont données pour les solutions brutes obtenues, et ensuite sur trois autres colonnes pour les solutions dérivées correspondant à un VRPTW standard. L'écart avec la meilleure solution connue est donné entre parenthèse, en pourcentage de celle-ci.

Tableau III-1. Résultats pour les six classes de tests de Solomon comportant 56 instances.

Classe – nombre de véhicules	Meilleure connue	VRPTW Cluster			Solution VRPTW dérivée		
	length	sat	length	dist. moy.	sat	length	dist. moy.
C1 – 10	828.38	101	778.41(−6.0%)	1.25	100.56	854.08(+3.1%)	0.0
R1 – 11.92	1212.73	101	1109.58(−8.5%)	2.07	99.83	1311.84 (+8.2%)	0.0
RC1 – 11.50	1386.44	100.75	1260.05(−9.1%)	1.82	97.63	1424.22 (+2.7%)	0.0
C2 – 3	589.86	101	482.89(−18.1%)	1.78	98.88	606.43 (+2.8%)	0.0
R2 – 2.75	861.29	100.83	1067.35 (+23.9%)	1.54	99.17	1187.97 (+37.9%)	0.0
RC2 – 3.25	1119	100	1340.46 (+19.8%)	1.35	99.38	1428.92 (+27.7%)	0.0

L'approche produit ses meilleurs résultats sur les instances des classes C1 et C2 dont la distribution de requêtes comporte des îlots ou clusters, et sur les instances mixtes, plus ou moins uniformes avec des clusters, de la classe RC1. La qualité des solutions décroît légèrement pour les instances uniformes de la classe R1. Les résultats sont nettement moins bons sur les instances comportant un horizon large, avec un petit nombre de véhicules, des classes R2 et RC2. Si l'on considère les solutions brutes avec une distorsion non nulle, les longueurs de routes sont pour 4 des 6 classes inférieures à celles des meilleures solutions du VRPTW classique (écart négatif), tandis que la distorsion reste bornée dans un intervalle réduit de longueur 2 unités. De manière concrète, pour une étendue géographique de service d'environ 100 km × 100 km, un client devra marcher au plus 2 km pour joindre le point de service assigné (le plus proche).

L'algorithme n'est pas aussi performant que les heuristiques complexes et puissantes de la recherche opérationnelle. Une revue de ces approches est présentée dans [Bräysy et al. 04]. Par exemple, une recherche tabou à mémoire adaptative [Taillard et al. 97] produit un écart à l'optimum moyen sur les 56 problèmes de 4 % en 8 minutes environ, après normalisation du temps de calcul suivant notre AMD Athlon 2GHz. Le temps de calcul donné pour une station Sun Ultra-Sparc 1 (169 MHz) est normalisé en utilisant les facteurs de Dongarra [Dongarra 06]. Ici, ce temps est divisé par un facteur 12. Ou encore, une approche à base de colonies de fourmis [Gambardella et al. 99] produit un écart de 2,42 % en 3 minutes de temps normalisé. Ici, le temps de calcul donné pour une station Sun Sparc 10 (50 MHz) est divisé par un facteur 31. Notre algorithme n'est pas aussi performant excepté peut-être pour les classes de problèmes de type C. Cependant, nous pensons que l'approche propose une manière nouvelle de traiter le VRPTW, par l'usage de patterns déformables s'adaptant à la répartition spatiale de la demande et l'introduction possible d'une distance à pied du domicile au point de service. D'autre part, avec une nette amélioration en temps de calcul, la situation semble s'inverser en

notre faveur sur le VRP dynamique en comparaison de cette même approche de fourmis. Nous présentons ces résultats au prochain chapitre.

5.2 Problèmes classiques de tournées de véhicules

5.2.1 Problèmes de tournées avec contraintes de capacité et d'équilibrage de trajets

Etendre les potentialités d'application des cartes auto-organisatrices aux problèmes complexes de tournées de véhicules semble ne pas être une tâche aisée. Peu de travaux ont appliqué la SOM au VRP. Nous avons recensé environ une dizaine d'applications sur le problème. Les deux plus performantes approches semblent être les versions de [Ghaziri 96] et [Modares et al. 99]. Ici, nous ne décrivons pas dans le détail les configurations de l'approche mémétique-SOM que nous avons utilisées. Celles-ci sont présentées dans [Créput & Koukam 08a][Créput & Koukam 08c][Créput & Koukam 07b]. La différence principale avec les configurations utilisées dans les problèmes avec regroupement est que l'opérateur d'affectation *MAPPING* effectue ici à une projection des centres de groupes sur les positions des requêtes assignées, la taille des clusters étant réduite à une unité. L'opérateur intervient donc également dans la déformation du réseau. Des opérateurs d'insertion et d'amélioration problème-dépendants sont introduits. L'algorithme fonctionne en deux phases de construction et d'amélioration qui correspondent à deux configurations de la boucle mémétique-SOM.

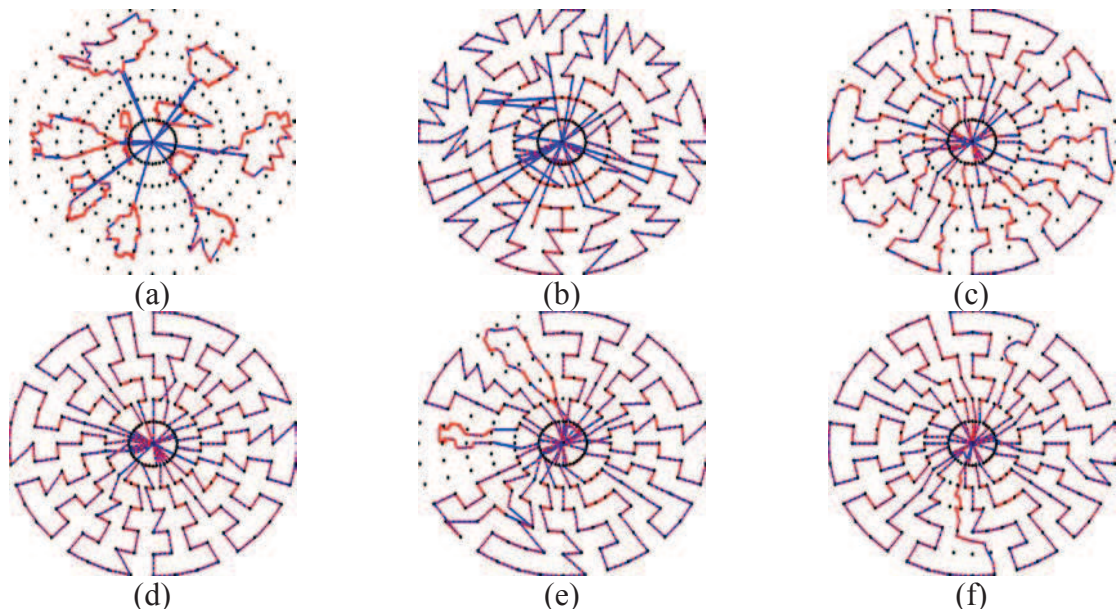


Figure III-10. Algorithme en deux phases sur l'instance no. 1 du benchmark de Golden et al. (1998). (a-d) Phase de construction. (e-f) Phase d'amélioration.

Le plus souvent, les approches du VRP de la littérature basées sur la SOM sont construites autour d'une modification plus ou moins complexe de la règle d'apprentissage. Dans notre

cas, nous utilisons l'algorithme SOM standard, mais en entrelaçant son application dans une boucle évolutionniste avec d'autres opérateurs, dont des opérateurs d'insertions aléatoires dépendant du problème (*SOMVRP*, *SOMDVRP*) et des sélections. La fonction de fitness est donnée par $fitness = sat - 10^{-5} \times length$, où *sat* est le nombre de requêtes insérées avec succès dans les tournées (requêtes satisfaites), et *length* la longueur du tour. La valeur *sat* est l'objectif prioritaire à maximiser, tandis que la longueur des tournées est le second objectif à minimiser. La taille de la population est de 50 individus.

Le principe de fonctionnement est illustré visuellement à la Figure III-10. L'image que l'on peut retenir est celle d'une suite de contractions/expansions du réseau d'intensités dégressives. Les images (a-d) montrent le réseau lors de la phase de construction. En (a-b), est montré le réseau à la première génération et en (c-d) le même réseau vers le milieu de la phase de construction. Nous pouvons voir le réseau tel qu'il est déformé dans le plan par l'opérateur SOM, puis immédiatement après, tel qu'il est projeté sur les requêtes par l'opérateur d'affectation et de projection *MAPPING*. En (e-f), est présenté le réseau lors de la phase d'amélioration, qui peut être vue en tant que continuation de la phase de construction, mais avec des mouvements de points localisés et des intensités de déplacement faibles.

Suivant les études comparatives réalisées et présentées notamment dans [Créput & Koukam 08a], les performances de l'approche mémétique-SOM au regard des autres approches à base de réseaux neuronaux, sur les jeux de tests de Christofides, Mingozzi, et Toth [Christofides et al. 79], semblent nettement supérieures en qualité des solutions, et pour des durées d'exécution similaires. La qualité des solutions passe d'environ 5 % d'écart aux meilleures solutions connues à 3.3 % pour des temps d'exécution courts, et à 1.20 % pour des temps longs.

En ce qui concerne les heuristiques et métaheuristiques récentes de la recherche opérationnelle, nous avons procédé à une évaluation comparative avec des approches présentées dans l'étude [Cordeau et al. 05], notamment sur les jeux de tests de grandes tailles de [Golden et al. 98], contenant jusqu'à 483 requêtes. Ici, nous considérons quatre approches qui couvrent, à notre avis, l'étendue des performances de ces heuristiques. Trois d'entre elles sont considérées parmi les plus simples et flexibles. Il s'agit des méthodes GTS (Granular Tabu Search) [Toth & Vigo 03], UTSA (Unified Tabu Search Algorithm) [Cordeau & Laporte 01], et VLNS (Very Large Neighborhood Search) [Ergun & Orlin 03]. La méthode VLNS est vraisemblablement la moins performante citée dans cette étude. La quatrième approche considérée est la méthode AGES (Active Guided Evolution Strategy) [Mester &

Bräysy 05]. Celle-ci produit des résultats d’une exceptionnelle qualité, en un temps très court, mais est considérée compliquée à mettre en œuvre.

A la Figure III-11 sont présentés deux schémas comparant les performances de ces différentes approches avec la nôtre. Ils présentent les différents compromis réalisés en termes de qualité de solution et de durée d’exécution. Nous donnons les longueurs moyennes en pourcentage d’écart aux meilleures solutions connues (%PDM), et en rapport aux durées d’exécution en minutes. Les résultats sur les instances avec contrainte de durée de trajet et de capacité (DVRP) sont illustrés en (a), et les résultats sur les instances avec contrainte de capacité seule (CVRP) en (b). Dans notre cas, les résultats sont des moyennes sur dix exécutions. Les résultats pour une configuration rapide (fast) et une configuration longue (long) de l’algorithme mémétique-SOM sont donnés. Les temps d’exécution rapportés sont normalisés suivant un AMD Athlon (2000 MHz), par l’usage de facteurs de Dongarra [Dongarra 06].

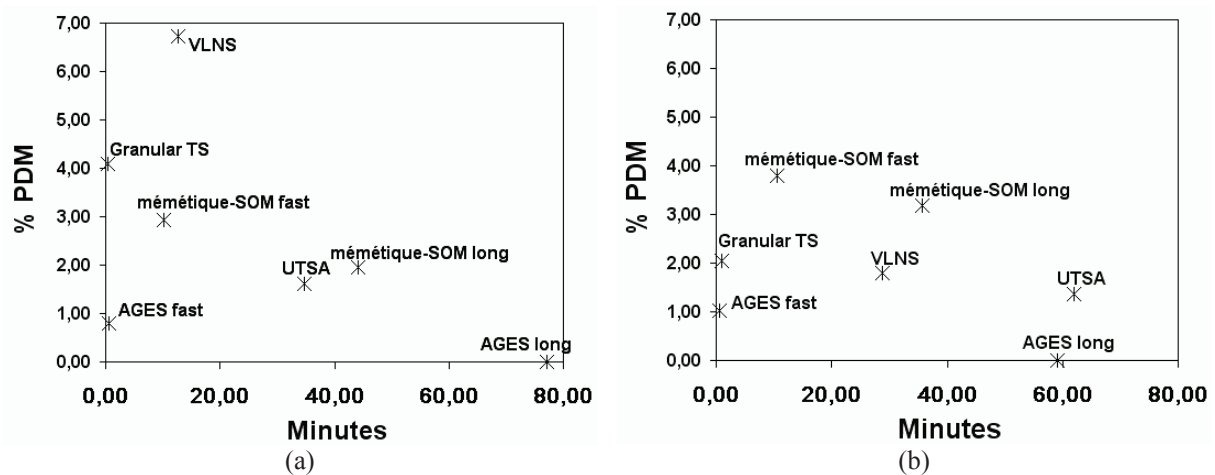


Figure III-11. Compromis qualité/temps d’exécution en comparaison avec des heuristiques de la recherche opérationnelle (temps d’exécution normalisés pour un AMD Athlon 2 GHz) sur les instances de grandes tailles de Golden et al. (1998). En (a), instances du DVRP. En (b), instances du CVRP.

Ainsi que les figures le suggèrent, l’approche est davantage compétitive sur les instances avec contrainte de durée (DVRP), fournissant des qualités de solutions parfois supérieures. Sur ces instances en particulier, l’approche génère 2.94 % d’écart moyen total en 10 minutes, tandis que GTS génère 4.10 % d’écart en moins d’une demi minute. Elle fournit 1.96 % d’écart en 44 minutes, tandis que UTSA 1.60 % en 35 minutes. Sur toutes les instances, la mémétique-SOM est en moyenne supérieure à VLNS. Elle génère des solutions avec 3.45 % d’écart moyen total en 10 minutes, tandis que VLNS produit un écart moyen de 3,76 % en 22 minutes. A l’opposé, la très puissante méthode AGES, dans sa configuration rapide, génère un

écart moyen de 0.93 % en 0.58 minute. Dans sa configuration longue, elle génère les meilleurs résultats connus en temps relativement long.

La différence de performance entre les deux méthodes Tabou, GTS et UTSA, tient en ce que la taille de voisinage est considérablement réduite dans la première, en éliminant les arcs longs, exploitant en cela l'aspect Euclidien du problème. Dans UTSA, en revanche, une implantation trop naïve des techniques de voisinage semble avoir des répercussions importantes sur les durées d'exécution. Ces aspects opposés illustrent l'impact important que peuvent avoir des choix d'implantation appropriés. Cela est encore plus vrai pour le TSP, pour lequel les heuristiques les plus performantes de la littérature sont des variantes d'implantation très élaborées des traditionnelles méthodes locales 2-Opt, 3-Opt et Lin & Kernighan [Johnson & McGeoch 02].

5.2.2 Problème du voyageur de commerce

Nous considérons le cas du TSP parce qu'il s'agit d'un problème standard, parmi les plus étudiés en optimisation combinatoire. Après plus de 30 ans de travaux et d'efforts considérables sur le TSP, il existe des outils extraordinairement performants pour le résoudre et des pratiques d'évaluation qui sont parmi les plus abouties dans le domaine de l'optimisation combinatoire. Les résultats du dernier challenge DIMACS 2002 nous semblent très représentatifs à cet égard, mettant bien en lumière les compromis entre qualités des solutions et durées d'exécutions des heuristiques [Johnson & McGeoch 02]. De même, l'état de l'art réalisé dans [Johnson & McGeoch 97] apporte un éclairage particulier quant aux performances des heuristiques et métaheuristiques sur ce problème.

Dans la littérature, les approches à base de réseaux neuronaux, de type réseaux de Hopfield, SOM, ou réseaux élastiques, ont abordé le TSP avec généralement un succès mitigé. Nous renvoyons à [Cochrane & Beasley 03][Smith 99] pour une présentation extensive du sujet. Ici, nous prenons en considération l'approche relativement récente du Co-Adaptive Net [Cochrane & Beasley 03] pour nos évaluations, car elle semble très nettement la plus performante sur le TSP. Notamment, et c'est une pratique nouvelle dans ce type d'application des réseaux neuronaux, les auteurs réalisent une expérimentation poussée sur la quasi-totalité des instances Euclidiennes de grandes tailles les plus connues, notamment celles de la TSPLIB jusqu'à 85900 villes [Reinelt 91], et celles proposées par Applegate, Bixby, Chvatal and Cook du « National TSP's », représentant les villes de différents pays (<http://www.math.princeton.edu/tsp/world/countries.html>), de tailles jusqu'à 71009 villes.

Nous avons procédé de même dans [Créput & Koukam 08b] en considérant les mêmes instances de grandes tailles, afin d'étudier précisément le compromis entre qualité des solutions et durée d'exécution de l'approche mémétique-SOM. Ici, les configurations des boucles mémétiques de construction et d'amélioration sont réduites à leur plus simple expression, comportant des opérateurs SOM standards, l'opérateur de projection et d'affectation, des sélections et l'évaluation de la fitness. La valeur de fitness retournée est $fitness = -length$, où $length$ est la longueur du tour. Nous utilisons donc le TSP en tant que banc d'essais, pour analyser les performance de base de la méthode.

