



HAL
open science

Mécanismes d'inspiration corticale pour l'apprentissage et la représentation d'asservissements sensori-moteurs en robotique

Olivier Ménard

► **To cite this version:**

Olivier Ménard. Mécanismes d'inspiration corticale pour l'apprentissage et la représentation d'asservissements sensori-moteurs en robotique. Interface homme-machine [cs.HC]. Université Henri Poincaré - Nancy I, 2006. Français. NNT: . tel-00118053

HAL Id: tel-00118053

<https://theses.hal.science/tel-00118053>

Submitted on 4 Dec 2006

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.

Mécanismes d'inspiration corticale pour l'apprentissage et la représentation d'asservissements sensori-moteurs en robotique.

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le

pour l'obtention du

Doctorat de l'université Henri Poincaré – Nancy 1

(spécialité informatique)

par

Olivier Ménard

Composition du jury

Rapporteurs : Didier Galmiche, professeur à l'UHP, Loria
Hélène Paugam-Moisy, professeur à Lyon II, ISC
Philippe Tarroux, professeur à l'ENS, LIMSI

Examineurs : Hervé Frezza-Buet, enseignant-chercheur à Supélec Metz
Frédéric Alexandre, Directeur de Recherche INRIA, Loria

Mis en page avec la classe thloria.

Remerciements

La thèse, travail personnel s'il en est, doit paradoxalement sa réussite à la collaboration de son auteur avec de nombreuses personnes. Parmi celles-ci, je remercie tout d'abord Hervé Frezza-Buet, pour m'avoir aidé et soutenu tout au long de ces quatre ans, ainsi que Frédéric Alexandre, pour m'avoir accueilli dans l'équipe Cortex et fait confiance. À Nancy, je tiens également à remercier, pour leur soutien critique, Nicolas Rougier, Julien Vitay, ainsi que tous les membres de l'équipe Cortex. À Metz, Stéphane Vialle m'a permis de mieux comprendre le parallélisme, qui conserve malgré tout une part de mystère pour moi. Je pense aussi à Patrick Mercier, qui m'a été d'un grand secours lorsque les machines refusaient de fonctionner correctement. Je tiens à remercier ici le personnel de Supélec, pour sa bonne humeur générale. Je remercie également les rapporteurs de cette thèse, qui me font l'honneur de suivre mon travail en y apportant leur expertise scientifique.

Je tiens enfin à remercier ceux qui, bien que non impliqué dans mon travail, m'ont permis par le simple fait d'être là pour moi de traverser les passes plus difficiles, à commencer par ma famille, et sans oublier Alexandre, Xavier, Vincianna, et bien d'autres.

Table des matières

Introduction générale

ix

Chapitre 1	
Systèmes situés et traitement de l'information	
1.1	Approche située 2
1.1.1	Affordance, perception passive, perception active 2
1.1.2	Représentations pour une planification située 8
1.2	Automates cellulaires 12
1.2.1	Création et principes des automates cellulaire 12
1.2.2	Le jeu de la vie 13
1.2.3	Généralisation à un système perceptif 13
1.3	Étude du cerveau et traitement de l'information 14
Chapitre 2	
Structures du cortex et modélisation 17	
2.1	Le cortex suivant différents points de vue appliqués. 17
2.1.1	Étude anatomique 18
2.1.2	Étude cytologique 20
2.1.3	Étude fonctionnelle 21
2.1.4	Imagerie médicale 23
2.2	Cartes et colonnes corticales 23
2.2.1	Modèle des colonnes corticales de Burnod 24
2.2.2	Modèle de colonne corticale de Guigon 25
2.2.3	Organisation des cartes corticales 26
2.2.4	Cartes auto-organisatrices de Kohonen 27
2.3	Modélisation des neurones individuels 28
2.3.1	Le neurone biologique 28
2.3.2	Neurone de McCulloch et Pitts 28
2.3.3	Modèle de Hodgkin-Huxley 30
2.3.4	Neurones impulsionnels 31
2.3.5	Neurones à prototype 33
2.4	Principe de fonctionnement et structure du modèle Bijama 34
Chapitre 3	
Mise en relation multimodale 37	
3.1	Relations multimodales dans le cortex 38
3.2	Problème du Binding 39
3.2.1	Binding visuel 41
3.2.2	Rôle de l'attention 42

3.2.3	Binding par corrélation temporelle	47
3.3	Relations multimodales dans le modèle Bijama	49
3.3.1	Liaisons inter-cartes et bandes modulaires	49
3.3.2	Binding multimodal dans Bijama	49
3.3.3	Dynamique du modèle : Activations cohérentes	53

Chapitre 4

Compétition locale dans les modèles d'inspiration corticale

55

4.1	La compétition au cœur de l'auto-organisation	56
4.1.1	Quantification vectorielle	56
4.1.2	Conservation de la topologie	58
4.2	Algorithme de compétition Winner-take-most	60
4.2.1	Cartes auto-organisatrices de Kohonen	60
4.2.2	Neural Gas	63
4.2.3	Elastic Net	65
4.2.4	Conclusion	66
4.3	Modèles de compétition locaux	66
4.3.1	Champs neuronaux dynamiques	66
4.3.2	Utilisation pour représenter le cortex visuel	69
4.4	Bijama	71