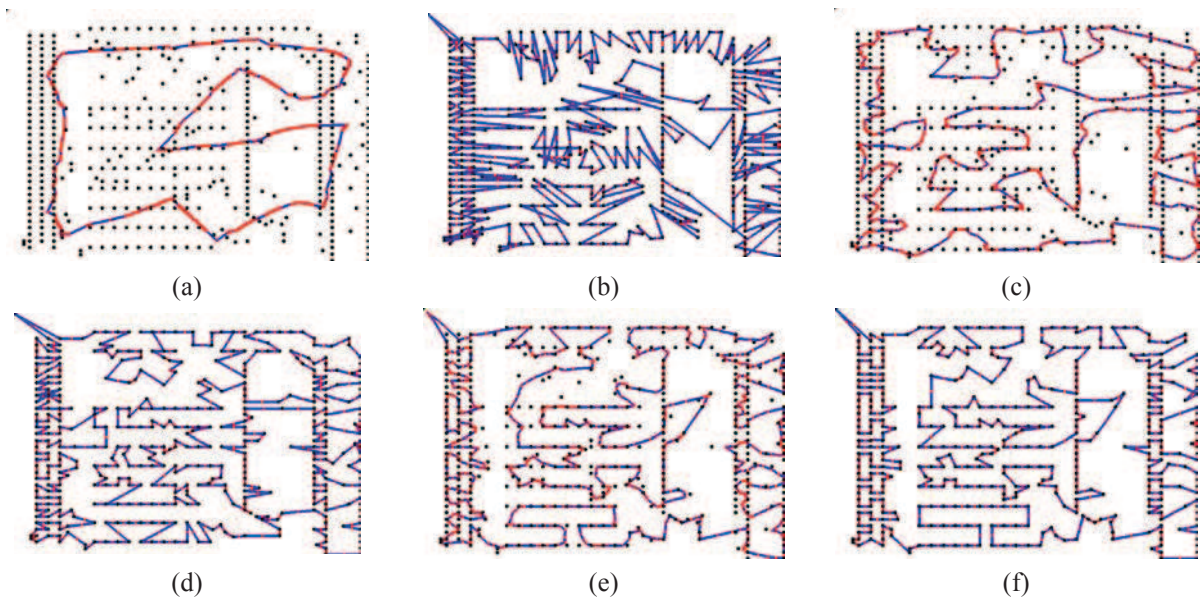


Figure III-12. (a-d) Phase de construction, et (e-f) phase d'amélioration sur l'instance pcb442 de la TSPLIB.

Le principe de fonctionnement pour le TSP est illustré visuellement à la Figure III-12(a-d) sur l'instance pcb442 de la TSPLIB. Il reprend le procédé appliqué également pour le VRP. La résolution est une suite d'expansions/contractions du réseau d'intensités dégressives. L'algorithme est également en deux phases. Deux images consécutives montrent le réseau lors d'une même génération. En (a-d), est montré le réseau lors de la phase de construction. En (e-f), est présenté le réseau lors de la phase d'amélioration, qui peut être vue en tant que la continuation de la phase de construction, mais avec des intensités de déplacements faibles. Les figures (a, c, e) montrent l'effet de déformation et d'élasticité produit par l'opérateur SOM. Les figures (b, d, f) présentent le réseau tel que projeté par l'opérateur d'affectation/projection (*MAPPING*), à chaque génération.

Tableau III-2. Evaluation en comparaison aux approches à base de cartes auto-organisatrices.

Jeux d'instances	Approches à base de SOM		Mémétique-SOM	
	Ecart moyen %	Secondes	Ecart moyen %	Secondes ⁽³⁾
Leung, Jin, and Xu 2004	2.96	-	1.83	1.42
Cochrane and Beasley 2003	3.83	7.87 ⁽¹⁾	3.35	1.20
Vieira, Neto and Costa 2003	3.69	-	1.77	1.15
Aras, Oommen and Altinel 1999	4	-	1.90	1.38
Modares, Somhom and Enkawa 1999	1.15	110 ⁽²⁾	1.13	0.90

⁽¹⁾ Durée d'exécution en secondes sur une station Silicon Graphics O2 (R10000 chip, 225 MHz), programme Fortran.

⁽²⁾ Durée d'exécution en secondes sur une station Sun Sparc 10, programme C.

⁽³⁾ Durée d'exécution en secondes sur un AMD Athlon (2000 MHz), programme Java.

Nous présentons dans le tableau Tableau III-2 un résumé des évaluations effectuées au regard des méthodes à base de réseaux neuronaux présentées dans [Cochrane & Beasley 03]. Dans ces applications, les jeux de tests sont généralement de petites tailles avec en général moins de 1000 villes. Ils sont extraits de la TSPLIB. Nous donnons l'écart moyen des longueurs de tours générés aux valeurs des optimum, en pourcentage des ces mêmes optimum (colonne Ecart moyen %). De même, nous donnons les temps d'exécutions correspondants en secondes (colonne Secondes), lorsqu'ils sont disponibles. Nous avons utilisé une configuration de l'algorithme pour obtenir des temps d'exécution les plus courts possibles. En dépit de la difficulté à évaluer précisément les temps de calcul réalisés sur des machines différentes, les résultats semblent montrer que l'on obtient une amélioration substantielle de la qualité des solutions pour des temps d'exécution qui nous paraissent similaires ou plus courts.

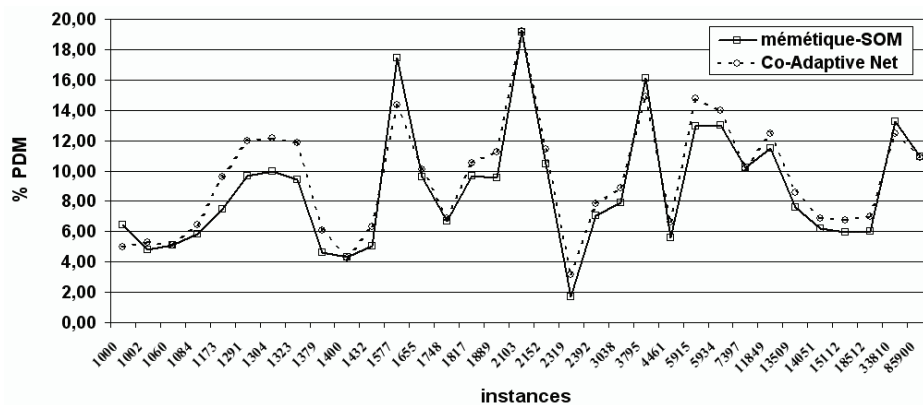


Figure III-13. Pourcentage de déviation à l'optimum pour les 33 problèmes de grande taille de la TSPLIB de 1000 à 85900 villes.

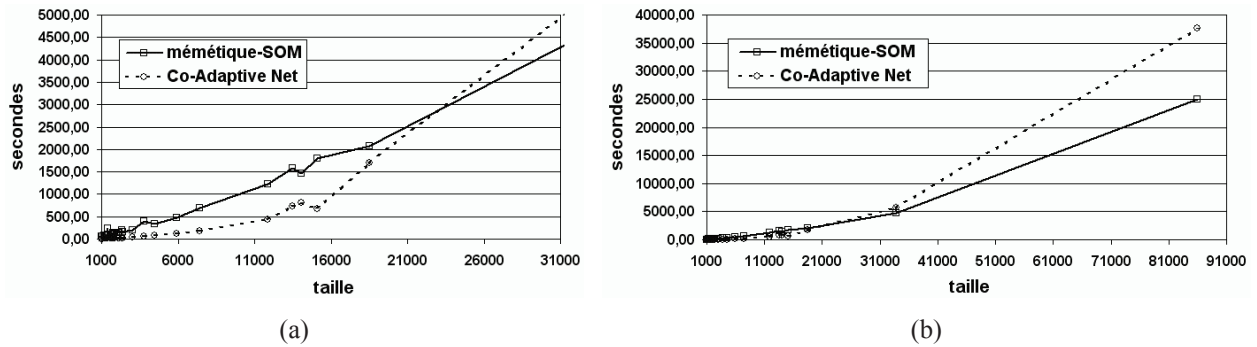


Figure III-14. Durées d'exécution normalisées, suivant un AMD Athlon 2000MHz, en fonction de la taille des instances.

Nous présentons visuellement à la Figure III-13 et à la Figure III-14 des résultats sur les 33 instances Euclidiennes de grandes tailles de la TSPLIB de 1000 à 85900 villes, en comparaison avec l'approche Co-Adaptive Net [Cochrane & Beasley 03]. A la Figure III-13, nous reportons la valeur moyenne obtenue, sur dix exécutions, du pourcentage de déviation à l'optimum (%PDM) pour chacune des instances ordonnées par tailles croissantes, sur un axe non linéaire. A la Figure III-14(a-b), nous donnons les durées d'exécution normalisées par rapport à un AMD Athlon (2000 MHz) en utilisant les facteurs de Dongarra [Dongarra 06]. Les durées sont présentées en fonction de la taille du problème en prenant une unité de l'axe des abscisses cette fois régulière. Les temps d'exécution extraits de [Cochrane & Beasley 03], et correspondant à une station Silicon Graphics O2 (225 MHz), sont divisés par le facteur 6,5.

Les durées d'exécution des deux approches s'ajustent différemment. Le Co-Adaptive Net a une complexité théorique en $O(N^2 \cdot \log(N))$, tandis que la mémétique-SOM en $O(N^2)$, avec N le nombre de villes. Ainsi, l'écart entre les temps d'exécution s'inverse pour les grandes instances au bénéfice de l'approche mémétique-SOM qui maintient un niveau de qualité comparable, pour un temps d'exécution bien moindre. Sur l'ensemble des instances, l'approche mémétique-SOM produit des résultats dont la qualité moyenne est supérieure, pour une durée d'exécution totale moindre. Si l'on considère les 7 instances de tailles $N \geq 10000$, cela est encore vrai avec 8,77 % d'écart moyen pour la mémétique-SOM et 9,49 % pour le Co-Adaptive Net, pour une durée d'exécution inférieure d'environ 20 % pour la première. Si l'on considère l'unique instance de taille 85900, les qualités de solutions sont très similaires avec une durée d'exécution inférieure de 34 % pour l'approche mémétique-SOM.

En ce qui concerne les heuristiques les plus performantes de la recherche opérationnelle, notre approche n'est clairement pas compétitive sur le TSP. Par exemple, les heuristiques classiques 2-Opt, 3-Opt et Lin & Kernighan, dont plus particulièrement l'implémentation récente proposée par Helsgaun [Helsgaun 00], sont parmi les plus performantes en termes du

compromis qualité/temps d'exécution. Ensuite, selon [Johnson & McGeoch 02], viennent des méthodes Tabou, puis les autres métaheuristiques qui peuvent produire de très bons résultats, mais au détriment de temps d'exécution prohibitifs pour les instances de très grandes tailles.

Selon nos recherches bibliographiques, très peu d'approches métaheuristiques se montrent aussi efficaces que les heuristiques classiques pour des temps d'exécution assez courts sur le TSP. Parmi les plus performantes, nous pouvons citer l'approche mémétique de [Merz & Freisleben 01], et surtout celle de [Nguyen et al. 07] qui semble réellement dominer l'implantation de Helsgaun, à la fois en qualité et en temps d'exécution, sur les instances de grandes tailles. Cette approche incorpore l'heuristique Lin Kernighan, avec des améliorations de Helsgaun également, et des opérateurs de croisement et de sélection. Il en résulte une amélioration à la fois en terme de qualité et également de temps de calcul.

Une question qui semble intéressante est de savoir si une métaheuristique est plus performante que son heuristique interne pour des temps d'exécution similaires ou plus courts que ceux habituellement dévolus à l'heuristique seule. Cette question nous semble importante pour illustrer l'apport d'une approche de type métaheuristique. Pour notre part, nous avons évalué l'approche mémétique-SOM en comparaison aux autres méthodes basées sur la SOM, en allouant des temps d'exécution similaires ou les plus courts possibles.

Pour que l'approche mémétique-SOM devienne compétitive avec les heuristiques les plus performantes de la recherche opérationnelle, il nous faudrait gagner environ un facteur 10 sur chacun des aspects de qualité et de temps d'exécution. Par exemple, selon les résultats du dernier challenge DIMACS, l'implantation due à Helsgaun de l'heuristique Lin & Kernighan produit un écart moyen de 0,67 % pour les mêmes 33 instances de la TSPLIB de tailles supérieures à 1000 villes. La durée d'exécution est de 1197 secondes en moyenne par instance, après normalisation sur notre AMD Athlon (2 GHz). En comparaison, l'approche mémétique-SOM produit un résultat de 8,83 % d'écart en 1295 secondes en moyenne par instance, ou de 7,71 % d'écart en prenant le meilleur résultat sur dix exécutions. Si l'on considère les classiques 2-Opt et 3-Opt, et leurs implantations les plus efficaces, il nous faudrait gagner au moins un facteur 100 sur les temps d'exécution.

Il faut noter cependant qu'il s'agit d'une implantation particulièrement performante de l'heuristique Lin & Kernighan mais aussi particulièrement complexe. Généralement, les heuristiques classiques incorporent des structures internes telles que des « k-d trees », des listes de candidats et des codages sous forme d'arbres permettant d'accélérer considérablement les recherches dans les voisinages. Nous pouvons dire de ces méthodes qu'elles introduisent des heuristiques à l'intérieur même de l'heuristique. L'inconvénient qui

peut en résulter est alors une complexité croissante de la méthode rendant difficile sa réutilisation dans d'autres contextes. Car il faut pouvoir répondre à des questions du type : comment sont mises à jour ces structures dans un contexte dynamique et stochastique, comment peut-on distribuer ces structures sur un réseau de processeurs, comment les adapte-t-on pour d'autres problèmes.

Dans notre cas, nous essayons de prendre en compte dès le départ, et de préserver autant que possible, la potentialité d'application dans un contexte stochastique et dynamique, et la possibilité de mise en œuvre distribuée. L'arrivée dynamique de nouvelles requêtes de transport en temps réel ne doit avoir que peu d'impact dans la mise à jour des structures de l'algorithme. L'entrée d'une requête dans le système ne nécessite en principe qu'un simple ajout dans un tableau réalisé en temps constant. Il n'y a pas, dans notre approche, de différence de nature entre la phase de construction et d'amélioration, seulement une différence d'intensité. Les insertions au plus proche sont massives et continues (à chaque génération), de même que les perturbations élastiques et amélioratrices.

Il y a deux niveaux de parallélisme à exploiter, celui du niveau de la population de solutions et celui du niveau des données. Egalement, nous mettons l'accent sur des mécanismes que nous voulons être génériques et facilement transposables à d'autres problèmes. A un niveau, nous avons une métaphore évolutionniste, à un autre niveau une métaphore d'auto-organisation, avec des opérateurs le plus possible standards. Des améliorations futures de performances pourront résulter d'une mise en œuvre parallèle ou de techniques d'implantation à approfondir.

5.3 Récapitulatif des configurations d'algorithmes

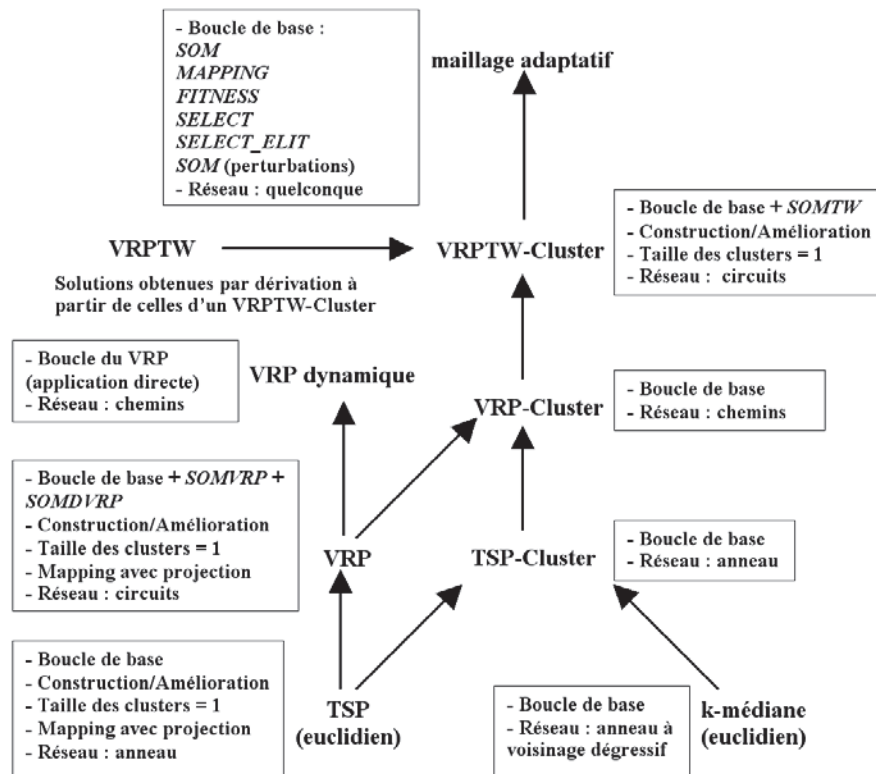


Figure III-15. Récapitulatif des configurations d'algorithmes utilisés.

Nous donnons un bref descriptif des variantes de configuration de l'algorithme mémétique-SOM que nous avons utilisées sur chacun des problèmes dans le schéma d'ensemble récapitulatif de la Figure III-15.

6 Approche de conception interactive

Nous avons cherché à exploiter les aspects visuels et continus du processus de déformation des lignes de bus. Partant de ce principe, nous avons proposé une approche interactive de conception de réseaux de lignes de bus prenant en compte des aspects concrets d'ingénierie, et proposant des outils d'analyse et d'optimisation interactifs guidés par l'utilisateur. Ces éléments sont présentés dans [Créput & Koukam 07a][Créput et al. 07b]. Différentes configurations du réseau de bus de ramassage des employés d'une grande entreprise située dans la ville de Belfort y sont considérées et comparées. Le système interactif est construit au dessus d'un système d'information géographique (SIG).

Des outils sont fournis pour aider le concepteur à construire un réseau de transport. A l'aide de l'interface standard, l'utilisateur ajoute ou retire des lignes de transport, il connecte ou déconnecte des routes via leurs points de passage, il ajoute ou supprime des arrêts de bus suivant les besoins. Pour compléter ces fonctions d'édition, plusieurs fenêtres permettent de

contrôler les évaluations du réseau en fonction de la demande et l'optimisation automatique des routes de véhicules, notamment pour minimiser les durées de trajet et les distances à pieds vers les points de ramassage.

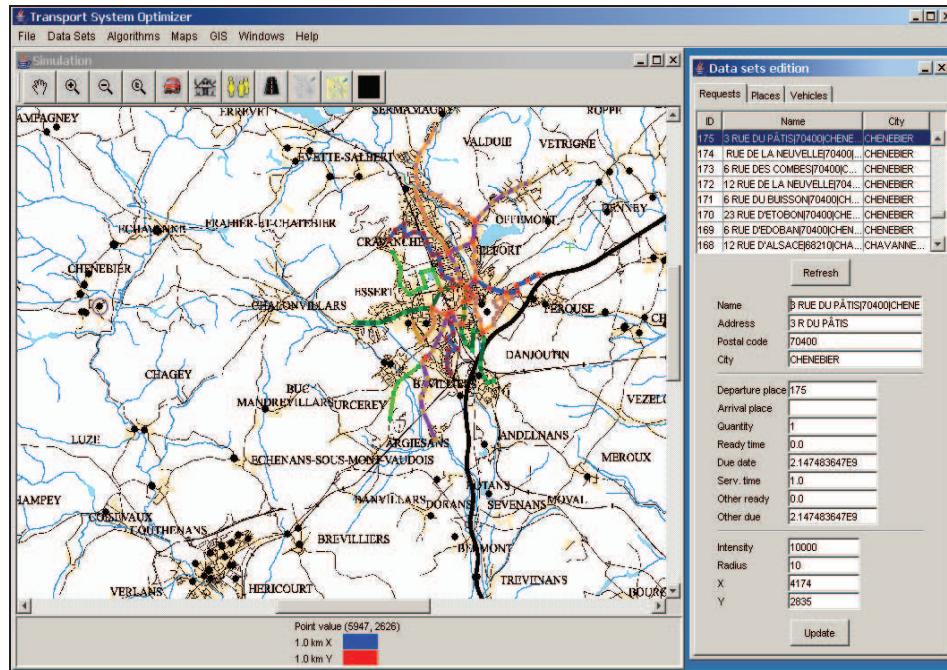


Figure III-16. Positionnement et géo-localisation des demandes des clients à partir des adresses postales avec le SIG.

La Figure III-16 présente une copie d'écran de l'interface standard utilisée. Dans une fenêtre, nous avons une visualisation graphique du terrain avec, ici au centre, le tracé du réseau de bus urbain de la ville de Belfort, et tout autour les demandes de transport avec leur localisation spatiale (points noirs sur la figure). Les demandes sont réparties sur une étendue de 73 km × 51 km autour des villes de Belfort et Montbéliard. Dans l'autre fenêtre, nous avons une description des attributs sémantiques associés aux demandes avec les adresses postales et les contraintes de transport. Aidé du retour visuel et des évaluations fournies par le système, le concepteur peut intervenir manuellement à tout moment pour modifier les structures de routes ou ajuster les paramètres de l'optimisation. Le but est de pouvoir influencer en temps réel sur la simulation, pour favoriser l'élaboration des compromis intéressants.

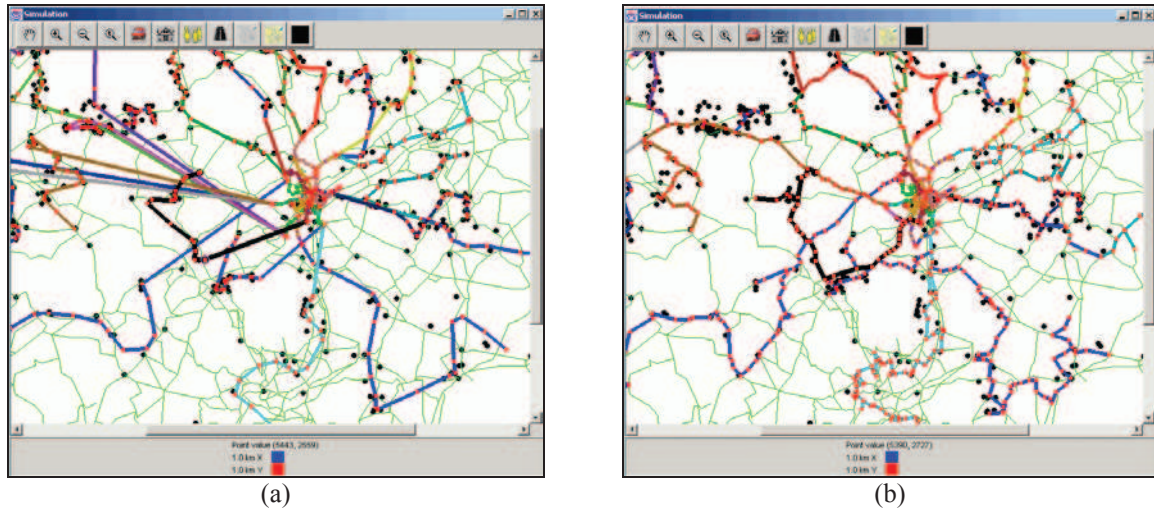


Figure III-17. (a) Des lignes de ramassage interconnectées au réseau de bus urbain. (b) Les mêmes lignes projetées sur le réseau routier.

Par exemple, nous avons étudié différents cas d'interconnexions de lignes, en les reliant au réseau de bus urbain, et avons évalué l'impact de la prise en compte du réseau routier sous-jacent, ainsi qu'illustré à la Figure III-17. En (a), le réseau manipulé est une structure géométrique légère, basée sur des distances à vol d'oiseau entre sommets. En (b), une fois projeté sur le réseau routier sous-jacent, le réseau de lignes de bus devient un graphe volumineux épousant les tracés exacts et sinueux des routes. Le concepteur peut se focaliser sur une zone du terrain en particulier, et affiner le positionnement des arrêts de bus et des points de passage de manière interactive.

7 Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux

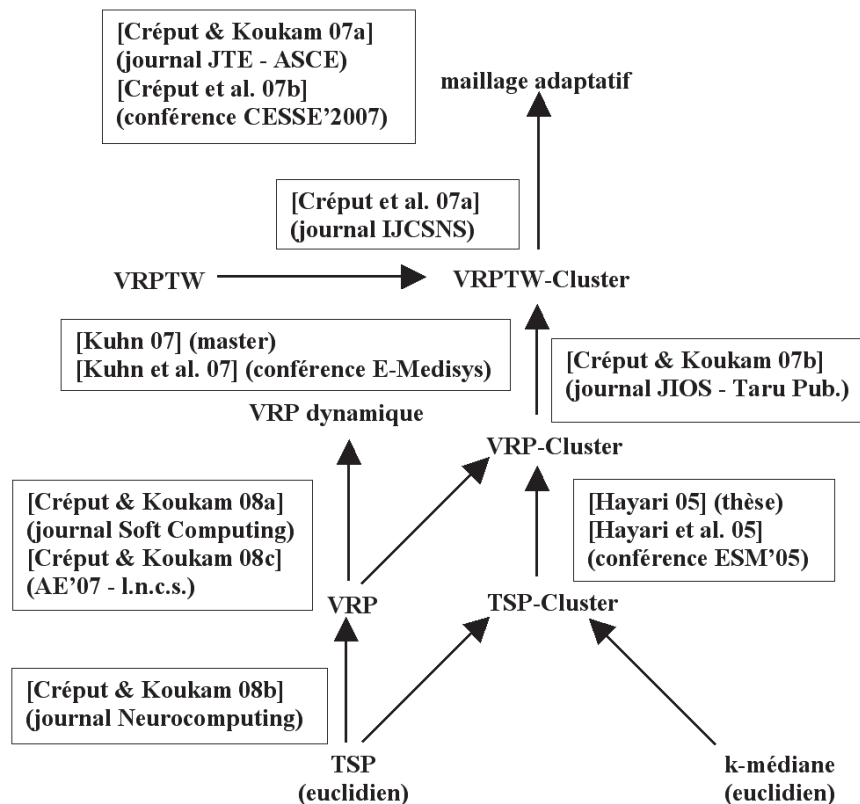


Figure III-18. Récapitulatif de nos travaux et publications sur les applications du maillage adaptatif aux transports terrestres.

Nous donnons un récapitulatif des références à nos travaux de ce chapitre en relation avec le concept de maillage adaptatif pour le transport terrestre à la Figure III-18. L'application au VRP dynamique est présentée au chapitre suivant.

8 Conclusion

Nous avons proposé une approche qui améliore les performances et étend le champ d'application des cartes auto-organisatrices. Nous avons cherché à mettre en œuvre ce que nous avons appelé le concept de maillage adaptatif, dans le chapitre précédent, en le transposant au domaine des transports terrestres. Nous avons proposé une approche générique hybride, incorporant la SOM dans un algorithme évolutionniste, et l'avons appliquée à plusieurs problèmes non standards de transport qui combinent aspects de regroupement et de routage. Nous avons procédé à des évaluations de la méthode sur des problèmes classiques déjà largement étudiés dans la littérature. Cela a permis de mieux situer ses performances par rapport aux autres approches heuristiques.

Nous disposons maintenant d'une base de problèmes variés et nouveaux, et d'outils génériques pour les résoudre. L'application de l'approche mémétique-SOM sur des problèmes dans leur version dynamique et stochastique a été abordée dans un master récent. Nous en parlons au prochain chapitre. Son application à des problèmes de très grandes tailles peut être approfondie. Des améliorations sont possibles, soit par une implémentation plus efficace des opérateurs, soit par hybridation avec des opérateurs plus classiques. L'exploitation de la distribution du calcul sur des machines parallèles ou en réseau peut être envisagée. Dans le prochain chapitre nous examinons d'autres variantes de problèmes spatialisés traités dans le cadre de la résolution collective de problèmes.

9 Références

- [Arora 98] S. Arora. Polynomial-time Approximation Schemes for Euclidean TSP and other Geometric Problems. *Journal of the ACM*, 45(5):753-782, 1998.
- [Bentley et al. 80] J. L. Bentley, B. W. Weide, and A. C. Yao. Optimal Expected Time Algorithms for Closest Point Problems. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 6(4):563-580, 1980.
- [Boese et al. 94] K.D. Boese, A.B. Kahng, S. Muddu. Adaptive Multi-Start Technique for Combinatorial Global Optimization, *Journal of Operations Research Letters*, 16:101-113, 1994.
- [Bräysy et al. 04] O. Bräysy, W. Dullaert, M. Gendreau. Evolutionary Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Journal of Heuristics*, 10(6):587-611, 2004.
- [Christofides et al. 79] N. Christofides, A. Mingozzi, P. Toth. The vehicle routing problem. *Combinatorial Optimization*, Christofides N et al. (eds), Wiley, pp 315-338, 1979.
- [Cochrane & Beasley 03] E.M. Cochrane, J.E. Beasley. The co-adaptive neural network approach to the Euclidean Travelling Salesman Problem. *Neural Networks*, 16:1499-1525, 2003.
- [Cordeau & Laporte 01] J.F. Cordeau, G. Laporte, A. Mercier. A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows. *Journal of the Operational Research Society*, 52:928-936, 2001.
- [Cordeau et al. 05] J.F. Cordeau, M. Gendreau, A. Hertz, G. Laporte, J.S. Sormany. New Heuristics for the Vehicle Routing Problem. *Logistics Systems: Design and Optimization*, Langevin A, Riopel D (eds), Springer, New York, pp 279-297, 2005.
- [Créput & Koukam 08a] J.C. Créput, A. Koukam. The Memetic Self-Organizing Map Approach to the Vehicle Routing Problem. *Journal Soft Computing - A Fusion of*

Foundations, Methodologies and Applications, Springer, vol. 12, no. 11, pp. 1125-1141, September 2008.

[Créput & Koukam 08b] J.C. Créput, A. Koukam. A Memetic Neural Network for the Euclidean Traveling Salesman Problem. *Journal Neurocomputing*, Elsevier, doi:10.1016/j.neucom.2008.01.023, 2008.

[Créput & Koukam 08c] J.C. Créput, A. Koukam. Self-Organization and Evolution combined to address the Vehicle Routing Problem. *EA 2007, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4926, pp. 100-111, Springer-Verlag, 2008.

[Créput & Koukam 07a] J.C. Créput, A. Koukam. Interactive Meshing for the Design and Optimization of Bus Transportation Networks. *Journal of Transportation Engineering*, ASCE Publications, vol. 133, no. 9, pp. 529-538, September 2007.

[Créput & Koukam 07b] J.C. Créput, A. Koukam. Transport Clustering and Routing as a Visual Meshing Process. *Journal of Information and Optimization Sciences*, Taru Publications, vol. 28, no. 4, pp.573-601, July, 2007.

[Créput et al. 07a] J.C. Créput, A. Koukam, A. Hajjam. Self-Organizing Maps in Evolutionary Approach for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 7, no. 1, pp. 103-110, January 2007.

[Créput et al. 07b] J.C. Créput, A. Koukam, A. Hajjam. Self-Organizing Maps in Evolutionary Approach meant for Dimensioning Routes to the Demand. *Proceedings of the 21th International Conference on Computer, Electrical, and Systems Science, and Engineering, CESSE 2007*, WASET publications, vol. 21, pp. 444-551, Vienna, Austria, May 25-27, 2007.

[Dongarra 06] J.J. Dongarra. Performance of various computers using standard linear equations software. *Technical Report CS-89-85*, Department of Computer Science, University of Tennessee, U.S.A., available at <http://www.netlib.org/benchmark/performance.ps>, 2006.

[Durbin & Willshaw 87] R. Durbin, D. J. Willshaw. An Analogue Approach to the Traveling Salesman problem using an Elastic Net Method. *Nature*, 326:689-691, 1987.

[Ergun & Orlin 03] Ö. Ergun, J.B. Orlin, A. Steele-Feldman. Creating very large scale neighborhoods out of smaller ones by compounding moves: a study on the vehicle routing problem. *MIT Sloan Working Paper No. 4393-02*, USA, 2003.

[Gambardella et al. 99] L.M. Gambardella, E. Taillard, G. Agazzi. MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows. In: *Corne D, Dorigo M, Glover F (eds) New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, UK, pp. 63-76, 1999.

- [Ghaziri 96] H. Ghaziri. Supervision in the Self-Organizing Feature Map: Application to the Vehicle Routing Problem. In: *Osman IH, Kelly JP (eds) Meta-Heuristics: Theory & Applications*, Kluwer, Boston, pp. 651-660, 1996.
- [Glover 94] F. Glover. Optimization by Ghost Image Processes in Neural Networks. *Computers & Operations Research*, vol. 21, no. 8, pp. 80-822, 1994.
- [Golden et al. 98] B.L. Golden, E.A. Wasil, J.P. Kelly, I.M. Chao. Metaheuristics in vehicle routing. In: *Crainic TG, Laporte G (eds) Fleet Management and Logistics*, Kluwer, Boston, pp. 33-56, 1998.
- [Hayari 05] N. Hayari. Cartes auto-organisatrices et approche évolutionniste pour les problèmes de tournées de véhicules avec regroupements. *Thèse de doctorat de l'Université de Franche-Comté*, décembre 2005.
- [Hayari et al. 05] N. Hayari, J.C. Créput, A. Koukam. A Neural Evolutionary Algorithm for Geometric Median Cycle Problem. In: *European Simulation and Modeling Conference, ESM'2005, EUROSIS*, Porto, Portugal, 2005.
- [Helsgaun 00] K. Helsgaun. An effective implementation of the Lin-Kernighan traveling salesman heuristic. *European Journal of Operational Research*, 126:106-130, 2000.
- [Johnson & McGeoch 02] D.S. Johnson, L.A. McGeoch. Experimental analysis of heuristics for the STSP. In: *Traveling salesman problem and its variations*, G. Gutin and A. Punnen, eds., Kluwer Academic Publishers, pp. 369-443, 2002.
- [Johnson & McGeoch 97] D.S. Johnson, L.A. McGeoch. The Traveling Salesman Problem: A Case Study in Local Optimization. In: *Local Search in Combinatorial Optimization*, E. H. L. Aarts and J. K. Lenstra (eds), John Wiley and Sons, London, pp. 215-310, 1997.
- [Kirkpatrick et al. 83] S. Kirkpatrick, S.D. Gelatt, P.M. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. *Science* 220, pp. 671-680, 1983.
- [Kohonen 01] T. Kohonen, *Self-Organization Maps and associative memory*, Springer Verlag, 3rd edition, 2001.
- [Labbé et al. 05] M. Labbé, I. Rodríguez Martín, J.J. Salazar González. Locating Median Cycles in Networks. *European Journal of Operational Research*, 160:457-470, 2005.
- [Merz & Freisleben 01] P. Merz, B. Freisleben. Memetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem. *Complex Systems*, 13(4):297-345, 2001.
- [Mester & Bräysy 05] D. Mester, O. Bräysy. Active Guided Evolution Strategies for Large Scale Vehicle Routing Problems with Time Windows. *Computers & Operations Research*, 32:1593-1614, 2005.

- [Min et al. 98] H. Min, V. Jayaraman, R. Srivastava. Combined location-routing problems: A synthesis and future research directions. *European Journal of Operational Research*, 108:1-15, 1998.
- [Modares et al. 99] A. Modares, S. Somhom, R. Enkawa. A self-organizing neural network approach for multiple traveling salesman and vehicle routing problems. *International Transactions in Operational Research*, 6:591-606, 1999.
- [Moscato 03] P. Moscato, C. Cotta. A Gentle Introduction to Memetic Algorithms. In: F. Glover and G. Kochenberger, eds., *Handbook of Metaheuristics*, Kluwer Academic Publishers, Boston MA, pp. 105-144, 2003.
- [Mühlenbein 91] H. Mühlenbein. Evolution in Time and Space – The Parallel Genetic Algorithm. *Foundations of Genetic Algorithms*, G. Rawlins (Ed.), Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1991.
- [Nguyen et al. 07] H.D. Nguyen, I. Yoshihara, K. Yamamori, M. Yasunaga. Implementation of an Effective Hybrid GA for Large-Scale Traveling Salesman Problems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 37(1):92-99, 2007.
- [Oja et al. 03] M. Oja, S. Kaski, T. Kohonen. *Bibliography of Self-Organizing Map (SOM) Papers: 1998-2001 Addendum*. *Neural Computing Surveys*, ISSN 1093-7609, vol. 3, pp. 1-156, 2003.
- [Reinelt 91] G. Reinelt. TSPLIB-A traveling salesman problem library. *ORSA Journal on Computing*, 3:376-384, 1991.
- [Renaud et al. 04] J. Renaud, F. Boctor, G. Laporte. Efficient heuristics for median cycle problems. *Journal of the Operational Research Society*. 55:179-186, 2004.
- [Ritter et al. 92] H. Ritter, T. Martinetz, R. Schulten. *Neural Computation and Self-Organizing Maps : An Introduction*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1992.
- [Smith 99] K.A. Smith. Neural Networks for Combinatorial Optimization: A Review of More Than a Decade of Research. *INFORMS Journal on Computing*, vol. 11, no. 1, 1999.
- [Smith 98] K.A. Smith, M. Palaniswami, M. Krishnamoorthy. Neural Techniques for Combinatorial Optimisation with Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, no. 6, pp. 1301-1318, 1998.
- [Solomon 87] M.M. Solomon. Algorithms for the vehicle routing, and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research*, 35:254-264, 1987.
- [Taillard et al. 97] E.D. Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F. Guertin, JY Potvin. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. *Transportation science*, 31:170-186, 1997.

[Toth & Vigo 03] P. Toth, D. Vigo. The granular tabu search and its application to the vehicle routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 15:333-348, 2003.

[Volgenant & Jonker 87] T. Volgenant, R. Jonker. On some generalizations of the traveling salesman problem. *Journal of the Operational Research Society*, 38:1073-1079, 1987.

Chapitre IV Objets, agents et conception d'heuristiques hybrides

1	Introduction	89
2	Bibliothèque de composants évolutionnistes	91
3	Résolution de problèmes d'optimisation par des agents	92
3.1	Résolution collective de problèmes.....	92
3.2	Application aux problèmes de tournées dynamiques	96
3.2.1	Transport à la demande par des approches de marché.....	96
3.2.2	Maillage adaptatif appliqué au VRP dynamique	98
4	Conception de schémas d'heuristiques hybrides.....	101
4.1	Relecture des développements	101
4.2	Décomposition en agents	102
4.3	Choix des métaphores et hybridation	103
4.4	Exemples de schémas d'interaction	105
5	Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux	109
6	Conclusion.....	110
7	Références	111

1 Introduction

Les agents sont des entités autonomes abstraites qui interagissent dans un environnement partagé et dont les comportements individuels participent à la réalisation d’un but commun ou à l’émergence d’un phénomène collectif. Ils doivent s’insérer nécessairement dans un collectif en interaction. Selon [Wooldridge 92], ce sont des entités pour lesquelles nous pouvons adopter vis à vis d’elles une posture intentionnelle : les agents sont des composants ou des dispositifs à qui nous attribuons des états mentaux, des croyances, des représentations du monde et des buts. Ils ont des capacités de perception, de délibération et d’action. Dans ce cas, nous les nommons agents cognitifs, ou agents intelligents. A l’opposé, nous pouvons aussi les considérer en tant qu’unités élémentaires en interaction produisant un comportement global intelligent. Ce sont les agents réactifs [Ferber 95]. Dans les deux cas, ils mettent en œuvre des stratégies collectives pour exécuter leurs tâches ou résoudre des problèmes. Nous parlons alors de résolution collective de problèmes.

Il est à noter que les systèmes multi-agents sont le plus souvent associés à des problématiques exprimées dans des contextes dynamiques, stochastiques et comportant une certaine part d’incertain. Ici, nous nous plaçons dans le cadre de l’optimisation et donc restreignons l’application à des problèmes bien délimités. Ces problèmes, au départ traités dans leur version statique, sont cependant étendus dans leur version dynamique et stochastique, ce qui tend davantage vers la problématique naturelle des systèmes multi-agents.

De nombreuses heuristiques de résolution sont proposées suivant ce paradigme, reproduisant aussi bien des mécanismes psychologiques de haut niveau (intentionnalité), que des schémas de systèmes naturels vivants (proies/prédateur, stigmergie). Dans ce chapitre, nous examinons trois classes d’approches de résolution collective de problèmes qui, à notre avis, incorporent nos modèles de résolution au moins en tant que cas particuliers. En plongeant nos heuristiques dans ce cadre nouveau, le but est de dégager des principes de conception et de résolution plus généraux car communs aux différentes approches examinées. Nous présentons des exemples d’approches de résolution collective de problèmes que nous avons appliquées sur des problèmes de transport à la demande. Nous faisons le lien ensuite avec nos heuristiques hybrides du maillage adaptatif en les positionnant dans le cadre de la résolution collective de problèmes.

Du point de vue de la conception de programmes et de logiciels, le paradigme multi-agent peut être vu en tant qu’une extension de l’approche objet. De même que les objets, les agents possèdent une identité, un état, et un comportement. A la différence des objets, ils possèdent

nécessairement un comportement propre autonome mis en œuvre dans un fil d’exécution indépendant, avec sa mémoire locale. Ils dialoguent par échanges de messages via une topologie de communication point à point ou bien via un environnement spatial dans lequel ils évoluent. De ce point de vue, les systèmes multi-agents peuvent offrir un niveau intermédiaire de description et d’analyse faisant la liaison entre les heuristiques, d’une part, et des modèles d’implantation physiques éventuellement distribués, d’autre part.

Les systèmes multi-agents sont donc aussi bien une source nouvelle de métaphores et d’heuristiques de résolution collective de problèmes, que des outils de conception de logiciels. Pour ce qui nous concerne, dans un cadre d’hybridation d’heuristiques, le paradigme multi-agent devient une métaphore particulière plus générale offrant un cadre générique pour y exprimer toutes sortes d’heuristiques de résolution. Cette métaphore est plus générale car les agents peuvent tout aussi bien représenter des entités évoluées (êtres humains, fourmis) que des composants physiques ou biologiques dénués d’intelligence (mono-cellulaires, virus, molécules), ou des objets (véhicules, arrêts de bus). Dans cette perspective, le paradigme multi-agent constitue un cadre général décrivant des conditions nécessaires de la résolution de problèmes. Cependant, imposer un collectif d’agents en interaction ne suffit pas. Il convient d’y ajouter des mécanismes heuristiques de résolution.

En mettant l’accent sur des métaphores de type biologique, nous proposons de mettre en œuvre une démarche de réutilisation de composants heuristiques suffisamment précise au regard des classes de problèmes d’optimisation spatialisés. Le principe d’hybridation consiste à étendre une métaphore par une autre en y réinterprétant les mécanismes de la première en tant que cas particuliers ou composants particuliers de la seconde. Cela, de la même façon que la propriété de préservation des densités de points dans les cartes auto-organisatrices peut être vue en tant que mécanisme de stimulation de lymphocytes dans le système immunitaire. De même, une sélection évolutionniste peut être vue en tant que mécanisme de coopération favorisant l’émergence des bons comportements d’agents. Ou encore, une permutation de clients entre véhicules peut être réalisée via une mise aux enchères ou une négociation. Ainsi, nous pouvons combiner des réseaux neuronaux avec des algorithmes évolutionnistes dans des systèmes multi-agents. Nous proposons ici des recommandations (heuristiques) informelles et des principes de conception que nous avons extraits de notre démarche dans nos approches des problèmes spatialisés.

Dans ce chapitre, nous présentons des travaux réalisés sur des infrastructures orientées objets pour la conception d’algorithmes évolutionnistes. Ensuite, nous présentons trois classes d’approches en résolution collective de problèmes, en y situant nos différents algorithmes

suivant différents critères de distribution du calcul. Nous présentons nos applications concernant des problèmes dynamiques et stochastiques de tournées de véhicules, abordés par des métaphores de mécanismes de marché et de mises aux enchères. Ensuite, nous exposons brièvement une application au VRP dynamique que nous avons réalisée en transposant l’approche mémétique-SOM dans un environnement de simulation multi-agent. Enfin, nous proposons les grandes lignes d’une méthode de conception d’heuristiques hybrides recouvrant les procédés présentés aux différentes étapes de ce document et appliqués au gré des avancées possibles de nos travaux.

2 Bibliothèque de composants évolutionnistes

Les techniques de réutilisation fondées sur des infrastructures logicielles rendent possible le prototypage rapide et la mise au point de solutions évolutionnistes. Ainsi, nos travaux réalisés en collaboration avec France Telecom R&D ont mené au développement d’un environnement de « génie génétique », appelé HECTOS (High-Level Evolutionary Component and Tools for Optimization Software), comportant une bibliothèque de composants logiciels réutilisables et offrant des fonctionnalités de gestion et de composition assistés [Créput et al. 99][Lissajoux 02][Lissajoux et al. 99].

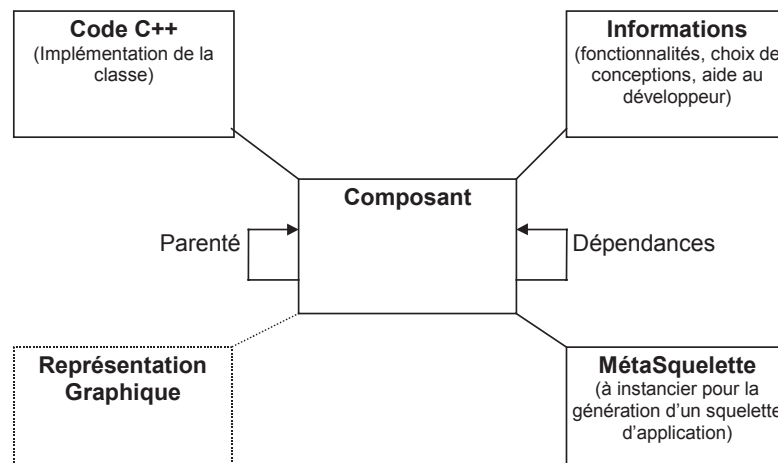


Figure IV-1. Architecture d’un composant.

Cet environnement de haut niveau est basé sur l’infrastructure de classes LIBE (LIBrairie Evolutionniste), modélisant le domaine des algorithmes évolutionnistes. Des structures hiérarchisées de classes [Batory & O’Malley 92] sont identifiées et regroupées suivant le modèle de composant donné à la Figure IV-1. La décomposition permet de travailler à différents niveaux d’abstraction : du composant squelette d’application générique au composant élémentaire de type opérateur évolutionniste de base. L’environnement permet de

construire et de modifier graphiquement des squelettes d’applications évolutionnistes prêts à être particularisés suivant les besoins spécifiques au problème traité. Des mécanismes d’exécution parallèle utilisant la librairie PVM sont intégrés à LIBE. L’environnement HECTOS a été utilisé dans plusieurs projets d’optimisation développés par France Telecom R&D et dans notre laboratoire [Créput et al. 01].

3 Résolution de problèmes d’optimisation par des agents

3.1 Résolution collective de problèmes

Il nous semble difficile de donner une définition stricte et non ambiguë de ce que recouvre la résolution collective de problèmes, tant sont variés les applications, les outils et les méthodes que nous trouvons sous cette appellation. Nous dirons que toutes ces approches sont basées sur la multiplicité d’agents en interaction qui coopèrent pour résoudre une tâche collectivement. Les agents peuvent évoluer dans un environnement partagé. La résolution collective de problèmes est une des composantes majeures des applications des systèmes multi-agents et de l’intelligence artificielle distribuée. Nous renvoyons à [Durfee 99][Ferber 95][Wooldridge 02] pour un panorama étendu du domaine.

Quelles actions les agents doivent-ils accomplir individuellement, en fonction de leur perception limitée, afin de maximiser une performance collective. Comment, par leurs interactions avec l’environnement et avec les autres agents, et suivant leur degré de satisfaction individuelle, les agents peuvent-ils acquérir des comportements optimaux. Il y a là des questions générales complexes typiques du domaine des systèmes multi-agents, étendant la problématique de l’apprentissage par renforcement [Mundhenk et al. 00], et requérant des approches heuristiques. Ici, nous limitons le propos à la résolution de problèmes d’optimisation. Nous identifions trois classes d’approches de résolution collective appliquées en optimisation.

La première classe comporte les approches de type métaheuristique basées sur des métaphores collectives d’insectes sociaux et à haut niveau de granularité. Dans ce cas, les agents sont associés aux solutions. Un agent construit ou améliore une solution et ce faisant parcourt séquentiellement l’espace de recherche. Le nombre d’agents utilisés n’est pas nécessairement en relation avec la taille du problème. Les plus connues de ces métaheuristicques sont les colonies de fourmis [Dorigo & Gambardella 97][Dorigo & Di Caro 99] et les essaims de particules [Kennedy & Eberhart 01]. Le but recherché est la résolution efficace du problème d’optimisation. Ainsi, ces méthodes sont le plus souvent hybridées avec

des techniques de recherche locale. Ces modèles supposent un environnement partagé dans lequel évoluent les agents. Leur mise en œuvre parallèle sur des machines en réseau pose donc problème. Par extension, nous pouvons ajouter dans cette catégorie les métaheuristiques fondées sur la métaphore d’agents en coopération améliorant et transmettant un savoir, du type algorithmes mémétiques [Buriol et al. 04][Merz 02]. Les communications entre agents représentent une part minime du calcul et il n’y a pas de mémoire partagée. La mise en œuvre parallèle sur des stations de travail asynchrones en réseau en est potentiellement facilitée.

La deuxième classe d’approches que nous identifions est basée sur une décomposition du problème en micro-composants. Dans ce cas, le nombre d’agents dépend directement de la structure et de la taille du problème. Nous y trouvons les approches pour la résolution de problèmes de satisfaction de contraintes [Yokoo et al. 98][Ghedira 93] dans lesquelles un agent est associé à une variable ou contrainte du problème. Le mode de communication est de type asynchrone par échange de messages, sans mémoire partagée, suivant en cela le paradigme de base de l’algorithmique répartie [Raynal 85]. La synchronisation des échanges est gérée dans le programme. Nous rangeons également dans cette classe, les modèles d’agents réactifs plongés dans un environnement partagé. Ces agents ont une capacité d’action très limitée et localisée et mettent en œuvre des comportements réflexes de type stimuli/réponses [Ferber 95]. Ils peuvent communiquer par messages, ou stimuli, et via l’environnement. Certaines approches sont des extensions d’automates cellulaires spatialisés [Ferrand et al. 98]. Dans ces modèles, l’aléatoire et la multiplicité des interactions sont une composante essentielle du fonctionnement. On parle alors d’émergence pour qualifier l’apparition d’une propriété globale non triviale, résultat des interactions locales au microniveau [Forrest 90]. La mise en œuvre parallèle de ces modèles à faible granularité sur des stations de travail en réseau ou des systèmes multi-processeurs est problématique à cause du nombre important d’agents et de messages échangés, quand bien même il n’y a pas de mémoire partagée. Nous retrouvons les mêmes difficultés que pour paralléliser un 2-Opt [Johnson & McGeoch 97] ou des réseaux neuronaux [Lawrence et al. 99]. Il convient alors de réaliser une partition des données, ou bien une partition du réseau, ou bien une partition de l’espace euclidien.

Nous rangeons les autres approches dans la troisième classe. Nous y mettons notamment celles basées sur un niveau de granularité des agents imposé par les entités physiques réelles du problème elles mêmes. Ces entités sont par exemple les véhicules, les clients, et tous les dispositifs physiques qui communiquent, les stations de travail, les mobiles, les antennes. Les contraintes portant sur la distribution de la résolution sont imposées par les contraintes

physiques de l’implantation elle-même. Les véhicules, les clients, la compagnie de transport sont les acteurs de la résolution distribuée du problème. Les problèmes traités sont alors naturellement considérés dans leur contexte dynamique, stochastique, et temps-réel. La demande des utilisateurs varie en temps-réel, et le système doit s’adapter continuellement à cette demande changeante et fluctuante. L’approche de résolution devient plus complexe, car il faut alors ajouter une composante de simulation dynamique et temps-réel et y injecter les heuristiques. Des exemples de ces architectures, sont les approches de marché et de réseau contractuel (contract net protocol) appliquées au transport de biens et de personnes [Smith 80][Bachem et al. 94][Burckert et al. 00].

C’est dans chacune de ces trois classes d’approches de la résolution collective de problèmes que nous proposons d’insérer nos modèles de résolution. L’approche mémétique présentée aux deux premiers chapitres s’insère au niveau des métaheuristiques collectives de type colonies de fourmis ou essaims de particules. Ensuite, par sa définition même, le concept de maillage adaptatif s’insère dans le schéma des modèles d’agents réactifs [Hilaire et al. 00]. Enfin, nous rangeons nos travaux réalisés concernant des problèmes de transport à la demande dynamiques par des méthodes de marché et nos approches de régulation de trafic [Kozlak et al. 04][Kozlak et al. 06][Créput et al. 04][Swida et al. 06] au niveau des approches physiquement distribuées.

Les approches de résolution distribuées ou collectives de problèmes en intelligence artificielle ne s’inscrivent pas nécessairement dans le cadre de l’algorithmique distribuée classique. Ainsi que défini dans [Raynal 85], ce domaine recouvre en priorité l’étude de systèmes composés de processus asynchrones identiques jouant le même rôle. Il n’y a pas de mémoire partagée et les processus communiquent par échanges de messages également asynchrones. Dans les approches collectives ou multi-agents en revanche, ces contraintes fortes sont le plus souvent relâchées. De ce point de vue, le « contract net protocole » [Smith 80] est un algorithme centralisé. Eliminer le « manager » revient à rendre inopérant le mécanisme d’allocation de tâches. Il en est de même avec les algorithmes de colonies de fourmis. Implanter la matrice de phéromones autrement que par une mémoire partagée induit des problèmes presque insurmontables de mise à jour multiple de cette mémoire [Dorigo & Di Caro 99]. Ou bien il faut tenir compte d’un environnement partagé (fourmis), ou bien les comportements sont synchrones (agents réactifs, essaims de particules). Lorsque les échanges sont asynchrones, la mise en œuvre distribuée peut être impossible du fait du nombre important d’agents ou de messages échangés (satisfaction de contraintes), ou bien encore l’algorithme est plus ou moins centralisé par nature (contract net).

Lorsque nous les examinons dans le cadre commun de la résolution de problèmes d’optimisation, ce qui différencie les algorithmes évolutionnistes et les réseaux neuronaux, d’une part, des systèmes multi-agents, d’autre part, sont davantage les métaphores employées que la distribution matérielle possible de l’algorithme. Les premiers suivent des métaphores biologiques, les seconds des métaphores cognitives. L’étude de l’implantation matérielle effective et distribuée de l’algorithme est vue en tant que problématique à part dans notre pratique ici exposée. Cela est souvent le cas par ailleurs. Par exemple, dans la plate-forme de simulation multi-agent Madkit [Ferber 04], les concepteurs proposent un « moteur réactif » qui consiste en l’activation séquentielle des agents suivant une boucle itérative. De cette boucle d’activation à la boucle mémétique proposée au Chapitre II, il ne reste qu’une inversion de boucles « for ». Dans les deux cas, nous simulons un système distribué avec un algorithme séquentiel, en suivant une certaine métaphore. Souvent, nous mettons davantage l’accent sur la capacité effective de résolution heuristique que sur les aspects de mise en œuvre pratique distribuée.

Autrement dit, il semble difficile de définir précisément le domaine de la résolution collective de problèmes et d’en exclure les approches évolutionnistes ou neuronales. Soit la définition est trop restrictive si l’on se limite à des considérations de mise en œuvre matérielle distribuée. Soit la définition devient trop large si celle-ci ne dépend que de l’adoption d’une certaine posture ou métaphore, appelée « posture intentionnelle » [Wooldridge 92]. Pour nous, les approches neuronales et évolutionnistes sont en définitive des cas particuliers d’approches de résolution collective de problèmes. Nous pouvons les interpréter dans ce sens par un simple changement de point de vue. Plus prosaïquement, la notion d’intelligence collective recèle des difficultés et des controverses liées aux fondements mêmes des approches de l’intelligence artificielle. Une controverse bien connue est celle attachée au concept de « la société de l’esprit » [Minsky 86], parfois présenté comme fondateur de l’approche multi-agent et aussi comme représentatif de certaines théories « computationnelles » de l’esprit. Il existerait dans notre cerveau un niveau fonctionnel intermédiaire, une société d’agents qui implémenterait nos états mentaux inconscients ! Cette conception a été débattue en détail et battue en brèche dans [Searle 92] car conduisant au sophisme de l’homoncule. Il y a toujours un concepteur qui joue le rôle de l’agent computationnel. L’intelligence d’un agent est soit attribuée de manière métaphorique, soit dérivée de celle du concepteur, jamais intrinsèque au système.

Ce que l’on appelle « intelligence distribuée » peut également prendre d’autres formes à notre avis plus en relation avec la réalité biologique du cerveau. Un exemple que nous

n’avions pas encore mentionné est celui des réseaux neuronaux à couches utilisés en classification, connus sous la dénomination de « Parallel Distributed Processing » [Rumelhart et al. 86]. Dans ces modèles, il n’y a pas de représentation explicite localisée des éléments du domaine du problème dans les connexions synaptiques. Il en résulte que les capacités cognitives simulées conservent un certain degré d’effectivité en dépit d’une altération ou d’une destruction de synapses [McClelland & Rogers 03]. Nous retrouvons néanmoins les éléments du domaine du problème codés en entrée et en sortie du système. Là encore, l’intelligence supposée du système dépend d’une attribution d’intentionnalité extérieure au système. En définitive, nous ne concevons pas des systèmes intelligents. Nous essayons seulement de concevoir des algorithmes intelligemment. A n’en pas douter, la compréhension du fonctionnement du cerveau reste un des enjeux majeurs des sciences en ce 21^{ème} siècle.

3.2 Application aux problèmes de tournées dynamiques

3.2.1 Transport à la demande par des approches de marché

Avec les développements récents des technologies numériques embarquées et des systèmes de communication associés (réseaux cellulaires, GPS), il devient possible et nécessaire de mettre en pratique des approches d’optimisation fonctionnant dans un contexte stochastique, dynamique et temps réel. La demande des utilisateurs varie au cours du temps et le système doit s’adapter en temps-réel à cette demande changeante et fluctuante.

Dans le cadre de collaborations avec l’Université des Sciences et Techniques de Cracovie, nous avons abordé plusieurs problèmes de transport à la demande. Le problème du transport à la demande, ou « Pick-up and Delivery Problem with Time Windows » (PDPTW), est une extension du problème de tournées de véhicules avec fenêtre de temps (VRPTW) en considérant des requêtes de type origine-destination [Cordeau & Laporte 02]. Un même véhicule doit charger une certaine quantité de marchandise au point origine et la décharger au point de destination. Certaines versions prennent en compte plus particulièrement le transport des personnes [Xiang et al. 08][Xiang et al. 06]. Nous avons tout d’abord abordé le problème dans sa version statique par une approche évolutionniste [Créput et al. 04], puis dans sa version dynamique par des approches de marché.

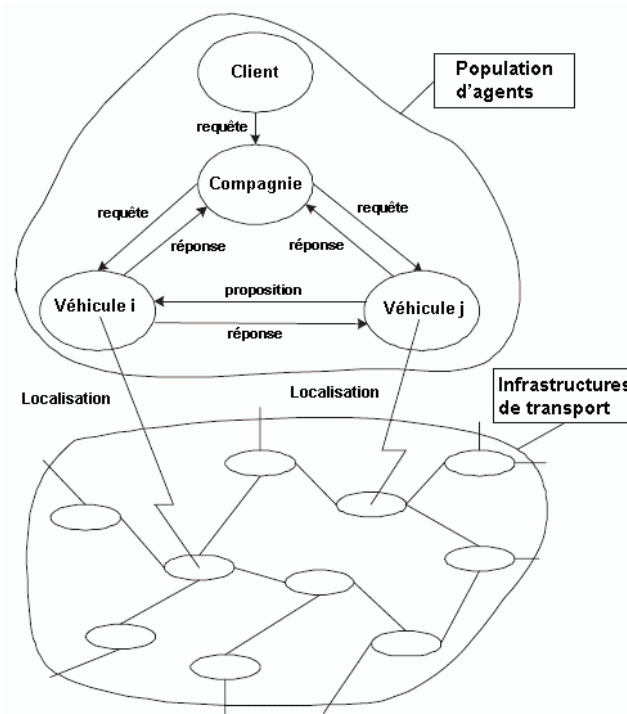


Figure IV-2. Modèle de résolution collective.

Nous avons ensuite réutilisé les opérateurs de la version statique évolutionniste dans une approche de résolution collective du problème [Kozlak et al. 08][Kozlak et al. 04]. Dans ce cas, les véhicules et la compagnie de transport participent à la résolution suivant un protocole de marché entre un manager (la compagnie) et des contractants (les véhicules). La Figure IV-2 présente la structure du modèle de résolution. Les agents dialoguent par échanges de messages point à point et se déplacent dans un environnement de transport, modélisé par un graphe, permettant leur localisation à tout moment. Le manager propose des offres de transports (demandes des clients) aux véhicules qui répondent par une offre de prix d’achat. Le manager décide alors qui sera l’acheteur. Suivant leur degré de satisfaction, et pour optimiser leurs trajets, les véhicules peuvent éventuellement remettre en vente des offres de transports déjà achetées. Concrètement, ces mécanismes mettent en œuvre une méthode concurrente de construction de trajets, comportant des améliorations locales de type 2-Opt, des remises en causes et des réinsertions continues de requêtes. Les agents exécutent leurs tâches dans un contexte dynamique, les demandes des clients étant produites et servies en temps réel.

L’approche proposée a été évaluée sur des jeux de tests dynamiques générés suivant des principes proposés dans [Gendreau et al. 98], et en faisant varier le nombre de véhicules. Ce travail a ensuite été étendu en introduisant un mécanisme d’apprentissage distribué permettant la prise en compte d’événements incertains, notamment liés à la fluctuation imprévue de la

demande [Kozlak et al. 06]. Des dépôts de phéromones sur les infrastructures de transport servent à représenter la distribution passée de la demande et à influencer le tracé des routes prévues et futures. En ce qui concerne les évaluations comparatives avec d’autres approches, il est encore difficile de trouver des benchmarks unanimement partagés. Nous pensons que des efforts de normalisation des problèmes et des benchmarks sont encore nécessaires dans ce domaine, les différentes variantes possibles du problème venant compliquer la tâche.

3.2.2 Maillage adaptatif appliqué au VRP dynamique

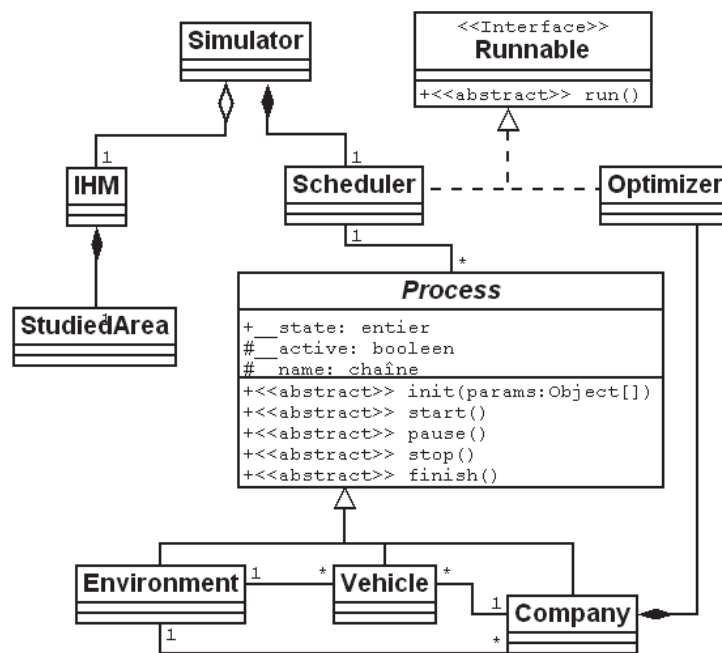


Figure IV-3. Simulateur dynamique.

Récemment, nous avons entrepris de procéder à une réimplantation de nos approches heuristiques de maillage adaptatif en les inscrivant dans le cadre des systèmes d’agents en interaction. Dans un travail récent [Kuhn 07][Kuhn et al. 07], nous avons développé un modèle de simulation temps réel et de résolution de problèmes de tournées de véhicules dans leur version dynamique. Le modèle de simulation est présenté à la Figure IV-3 suivant le format UML [Booch et al. 98]. Les agents sont des processus synchrones activés par un moniteur de tâches (Scheduler). Ce sont les véhicules et la compagnie de transport. Ils sont situés dans un environnement dans lequel ils évoluent et qui produit en temps-réel des requêtes de transport localisées reçues par la compagnie. Ce système est connecté à un module d’optimisation (Optimizer) indépendant et asynchrone via la compagnie.

Le module d’optimisation est à son tour décomposé suivant le schéma présenté à la Figure IV-4. Nous y avons transposé nos configurations d’algorithmes de type mémétique-SOM en les formulant dans ce nouveau contexte d’agents en interaction. Des agents de résolution (AgentSolver) exécutent en séquence les opérateurs de la boucle mémétique de manière indépendante en les appliquant sur une solution (unique) qu’ils encapsulent. Ils accèdent à l’ensemble des requêtes des clients. Un agent de niveau supérieur (MetaSolver) procède aux sélections parmi la population d’agents de résolution en fonction de la fitness.

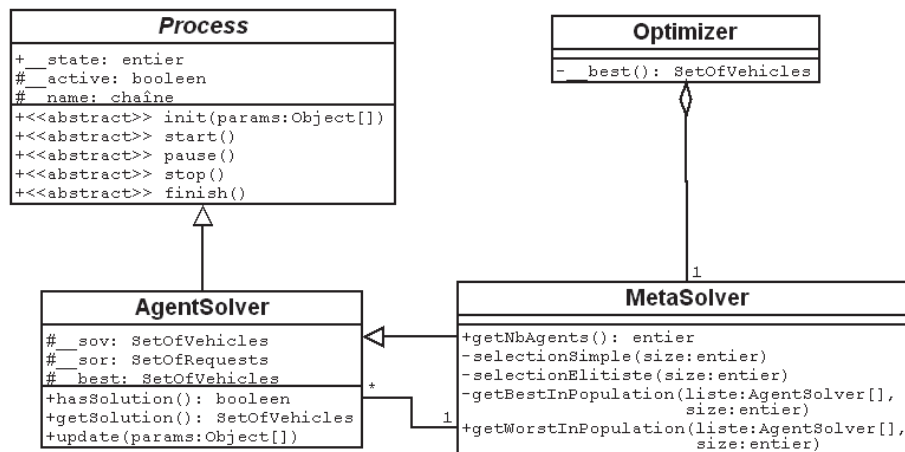


Figure IV-4. Agents de résolution (AgentSolver) managés par un meta-agent de résolution (MetaSolver) du module d’optimisation (Optimizer).

La sélection est centralisée dans la mesure où le gain recherché est lié à l’efficacité de l’algorithme, quand bien même et surtout, lorsqu’il est exécuté dans un contexte séquentiel. Au demeurant, il serait aisé de proposer une version décentralisée et asynchrone de l’algorithme mémétique simulant très exactement son fonctionnement synchrone. Pour l’approche mémétique proposée, le nombre de messages échangés est relativement faible comparé à la granularité de la recherche locale, ce qui n’est pas le cas pour les algorithmes évolutionnistes en général [Tomassini 99]. Leur mise en œuvre distribuée est plus difficile du fait du nombre plus important de messages échangés liés aux croisements et aux sélections, au regard du nombre d’opérations locales effectuées. Nous abordons ces aspects de mise en oeuvre décentralisée dans des travaux récents [Meignan et al. 08a].

Nous avons appliqué l’approche de maillage adaptatif au VRP dynamique, tel que défini dans [Larsen 00], et évalué ses performances en comparaison d’un algorithme de colonies de fourmis présenté dans [Montemanni et al. 2005]. Cette approche est une adaptation d’une version appliquée au VRPTW statique [Gambardella et al. 99]. Pour évaluer le caractère adaptatif de notre algorithme, nous avons cherché à réduire le plus possible les temps

d’exécution alloués. Une population comportant 10 agents de résolution est utilisée, et la base de temps est de 10 ms de durée de simulation pour 1 minute de durée réelle. Pour des durées totales réelles de 2 à 30 heures simulées.

Nous avons opté dans un premier temps pour une politique de services d’urgences. Les requêtes assignées aux véhicules sont servies immédiatement et au plus vite, et les véhicules retournent systématiquement au dépôt. En plus des longueurs de trajet et des contraintes de capacité et de durée, le temps d’attente des usagers entre l’émission de la demande et le service de cette demande est un objectif supplémentaire implicite à minimiser. Sur l’ensemble des 21 jeux de tests utilisés dans [Montemanni et al. 2005], et proposés à l’origine dans [Kilby et al. 98], l’approche à base de SOM fournit un écart moyen à la meilleure solution connue (de la version statique) d’environ 45 %, et pour une durée d’exécution de 27 secondes en moyenne par test sur un AMD Athlon (2000 MHz).

En revanche, les expérimentations rapportées dans [Montemanni et al. 2005] avec l’algorithme de fourmis supposent un degré de dynamisme moindre. Un nombre substantiel de requêtes sont déjà connues lorsque les véhicules démarrent leur service. Ces requêtes sont celles dont la date d’émission est postérieure au milieu de la journée de travail dans le benchmark. En fait, ces demandes sont considérées comme étant arrivées la veille. L’approche à base de colonies de fourmis produit un écart moyen de 29 %, pour une durée d’exécution préalablement fixée de 1500 secondes par test sur un Pentium IV (1500MHz). Les auteurs ne font pas mention des temps d’attente des usagers, ni de l’heure de retour au dépôt des véhicules après avoir terminé leur service. Dans notre cas, si de manière similaire nous retardons le départ des véhicules vers le milieu de la journée de travail, nous obtenons un écart moyen de 26 % pour une durée d’exécution de 27 secondes en moyenne par test sur notre AMD Athlon (2000 MHz). Ainsi, les temps d’exécution sont nettement réduits pour une qualité de solution légèrement supérieure. Nous ne reportons pas ici les temps d’attente des usagers mais considérons qu’ils devraient être pris en compte systématiquement dans les évaluations pour ce type de problème.

Le système à base de maillage adaptatif est conçu pour pouvoir intégrer très rapidement les demandes nouvelles. Leur prise en compte immédiate consiste en un simple ajout dans le tableau des demandes, sans que la structure indépendante du maillage en soit au premier abord affectée. Les opérations locales continues d’insertion au plus proche sont alors réalisables en principe chacune en temps moyen constant. A titre de comparaison l’algorithme de fourmis suppose la construction séquentielle d’un tour complet, ce qui se fait en principe en temps quadratique avec le nombre de requêtes. La taille du maillage est régulièrement

redimensionnée et les positions courantes des véhicules sont mises à jour suivant une base de temps propre. En ayant réduit les durées d’exécution, ce test illustre le caractère « anytime » de l’approche de maillage adaptatif. Le système donnera une réponse immédiate. La mise en forme de ces nouveaux résultats dans des articles est envisagée à court terme.

4 Conception de schémas d’heuristiques hybrides

4.1 Relecture des développements

Cette section propose une méthode de conception d’heuristiques hybrides distribuées résumant la démarche appliquée dans nos approches présentées dans ce document. En procédant à la manière de [Roly & Milano 04][Taillard et al. 01][Branke et al. 05][Rayward-Smith 95], le but est d’esquisser les grandes lignes d’une approche d’hybridation et d’unification de métaheuristiques, en recourant dans notre cas à la notion d’agents en interaction. Nous avons démarré un travail de synthèse dans des travaux récents [Créput & Koukam 08][Créput & Koukam 07][Kuhn et al. 07][Kuhn 07] et dans une thèse en cours [Meignan et al. 08a] [Meignan et al. 08b]. Ce travail de synthèse prolonge une démarche initiée et présentée au départ dans [Créput et al. 02]. La différence principale avec les autres approches citées est que nous proposons d’aborder des problèmes spatialisés plus particulièrement en mettant l’accent sur des métaphores d’auto-organisation et d’évolution. Dans [Taillard et al. 01][Branke et al. 05], l’accent est mis sur le concept de mémoire et d’opérations sur cette mémoire. Ici mémoire et comportement sont regroupés dans des agents. Dans [Rayward-Smith 95], le modèle unificateur est une boucle de type évolutionniste dans laquelle les opérateurs peuvent se référer à un historique. Dans [Roly & Milano 04], l’approche est orientée agent. Des opérateurs d’intensification et de diversification sont manipulés à différents niveaux par les agents. L’approche n’entre pas dans le détail de la conception individuelle des opérateurs. Nous proposons d’entrer davantage dans la structure d’une l’heuristique de type spatialisée. L’approche de conception est ascendante partant des interactions locales élémentaires, ajoutant des opérateurs de recherche hybrides, puis des protocoles de communication entre agents de résolution, et des mécanismes de sélection. Les mécanismes heuristiques deviennent des schémas d’interaction qui constituent les pièces mobiles de la résolution et qui sont exécutés par des agents.

Partant des régularités que nous avons identifiées dans les modèles de résolution collective, les composants de nos approches de type mémétique deviennent des composants de systèmes d’agents. Par exemple, la granularité au niveau de l’approche mémétique correspond à la

notion d’agent en tant que processus. C’est en ces termes que les algorithmes mémétiques sont définis [Merz 02]. De même, la localité des interactions au niveau des micro-composants du maillage adaptatif correspond au schéma standard d’agents réactifs plongés dans un environnement. Cela n’est pas dû au hasard, mais en ce que l’intérêt commun recherché est de produire un comportement auto-adaptatif émergent par le biais de la simulation d’interactions locales entre micro-composants simples (micro-agents). Les micro-composants (les neurones) constituent un organisme (imaginaire) de type biologique (le maillage dans son ensemble) situé dans un environnement spatial et devant continuellement absorber ou satisfaire la demande répartie dans cet environnement. Ce type de modèle ascendant construit au dessus d’un mécanisme de base sensori-moteur n’est pas sans rappeler les architectures en niveaux, dites « en couches », dont un exemple est l’architecture de subsumption en robotique [Brooks 91].

Nous distinguons trois niveaux de conception décrivant le problème et sa résolution. Le niveau des agents, le niveau de la métaphore et le niveau algorithmique. Ils correspondent respectivement à trois types de point de vue : celui de la distribution physique du calcul, celui de la résolution, et celui de sa traduction algorithmique en schémas d’interaction. Ces trois niveaux sont interdépendants.

4.2 Décomposition en agents

Pour guider la distribution du système de résolution sur des agents, nous nous appuyons sur trois sources. La première est le monde réel puisque le problème lui même est énoncé en ces termes. Nous simulons des dispositifs matériels en interaction et spatialisés. Ce sont les véhicules, les antennes, les usagers, la compagnie. La deuxième source est la méthode de résolution, énoncée à un haut niveau d’abstraction indépendant du problème en considération. Ce sont ici des populations d’agents qui coopèrent ou bien qui évoluent et qui encapsulent des solutions. La troisième source est la structure du problème. Ce sont les micro-composants extraits des objets physiques, qui dans le problème et sa résolution prennent une importance suffisante pour obtenir le statut de micro-agents en interaction. Ce sont les centres groupes, les requêtes, les points de passage, les trajets de véhicules, les véhicules. Leur nombre peut dépendre de la taille du problème. Par commodité, nous nommons ces trois sources de distribution niveau simulation, niveau métaheuristique, et niveau heuristique respectivement.

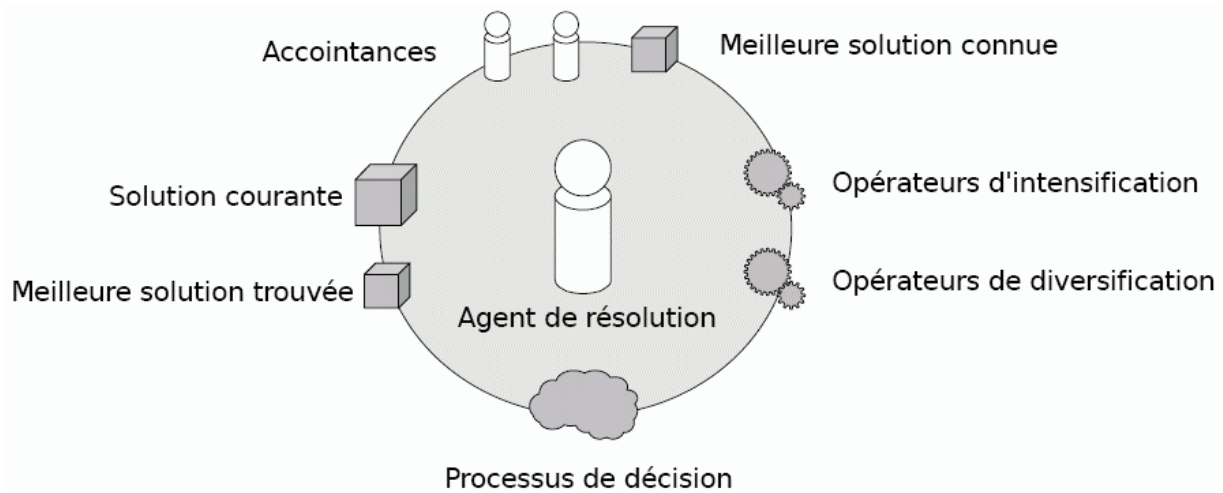


Figure IV-5. Agent de résolution et ses attributs.

De ces trois sources, nous identifions trois types de systèmes multi-agents à concevoir : le système de simulation temps-réel pouvant incorporer des capacités de résolution de problème, le système de niveau heuristique qui décrit les interactions entre micro-agents, et le système de type métaheuristique qui définit la dynamique collective des agents de résolution. Ces trois types de systèmes ont été présentés à la Figure IV-3 en ce qui concerne la simulation temps-réel, et à la Figure IV-4 en ce qui concerne le niveau métaheuristique. L’agent de résolution (AgentSolver) possède un niveau de granularité élevé. Il construit ou améliore une solution (unique) et s’intègre dans un collectif. Un exemple d’agent de résolution avec ses dépendances est présenté à la Figure IV-5. Ce collectif d’agents est en principe supervisé par un méta-agent (MetaSolver) qui récupère les résultats, sélectionne les agents et ordonnance les comportements et les interactions. D’un point de vue interne, un agent de résolution joue, à son tour, le rôle de séquenceur et de superviseur de la dynamique des micro-agents en interaction, issus du problème. Cela consiste notamment à appliquer des opérateurs, ou processus, d’intensification et de diversification.

4.3 Choix des métaphores et hybridation

D’une manière générale, nous pouvons considérer que la démarche d’hybridation est présente dans les méthodes usuelles de conception et dans notre façon commune de voir les choses. C’est ce qu’illustrent par exemple Dorigo et al. [Dorigo et al. 99], lorsqu’ils analysent les colonies de fourmis en les formulant en termes d’approches évolutionnistes ou connexionnistes, ou de méthodes de construction stochastiques avec apprentissage. Ainsi, la métaphore des colonies de fourmis permet de définir une méthode de résolution collective de problèmes qui possède des points communs avec d’autres méthodes basées sur d’autres

métaphores. En principe, ce qu'une métaphore de résolution fournit, à notre avis, est une heuristique explicative de certains aspects de la résolution du problème. Les réseaux neuronaux, les modèles évolutionnistes, le système immunitaire sont de tels exemples car ils reposent sur des théories explicatives, qui constituent souvent une théorie de la sélection [Darden & Cain 87]. A l'inverse, il se peut qu'une classe de problèmes se prête naturellement à l'usage de métaphores. Par exemple, les problèmes spatialisés et distribués traités ici se prêtent bien à l'utilisation de métaphores biologiques car ils s'interprètent suivant un schéma général de type offre/demande, attaque/défense, ou encore stimulation/régulation, et comportent une multitude de composants en interaction.

Cependant, il n'est pas certain que toute métaphore fournisse nécessairement un procédé explicite de résolution. Elle peut n'être dans certain cas, qu'un cadre très général ou juste un langage commode à employer. Par exemple, si l'on devait appliquer le schéma attaque/défense, ou proies/prédateurs, au maillage adaptatif, quel modèle particulier d'attaque et de défense faudrait-il employer et comment se relie-t-il au problème. De même, un neurone peut être appelé agent réactif, sans que cela ne modifie la manière dont il interagit. Une métaphore peut être plus générale qu'une autre. Fournit-elle une nouvelle heuristique ou bien n'est-elle qu'un cadre englobant. Il y a là une ambiguïté entre contenu et contenant inhérente à nos pratiques. Dans notre démarche, et parce que nous l'avons choisi, nous avons commencé par étudier des cas élémentaires de mécanismes heuristiques (le contenu) pour les combiner et les étendre maintenant vers des schémas plus généraux (le contenant). La démarche inverse consisterait à définir des architectures très générales pour ensuite les affiner sur des problèmes particuliers. Ces deux démarches sont toujours présentes, mais l'ordre selon lequel on procède peut être différent. A partir de quel moment une démarche de résolution générale devient-elle une heuristique. Il faut pour cela que toutes les conditions suffisantes de la résolution soient réunies.

A chaque niveau de la résolution, simulation, métaheuristique, et heuristique, nous pouvons nous appuyer sur des métaphores différentes pour guider la résolution. Par exemple, nous pouvons respectivement utiliser des mécanismes de marché au premier niveau, une approche évolutionniste au deuxième, et une métaphore biologique au troisième. Un premier mécanisme d'hybridation réside dans la simple prise en compte de ces trois niveaux distincts. Un deuxième mécanisme d'hybridation provient des choix de la distribution physique du calcul. Nous pouvons très bien faire exécuter des sélections par les agents de simulation, qui participent dans le même temps à des interactions localisées, tout en dialoguant avec un agent de résolution superviseur. A l'opposé, nous pouvons dissocier complètement les trois niveaux.

Il nous faut dissocier la métaphore, avec son degré d’imaginaire, du problème lui-même, qui est bien réel et que nous avons à résoudre. C’est ce qui est fait lorsque l’on assigne à une fourmi la capacité de produire une solution complète admissible [Dorigo et al. 99]. On lui associe une mémoire propre contenant le chemin accompli et cette capacité est assignée par le concepteur. En revanche l’amélioration de la solution provient du mécanisme coopératif simulé comportant le dépôt de phéromones. Dans ce sens, ce n’est pas la capacité à produire un tour qui est la propriété émergente collective ici, mais seulement l’amélioration de la qualité du tour construit. Une fourmi seule peut produire un tour admissible, tandis que seule la multiplicité des fourmis contribue à l’amélioration substantielle de sa qualité. Nous suivons la métaphore sur certains aspects, mais nous devons également la dépasser sur d’autres pour y introduire les éléments de la résolution selon l’intention du concepteur. Nous n’avons pas reproduit un monde naturel dans son intégralité, mais avons associé certains aspects de la fourmi réelle avec certains aspects du problème et de sa résolution. Dans le maillage adaptatif, le niveau de granularité est encore plus fin. Un neurone seul ne produit aucun tour admissible. Il n’en est qu’un constituant. Le lien entre neurones et sommets du tour admissible est assigné par le concepteur. De même, seule la multiplicité dans la dynamique produit l’amélioration.

Pour faciliter l’hybridation des heuristiques et les combiner, il nous faut les dissocier, autant que possible, de leurs métaphores d’origines. La démarche d’hybridation d’heuristiques consiste alors à spécifier leur fonctionnement dans un cadre commun, soit en les transposant les unes dans les autres, soit en proposant un vocabulaire nouveau et plus général. On peut alors utiliser le concept générique de schéma d’interaction et le vocabulaire et la terminologie des agents. Les schémas d’interaction sont l’élément essentiel de la résolution car pouvant être analysés en tant que tel, à un niveau intermédiaire algorithmique entre la métaphore et l’implantation. Ce sont des briques dont le contenu est autosuffisant pour expliquer tel ou tel effet de résolution, et que nous combinons en les distribuant sur des agents de résolution. Pour ce qui nous concerne, ce sont des simulations de recherches locales, des descentes de gradients stochastiques, des sélections d’actions ou d’individus dans des populations, ou des protocoles de négociation.

4.4 Exemples de schémas d’interaction

Nous donnons plusieurs exemples de schémas d’interactions à différents niveaux de conception dans une métaheuristique. Tout d’abord, il y a la description des opérations élémentaires dans des voisinages et du mode de recherche. Ensuite, il y a la possibilité de combiner ces opérations dans des schémas préétablis de diversification et d’intensification. A

ce même niveau, il est possible de proposer des mécanismes d'apprentissage permettant l'auto-adaptation du choix des opérations. Enfin, il y a les schémas de coopération et de sélection à haut niveau de granularité.

- **Schéma d'interaction élémentaire**

Des exemples d'interactions élémentaires au niveau des micro-composants sont illustrés à la Figure IV-6. Ils correspondent à des mouvements dans un voisinage de la solution courante. Nous y retrouvons des opérateurs classiques de voisinages dans des graphes ou des itérations élémentaires apparentées à des descentes de gradient.

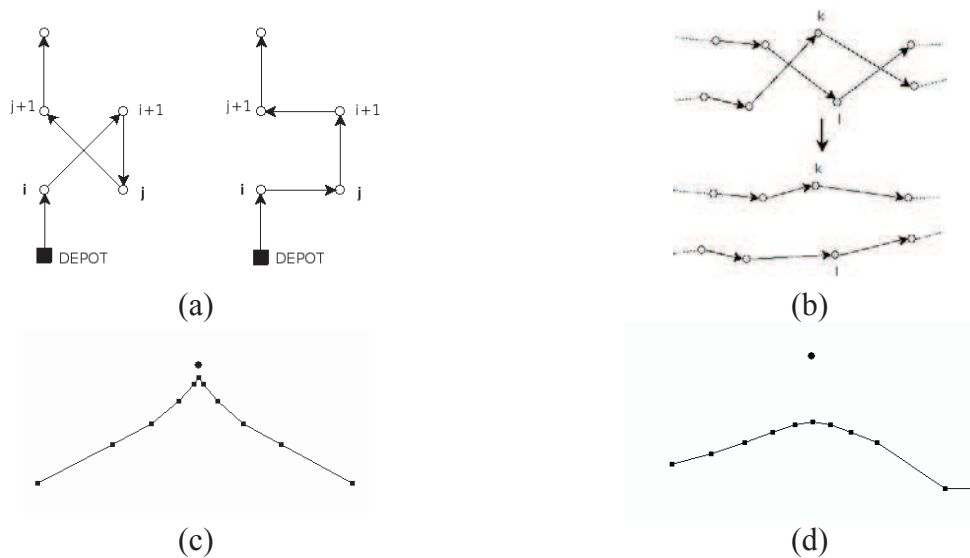


Figure IV-6. Des interactions élémentaires. (a) 2-Opt. (b) 1-1 Exchange. (c-d) Itération élémentaire SOM.

Pour spécifier complètement le schéma d'interaction, il reste à déterminer le mode de recherche, c'est-à-dire à spécifier dans quel ordre et de quelle manière sont appliquées les modifications locales. Ce sera par exemple celui d'une recherche locale ou d'une descente de gradient stochastique, exécutée suivant un mode parallèle avec de l'aléatoire et un certain degré d'asynchronisme de manière à favoriser l'apparition de la diversité. L'ajout d'une température, à la manière du recuit simulé, permettra de contrôler l'intensité et l'amplitude des mouvements. Dans notre modèle d'agents, c'est l'agent de résolution qui a le rôle de superviser et d'appliquer, en interne, le mode de recherche sur les micro-composants. Il gère et implémente la dynamique des micro-agents dérivés du problème et, à un autre niveau, communique avec d'autres agents de résolution.

- **Schéma d'interaction imbriqué**

Partant de schémas d'interactions élémentaires nous pouvons les combiner par entrelacement de leur exécution. Cela peut être spécifié par un automate d'état imbriqué tel

que présenté à la Figure IV-7, et tel que nous l’avons appliqué dans [Kuhn 07]. L’agent de résolution exécute dans ce cas un schéma hybride préétabli. Nous pouvons ainsi simuler une technique de recherche locale à voisinage variable. Dans cet exemple, des opérateurs classiques de permutation dans des graphes (2-Opt, 1-1 Exchange) sont entrelacés avec l’exécution de la SOM. Le but recherché est d’exploiter les potentialités des opérateurs dans les graphes, dans un contexte euclidien de maillage adaptatif.

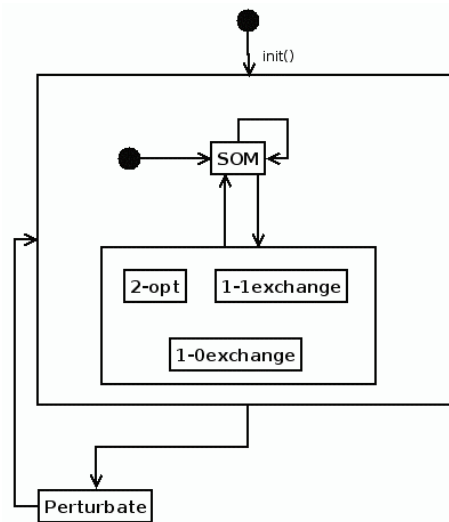


Figure IV-7. Schéma d’interaction imbriqué d’un agent de résolution.

La mise en œuvre par entrelacement d’un schéma d’interaction imbriqué consiste à appliquer, suivant en cela le diagramme d’états, des séquences indépendantes d’itérations élémentaires de chaque opérateur selon un cycle donné. C’est l’agent de résolution qui joue le rôle de séquenceur. Il applique le mode de parcours sur les micro-composants tel que défini par le schéma d’interaction de l’opérateur. Suivant la terminologie orientée agent nous parlons de « mécanisme d’activation des micro-agents ». Celui-ci est partie intégrante du schéma d’interaction en considération notamment parce qu’il définit la base de temps du système dynamique. Il ne doit pas en être dissocié, sans enlever dans le même temps à l’heuristique l’un des constituants de base de l’explication de son fonctionnement. En revanche, dans une plate-forme de simulation multi-agent de type Madkit [Ferber 04], tous les agents du système sont activés, par le moteur réactif synchrone, de façon indifférenciée même s’ils ne font rien à un moment donné. Il nous paraît plus adéquat de concevoir la dynamique d’activation comme strictement dépendante du schéma d’interaction.

- **Schéma de sélection d’action**

Le schéma de sélection d’action détermine l’action que l’agent va accomplir en fonction de sa perception et de son état. Il détermine le comportement d’un agent de résolution via des

choix d’opérateurs. Les règles de choix peuvent être probabilistes ainsi qu’illustré à la Figure IV-8. Par exemple, un opérateur de recherche parmi plusieurs (i_1 , i_2 , i_3 sur la figure) est sélectionné suivant une probabilité dépendante de la recherche effectuée à l’étape précédente.

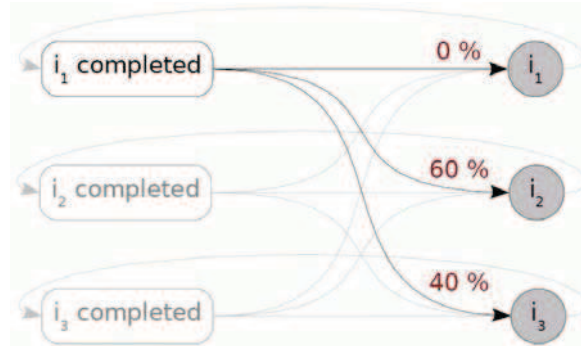


Figure IV-8. Exemple de schéma de sélection d’action pour un agent de résolution.

Nous pouvons alors voir l’ajustement des probabilités de choix d’actions en tant que problème d’apprentissage par renforcement [Sutton & Barto 98], et retrouvons par exemple un système de type classifieurs [Holland 92]. Nous y retrouvons également notre mécanisme de fitness probabiliste du chapitre II. Par exemple, nous pouvons appliquer ce schéma au niveau de l’agent de résolution pour la sélection d’opérateurs d’intensification et de diversification. Les probabilités de choix peuvent alors être ajustés suivant des critères liés à la performance ainsi que nous le proposons dans des travaux récents [Meignan et al. 08a]. L’intérêt est de réintroduire par ce biais la problématique de l’auto-adaptation des choix d’opérateurs, et d’exploiter également les techniques à voisinages variables ou de type hyper-heuristiques [Ong et al. 06]. Nous explorons ce type de modèle dans une thèse en cours.

- **Schéma de coopération et de sélection**

Le schéma de coopération permet de spécifier la manière dont les agents de résolution, à haut niveau de granularité, interagissent entre eux. Le but des mécanismes collectifs de coopération ou de sélection est de produire un effet émergent d’accélération de la résolution. Objectivement, il s’agit de produire une amélioration de la qualité des solutions produites par rapport au cas sans interaction, et sans augmenter le temps de calcul global.

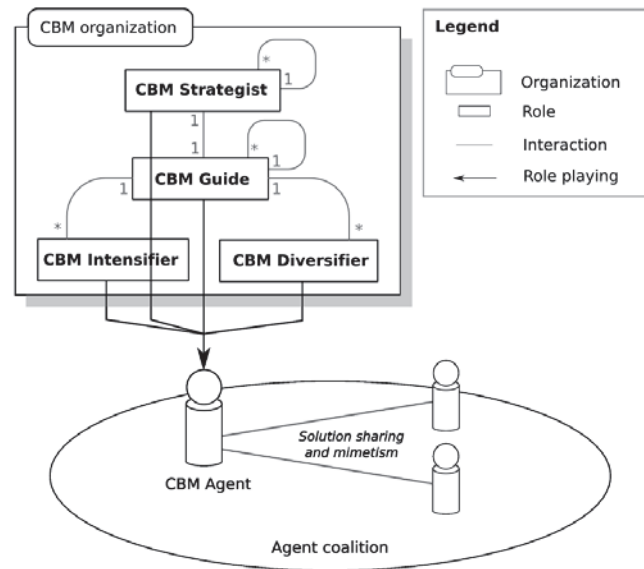


Figure IV-9. Rôles en interaction joués par les agents d’une coalition.

Le schéma à la Figure IV-9 est extrait de [Meignan et al. 08b][Meignan et al. 08c]. Il illustre une démarche de spécification d’une approche nommée « Coalition Based Metaheuristic » (CBM). Les agents exécutent des tâches, appelées rôles dans une organisation, et communiquent entre eux via un réseau point à point. Il n’y a pas de contrôle centralisé. Les agents forment une coalition d’individus possédant chacun les mêmes capacités et en communication au sein d’un réseau asynchrone. Ils interagissent par échange de matériel génétique en appliquant des opérateurs de croisement classiques, ou bien ils ajustent leur comportement par mimétisme suivant des règles d’apprentissage portant sur les poids des matrices état/action.

5 Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux

Nous donnons un récapitulatif à la Figure II-14 des principales références à nos travaux cités dans ce chapitre et illustrant le thème de l’hybridation. Les publications sont rangées sur la figure suivant leur degré d’appartenance aux trois thèmes des algorithmes évolutionnistes, des réseaux neuronaux et des systèmes multi-agents.

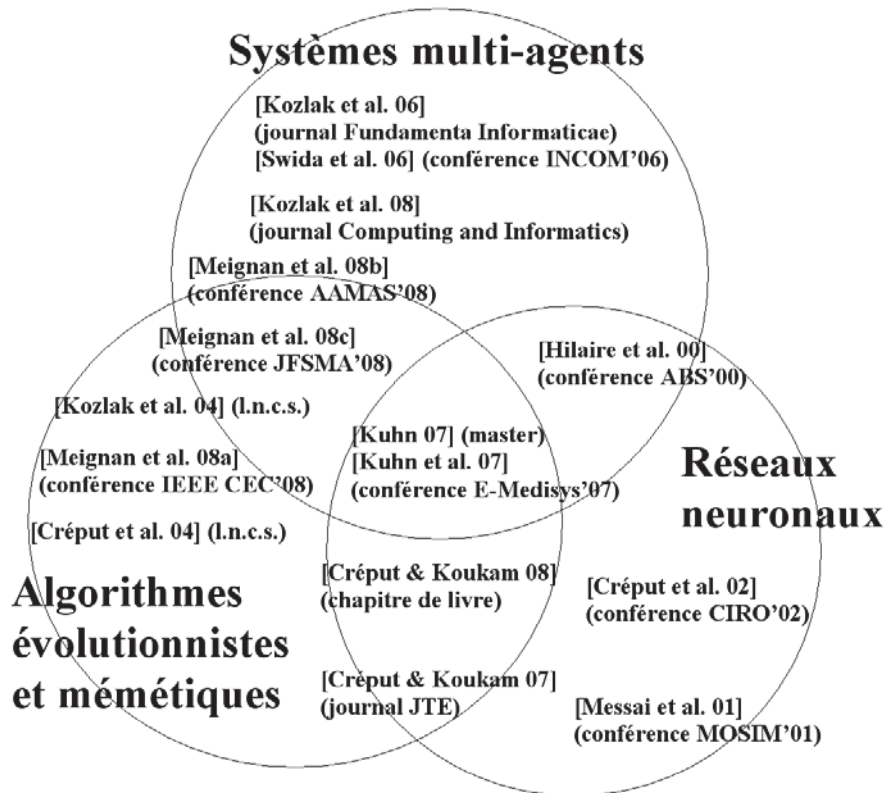


Figure IV-10. Récapitulatif des renvois à nos publications et travaux dans ce chapitre en relation au thème de l’hybridation.

Nous ne reportons pas ici les travaux sur les infrastructures logicielles d’algorithmes évolutionnistes, ni les productions déjà citées dans les chapitres précédents, sauf exception pour effectuer la liaison. Les articles sont sélectionnés parce qu’ils illustrent davantage des aspects d’ordre méthodologique ou des pistes nouvelles à suivre. Les principes généraux des approches y sont présentés en relation à de larges classes d’application.

6 Conclusion

La résolution collective de problèmes recouvre des modèles variés d’approches. Nous en avons présenté quelques uns sous l’angle de l’optimisation. A notre sens, ils peuvent enrichir les approches métaheuristiques d’inspiration naturelle ou biologique, et vice versa. Ce que nous avons souligné est que cette mise en pratique résulte nécessairement d’un processus d’hybridation sous-jacent, que nous voulons rendre plus explicite. Par définition, nous adoptons une démarche de transposition systématique de concepts dans laquelle les différents paradigmes de résolution, sont soit des cas particuliers, soit des extensions, soit des combinaisons d’autres paradigmes. Ainsi, les réseaux neuronaux peuvent être vus en tant que cas particuliers de systèmes multi-agents réactifs, ou les algorithmes évolutionnistes en tant que des implantations possibles d’une dynamique évolutive d’agents. Lorsque les composants

sont plongés dans la métaphore agent, ils deviennent des entités auxquelles nous pouvons conférer des capacités nouvelles de perception, de délibération et d’action. Le point de vue change, le type de problème traité change également puisque l’agent doit prendre ces décisions dans un environnement dynamique avec de l’incertain.

Reformulées dans le cadre des modèles d’agents en interaction, les heuristiques sont des schémas d’interaction spécifiant une dynamique particulière. Ils s’appliquent aux différents niveaux de granularité de la résolution, que nous avons appelés niveaux heuristique, métaheuristique, et simulation. La conception possible de nouvelles heuristiques plus riches et plus complexes peut en être encouragée, si l’on prend soin de préciser le mode d’hybridation. Ici, la métaphore est de type biologique comportant des mécanismes sélectifs dans un contexte stochastique. Par exemple, le système immunitaire est un bon exemple de métaphore pour ce type de système, de par sa structure à la fois hiérarchisée et distribuée.

7 Références

- [Bachem et al. 94] A. Bachem, W. Hochstattler, M. Malich. Simulated Trading A New Parallel Approach for Solving Vehicle Routing Problems. *Proceedings of the International Conference on Parallel Computing: Trends and Applications*, 1994.
- [Batory & O'Malley 92] D. Batory, S. O'Malley. Design and Implementation of Hierarchical Software Systems with Reusable Components. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 1(4):355-398, 1992.
- [Booch et al. 98] G. Booch, O. Jacobson, J. Rumbaugh. *The Unified Modeling Language Guide*. Addison-Wesley, 1998.
- [Branke et al. 05] J. Branke, M. Stein, H. Schmeck. A Unified View on Metaheuristics and Their Hybridization. In: A. Zomaya, S. Olariu (eds.), *Handbook of Bioinspired Algorithms and Applications*, CRC Press, pp. 147-156, 2005.
- [Brooks 91] R. A. Brooks. Intelligence without representation. *Artificial Intelligence*, 47:139-159, 1991.
- [Burckert et al. 00] H. Burckert, K. Fischer, G. Vierke. Holonic Transport Scheduling with Teletruck. *Applied Artificial Intelligence*, 14:697-725, 2000.
- [Buriol et al. 04] L. Buriol, P.M. França, P. Moscato. A New Memetic Algorithm for the Asymmetric Traveling Salesman Problem. *Journal of Heuristics*, 10(5):483-506, 2004.
- [Cordeau & Laporte 02] J.F. Cordeau, G. Laporte. The Dial-a-Ride Problem: Variants, Modeling Issues and Algorithms. *Les Cahiers du GERAD*, 2002.

- [Créput & Koukam 08] J.C. Créput, A. Koukam. Self-Organization in Evolution for the Solving of Distributed Terrestrial Transportation Problems. *Soft Computing applications in industry*, book chapter, Series : Studies in Fuzziness and Soft-Computing, vol. 226, B. Prasad (Ed.), pp. 189-205, Springer-Verlag, April 2008.
- [Créput & Koukam 07] J.C. Créput, A. Koukam. Interactive Meshing for the Design and Optimization of Bus Transportation Networks. *Journal of Transportation Engineering*, ASCE Publications, vol. 133, no. 9, pp. 529-538, September 2007.
- [Créput et al. 04] J.C. Créput, A. Koukam, J. Kozlak, J. Lukasik. An Evolutionary Approach To Pickup-And Delivery Problem With Time Windows. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3038, pp. 1102-1108, Springer-Verlag, 2004.
- [Créput et al. 02] J.C. Créput, A. Koukam, L. Gwiazdzinski. Grilles Auto-Organisatrices pour le Dimensionnement de Parcours de Véhicules adaptés à la Demande. *Troisième Conférence Internationale en Recherche Opérationnelle, CIRO'02, Théorie et Application*, Marrakech, Maroc, 4-6 Juin, 2002.
- [Créput et al. 01] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam. Evaluation et tests de la Solution Evolutionniste du Problème du Maillage Adaptatif. *Rapport de Contrat UTBM-FR. TELECOM, FTR&D/DRM/CDI/99.786/AC*, 16 Mars 2001.
- [Créput et al. 99] J.C. Créput, T. Lissajoux, A. Koukam. Environnement d’aide à la réutilisation d’algorithmes d’optimisation et applications. *Troisième Séminaire Optimisation du CNET (Centre National d’Etude des Télécommunications)*, Sophia Antipolis, 28-30 Avril 1999.
- [Darden & Cain 87] L. Darden, J.A. Cain. *Selection type theories*, Philosophy of Science, 56(1):106-129, 1987.
- [Dorigo & Gambardella 97] M. Dorigo, L.M. Gambardella. Ant Colony System : A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 1, No. 1, 1997.
- [Dorigo & Di Caro 99] M. Dorigo, G. Di Caro. The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic. *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, 1999.
- [Dorigo et al. 99] M. Dorigo, G. Di Caro, L.M. Gambardella. Ant Algorithms for Discrete Optimization. *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, 1999.
- [Durfee 99] E.H. Durfee. Distributed Problem Solving and Planning. In Gerhard Weiss, editor, *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*, pp. 121-164, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1999.

- [Ferber 04] Ferber, J., Gutknecht, O., Mechel, F.: MadKit Development Guide Version 3.1, WWW page, <http://www.madkit.org>, 2004.
- [Ferber 95] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*, InterEditions, 1995.
- [Ferrand et al. 98] N. Ferrand, Y. Demazeau, C. Baeijs. Systèmes multi-agents réactifs et résolution de problèmes spatialisés. *Revue d'Intelligence Artificielle*, vol. 12, no. 1, pp. 37-72, Janvier 1998.
- [Forrest 90] S. Forrest, Emergent computation : Self-organizing, Collective, and Cooperative Phenomena in Natural and Artificial Computing Networks. Introduction to the proceedings of the 9th annual CNLS Conference in "emergent computation", pp. 1-11, MIT Press, 1990.
- [Gambardella et al. 99] L.M. Gambardella, E. Taillard, G. Agazzi. MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows. In: Corne D, Dorigo M, Glover F (eds) *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, UK, pp. 63-76, 1999.
- [Gendreau et al. 98] A. Gendreau, F. Guertin, J.Y. Potvin, R. Seguin. Neighborhood search heuristics for a dynamic vehicle dispatching problem with pick-ups and deliveries. *Rapport technique CRT-98-10*, Université de Montréal, 1998.
- [Ghedira 93] K. Ghedira. Masc : une Approche Multi-Agents des Problèmes de Satisfaction de Contraintes. *Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace*, spécialité Intelligence Artificielle, 21 Juin 1993.
- [Hansen & Mladenovic 01] P. Hansen, M. Mladenovic. Variable neighborhood search : Principles and applications. *European Journal of Operational Research*, 130:449-467, 2001.
- [Hilaire et al. 00] V. Hilaire, T. Lissajoux, A. Koukam, J.C. Créput. A Multi-Agent Approach to Adaptive Mesh Generation. In *Agent-Based Simulation ABS'2000*, 2000.
- [Holland 92] J.H. Holland. *Adaptation In Natural and Artificial Systems*, The MIT Press, 1994.
- [Johnson & McGeoch 97] D.S. Johnson, L.A. McGeoch. The Traveling Salesman Problem: A Case Study in Local Optimization. In: *Local Search in Combinatorial Optimization*, E. H. L. Aarts and J. K. Lenstra (eds), John Wiley and Sons, London, pp. 215-310, 1997.
- [Kennedy & Eberhart 01] J. Kennedy, R.C. Eberhart. *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann, 2001.
- [Kilby et al. 98] P. Kilby, P. Prosser, P. Shaw. Dynamic VRPs: a study of scenarios. *Technical Report APES-06-1998*, University of Strathclyde, U.K., 1998.

- [Kozlak et al. 08] J. Kozlak, J.C. Créput, V. Hilaire, A. Koukam, *Multi-agent Environment for Modelling and Solving Dynamic Transport Problems*, journal Computing and Informatics, Slovak Academy of Sciences, accepted, 2008.
- [Kozlak et al. 06] J. Kozlak, J.C. Créput, V. Hilaire, A. Koukam. Multi-agent Approach to Dynamic Pick-up and Delivery Problem with Uncertain Knowledge about Future Transport Demands. *Fundamenta Informaticae*, European Association for Theoretical Computer Science, vol. 71, no. 1, pp. 27-36, March 2006.
- [Kozlak et al. 04] J. Kozlak, J.C. Créput, V. Hilaire, A. Koukam. Multi-agent environment for dynamic transport planning an scheduling. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3038, pp. 638-645, Springer-Verlag, 2004.
- [Kuhn 07] O. Kuhn. Gestion dynamique et optimisée des interventions des médecins. *Mémoire de Master de l’Université de Haute-Alsace*, Septembre 2007.
- [Kuhn et al. 07] O. Kuhn, J.C. Créput, A. Hajjam, A. Koukam. Dynamic Optimization for Medical Emergencies Management. *First IEEE International Conference of E-Medical Systems*, Fez, Morocco, October 24-26, 2007.
- [Larsen 00] A. Larsen. The Dynamic Vehicle Routing Problem. *PhD thesis*, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 2000.
- [Lawrence et al. 99] R.D. Lawrence, G.S. Almasi, H.E. Rushmeier. A Scalable Parallel Algorithm for Self-Organizing Maps with Applications to Sparse Data Mining problems. *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 3, pp. 171-195, 1999.
- [Lissajoux 02] T. Lissajoux. Maillage adaptatif et approche évolutionniste pour le dimensionnement de réseaux radiomobiles. *Thèse de doctorat de l’Université de Franche-Comté*, Novembre 2002.
- [Lissajoux et al. 99] T. Lissajoux, A. Koukam, D. Renaud, A. Caminada, J.C. Créput. Mobile Network Dimensioning : an Evolutionary Approach. *IEEE-ACM-SCS International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, MASCOTS’99*, 1999.
- [McClelland & Rogers 03] J.L. McClelland, T.T. Rogers. The Parallel Distributed Processing Approach to Semantic Cognition. *Neurosciences*, Nature Publishing Group, vol. 4, pp. 310-322, 2003.
- [Meignan et al. 08a] D. Meignan, J.C. Créput, A. Koukam. A Coalition-Based Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, June 1-6, 2008.

- [Meignan et al. 08b] D. Meignan, J.C. Créput, A. Koukam. An Organizational View of Metaheuristics. *In Proc. of the First International Workshop on Optimisation in Multi-Agent Systems, AAMAS'08*, Estoril, Portugal, May 12-13, 2008.
- [Meignan et al. 08c] D. Meignan, J.C. Créput, A. Koukam. Un framework organisationnel pour la conception et l'implantation multi-agent de métaheuristiques. *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, JFSMA 2008*, 15-17 octobre 2008, Brest, France.
- [Merz 02] P. Merz. Memetic algorithms for combinatorial optimization problems: Fitness, landscapes and effective search strategies. *Ph. D Thesis*, Parallel Systems Research Group, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Siegen, Germany, 2000.
- [Messai et al. 01] N. Messai, P. Thomas, D. Lefebvre, J.-C. Créput. Modélisation macroscopique du trafic sur un carrefour urbain: approches neuronales et estimation paramétrique. *3e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation, MOSIM'01*, Université de Technologie de Troyes, France, 25-27 avril 2001.
- [Minsky 86] M. Minsky. *The Society of Mind*, New York: Simon and Schuster, 1986.
- [Montemanni et al. 2005] R. Montemanni, L. M. Gambardella, A. E. Rizzoli, A. V. Donati. Ant Colony System for a Dynamic Vehicle Routing Problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, vol. 10, no. 4, 2005.
- [Mundhenk et al. 00] M. Mundhenk, J. Goldsmith, C. Lusena, E. Allender. Complexity of Finite-Horizon Markov Decision Process Problems. *Journal of the ACM*, 47(4):681-720, 2000.
- [Ong et al. 06] Y.S. Ong, M.H. Lim, N. Zhu, K.W. Wong. Classification of Adaptive Memetic Algorithms: A Comparative Study. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 36(1):141-152, 2006.
- [Raynal 85] M. Raynal. *Algorithmes distribués et protocoles*, Paris, Eyrolles, 1985.
- [Rayward-Smith 95] V. J. Rayward-Smith. A Unified Approach to Tabu Search, Simulated Annealing and Genetic Algorithms. *In Application of Modern Heuristics Methods*, Edited by Alfred Waller, ISBN 1-872474-28-4, 1995.
- [Roly & Milano 04] A. Roly, M. Milano. Magma: A multiagent architecture for metaheuristics. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 34(2):925-941, 2004.
- [Rumelhart et al. 86] D.E. Rumelhart, J.L. McClelland and the PDP Research Group (1986). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 1: Foundations*, Cambridge, MA: MIT Press, 1986.

- [Searle 92] J. R. Searle. *The Rediscovery of the Mind*, Cambridge, Mass.; London, England: MIT Press, A Bradford Book, 1992.
- [Smith 80] R. G. Smith. The contract net protocol: high-level communication and control in a distributed problem solver. *IEEE Transactions on Computer*, vol. C-29, December, pages 1104-1113, 1980.
- [Sutton & Barto 98] R.S. Sutton, A.G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*, The MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [Swida et al. 06] P. Swida, J. Kozlak, J.C. Créput. Modeling and Optimization of City Traffic with the Agent Approach, *12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, INCOM'06*, Saint-Etienne, France, May 17-19, 2006.
- [Taillard et al. 01] E.D. Taillard, L.M. Gambardella, M. Gendreau, J.Y. Potvin. Adaptive memory programming: A unified view of metaheuristics. *European Journal of Operational Research*, 135:1-16, 2001.
- [Tomassini 99] M. Tomassini. Parallel and Distributed Evolutionary Algorithms : a Review. *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*, pp. 113-133, J. Wiley and Sons, 1999.
- [Wooldridge 02] M. Wooldridge. *An Introduction to Multiagent Systems*, John Wiley & Sons, 2002.
- [Wooldridge 92] M. Wooldridge. *The Logical Modelling of Computational Multi-Agent Systems*, Phd thesis, Manchester Metropolitan University, 1992.
- [Xiang et al. 08] Z. Xiang, C. Chu, H Chen. The study of a dynamic dial-a-ride problem under time-dependent and stochastic environments. *European Journal of Operational Research*, vol. 185, no. 2, pp. 534-551, 2008.
- [Xiang et al. 06] Z. Xiang, C. Chu, H Chen. A fast heuristic for solving a large-scale static dial-a-ride problem under complex constraints. *European Journal of Operational Research*, vol. 174, no. 2, pp. 1117-1139, 2006.
- [Yokoo et al. 98] M. Yokoo, E.H. Durfee, T. Ishida, K. Kuwabara. The Distributed Constraint Satisfaction Problem: Formalization and Algorithms. *Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 10, no 5, 1998.

Conclusion

Chapitre V Conclusion

1 Bilan des travaux

Nous pensons que les différents types d’approches examinées (algorithmes évolutionnistes, réseaux neuronaux, systèmes multi-agents) illustrent différentes facettes d’une même démarche, présente en intelligence artificielle et en recherche opérationnelle, qui consiste à s’appuyer sur des métaphores naturelles et biologiques pour résoudre des problèmes complexes. Ainsi, il nous paraît utile d’hybrider des concepts, tout simplement pour bénéficier d’outils communs, et du savoir-faire dans différents domaines.

Nous avons présenté le concept de maillage adaptatif en tant que paradigme pour la résolution de problèmes d’optimisation spatialisés par auto-organisation et évolution. Tout au long de ce travail, nous avons essayé de concilier l’efficacité de la méthode avec la prise en compte de son caractère adaptatif résultant de la multiplicité des interactions locales en tant que source d’intelligence dans la résolution. Pour nous, une heuristique spatialisée est un processus s’appliquant sur la micro-structure du problème spatialisé suivant un principe de parallélisme massif avec de l’aléatoire. L’image que nous voulons donner de la simulation est celle d’un organisme biologique occupant le plan (le maillage) et opérant de manière réflexe par des mouvements d’ensemble, visant à absorber et couvrir une ressource également répartie (la demande). A un deuxième niveau, ces organismes sont mis en compétition dans un contexte évolutionniste. Cette métaphore permet de guider la mise au point d’heuristiques hybrides.

L’approche métaheuristique hybride proposée est basée sur un processus stochastique de bas niveau combiné à des opérateurs problème-dépendants qui sont exécutés dans un algorithme à base de population procédant à des sélections de solutions. Le processus stochastique peut être une recherche locale ou bien un réseau de neurones. Des mécanismes

de perturbation et de température sont ajoutés. Appliquée à des problèmes de tournées de véhicule, l'approche se montre plus performante que les méthodes à base de réseaux neuronaux existantes. Le fossé avec les heuristiques performantes de la recherche opérationnelle est réduit. Dans un contexte de problèmes d'optimisation dynamiques, nos algorithmes deviennent des méthodes collectives de résolution de problèmes. Dans ce cadre, nous insérons nos heuristiques dans des agents, représentant des composants physiques ou logiques et oeuvrant ensemble à la résolution.

Différents problèmes d'optimisation nouveaux du domaine des communications mobiles et du domaine des transports terrestres ont été étudiés. Ces problèmes combinent des aspects de regroupement sur les données et de respect de contraintes topologiques sur des structures de graphes représentant des infrastructures de transport et de communication. Tout en cherchant à étendre les problèmes par ajout successifs de nouvelles contraintes ou d'objectifs supplémentaires à optimiser, nous avons tenté à chaque fois que cela était possible de procéder à des évaluations comparatives avec les méthodes existantes sur des problèmes standards. Ainsi, nous avons cherché à mettre en œuvre une démarche de recherche sur le long terme en procédant par étapes successives de généralisation des classes de problèmes rencontrés et des méthodes de résolution associées.

2 Perspectives

Jusqu'à présent, nous traitons des instances comportant plusieurs dizaines de milliers de villes pour le TSP, et plusieurs centaines de requêtes pour les problèmes plus complexes de tournées statiques et dynamiques. Dans un proche avenir, il nous semble intéressant d'étudier les performances et le caractère adaptatif de nos approches aux cas limites, soit sur de très grandes tailles de problèmes, soit en allouant des durées d'exécution les plus courtes possibles, et cela dans un contexte stochastique et dynamique. Nous examinons actuellement ces cas d'utilisation sur le problème de tournées afin d'approfondir l'application du maillage adaptatif dans ce contexte. Egalement, afin de tirer plus pleinement parti du parallélisme inhérent aux approches proposées, il convient d'étudier les schémas possibles de mise en œuvre distribuée sur des systèmes multi-processeurs.

Nous avons essayé de relier nos méthodes aux approches de résolution collectives de problèmes lorsqu'elles sont appliquées à l'optimisation. Du point de vue de l'hybridation de métaheuristiques au sein de systèmes multi-agents, nous expérimentons des techniques d'apprentissage par renforcement pour piloter des recherches à voisinages variables. Ces techniques sont ensuite exécutées par des populations d'agents de recherche en coopération

dans un contexte de communication asynchrone et décentralisé. Une thèse est actuellement en cours sur ce genre de problématique. Nous proposons de dégager des principes méthodologiques généraux de conception de systèmes multi-agents pour la résolution heuristique de problèmes d'optimisation. Un objectif à plus ou moins long terme est de proposer des infrastructures logicielles multi-agents facilitant la mise en œuvre effective distribuée.

Dans un contexte de problèmes dynamiques, il convient de participer à l'effort de normalisation et de standardisation des problèmes et des benchmarks. En plus des critères habituels de qualité des solutions et de durée d'exécution, il convient de tenir compte du degré de dynamisme de la résolution. Curieusement, les compromis obtenus entre ces différents critères conflictuels ne semblent pas être suffisamment mis en relief dans les rares applications des heuristiques au VRP dynamique. Nous examinons actuellement ces questions et procédons à des évaluations du maillage adaptatif sur ce problème en particulier sur des jeux de tests standards dérivés du cas statique. L'approche de maillage adaptatif semble très nettement supérieure en vitesse d'exécution en comparaison d'une approche récente de la littérature à base de colonies de fourmis.

Nous avons présenté une démarche qui se veut conçue à court, moyen et long terme. A court terme, nous traitons des problèmes d'optimisation spatialisés, suivant les situations ou les besoins. A moyen terme, nous proposons des outils génériques pour la conception d'heuristiques de résolution de problèmes spatialisés. A long terme, nous hybridons des approches collectives pour les rendre plus puissantes et universelles. Par exemple, résoudre le problème de regroupement et de routage en une seule et même approche laisse supposer un champ d'application large. Il convient pour cela de généraliser la méthode du point de vue de la dimension spatiale des données.

Les approches de positionnement et de routage ont des applications dans de très nombreux domaines, de l'apprentissage à la reconnaissance de formes, de la compression de données à l'analyse statistique, et de la robotique à la planification. Nous pensons que nos approches algorithmiques hybrides ont des potentialités d'application variées, d'autant plus directes si la nature spatialisée du problème est prédominante. Il convient donc d'étendre le domaine d'application dans différentes directions et dans un contexte dynamique et stochastique. Ces nouvelles orientations peuvent par exemple s'inscrire dans des actions transversales du laboratoire, et consister à contribuer à l'emploi des méthodes métaheuristiques dans d'autres disciplines, aussi bien en électronique ou en électromécanique, qu'en traitement de l'information.