Chapitre 5

Apprentissage pour des unités en compétition

75

5.1	Apprentissage local	76
5.2	Activation et Apprentissage de la présence	77
5.2.1	Activation corticale dans Bijama	77
5.2.2	Présence et valeur	78
5.2.3	Utilisation de l'apprentissage Hebbien	79
5.3	Apprentissage de présences multiples	82
5.3.1	Position du problème	82
5.3.2	Cas de l'apprentissage Hebbien	83
5.3.3	Cas de la règle de Widrow-Hoff	84
5.3.4	Exemple d'emploi de la règle de Widrow-Hoff	86
5.4	Apprentissage compétitif	86
5.4.1	Principe de l'apprentissage compétitif	86
5.4.2	Adaptation de la règle de Widrow-Hoff à l'apprentissage compétitif	87
5.4.3	Exemple d'apprentissage en compétition	87

5.5	Apprentissage dans Bijama	89
5.5.1	Apprentissage thalamique	89
5.5.2	Apprentissage cortical	89
5.6	Association corticale dans le cas de la mise en relation mots-actions	91
5.6.1	Relations mots-actions dans le cortex	91
5.6.2	Implémentation Bijama	91

Chapitre 6	
Modèle d'exécution Bijama	95

6.1	Le modèle d'exécution Grumpf	96
6.1.1	Contexte	96
6.1.2	Le modèle d'exécution	96
6.1.3	Exécution	97
6.2	Principe des règles de mise à jour du modèle Bijama	99
6.3	Cartes corticales	100
6.3.1	Forme des cartes corticales	100
6.3.2	Mise en relation multimodale	102
6.4	Unités Bijama	103
6.4.1	Modularité	103
6.4.2	Étages corticaux	104
6.4.3	Étage de regroupement cortical	105
6.4.4	Étages thalamiques	105
6.4.5	Étage de regroupement global	107
6.4.6	Compétition	107
6.5	Propriétés importantes du modèle Bijama	110
6.5.1	Auto-organisation conjointe	110
6.5.2	Compromis entre influences locales et globales	110
6.6	Application à la mise en relation mots-actions	111
6.7	Conclusion	114

Chapitre 7	
Boucle perceptivo-motrice et apprentissage par renforcement dans Bijama	115

7.1	Problème du modèle inverse	117
7.1.1	Automatique	117
7.1.2	Approche corticale et modèle inverse	118
7.2	Approches corticales d'asservissement sensorimoteur	119
7.2.1	Mapping « direct »	119

7.2.2	Mapping « relationnel »	122
7.2.3	Comparaison	123
7.3	L'alternative de la récompense	125
7.3.1	Notion de récompense	125
7.3.2	Liens avec la biologie	127
7.3.3	Discussion	128
7.4	Modèle	128
7.4.1	Modèle Bijama récompensé	128
7.4.2	Analyse du comportement du modèle	130
7.4.3	Expériences	132
7.4.4	Discussion	134

Conclusion	135
-------------------	------------

Publications

Bibliographie	143
----------------------	------------

Introduction générale

« Tout l'univers de la science est construit sur le monde vécu et si nous voulons penser la science elle-même avec rigueur, en apprécier exactement le sens et la portée, il nous faut réveiller d'abord cette expérience du monde dont elle est l'expression seconde. La science n'a pas et n'aura jamais le même sens que le monde perçu pour la simple raison qu'elle n'en est qu'une détermination ou une explication... Revenir aux choses mêmes, c'est revenir à ce monde avant la connaissance. »

Maurice Merleau-Ponty

L'écrivain Oscar Wilde affirmait, dans *le déclin du mensonge* : « La Vie imite l'Art, beaucoup plus que l'Art n'imita la Vie ». Cette proposition en apparence paradoxale illustre comment les artistes, à travers leurs œuvres, parviennent à transmettre leur manière personnelle de percevoir le monde, et nous amènent ainsi à contempler ce que nous ne percevions pas auparavant. Proust soutient lui aussi cette idée lorsqu'il déclare, dans *Le temps retrouvé* : « Grâce à l'art, au lieu de voir un seul monde, le nôtre, nous le voyons se multiplier, et, autant qu'il y a d'artistes originaux, autant nous avons de mondes à notre disposition, plus différents les uns des autres que ceux qui roulent dans l'infini, et qui bien des siècles après qu'est éteint le foyer dont il émanait, qu'il s'appelât Rembrandt ou Vermeer, nous envoient encore leur rayon spécial. ». Pour nous, cette multiplicité des perceptions illustre tout ce que le phénomène perceptif a de subjectif, et en même temps, du fait que les artistes transmettent leur manière de voir le monde, tout ce qu'il a d'universel.

La perception est donc un phénomène qui tient du rapport que l'on a avec le monde, et non, ou pas seulement au moins, de la captation par l'homme de propriétés physiques du monde. Néanmoins, la perception ne peut être séparée du monde physique à partir duquel elle est construite, puisqu'elle nous sert à appréhender les différents objets de ce monde. Elle est ainsi définie dans le Trésor de la Langue Française comme : « Opération psychologique complexe par laquelle l'esprit, en organisant les données sensorielles, se forme une représentation des objets extérieurs et prend connaissance du réel ». Certains en ont déduit que le paradoxe d'une perception, d'une vision du monde subjective obtenue à partir d'un ensemble objectif de données tient à la séparation entre le corps et l'esprit.

Cette théorie, appelée dualisme, trouve ses racines chez Platon et Aristote. Platon, dans *Phédon*, expose son célèbre discours de la caverne, où il stipule l'existence de formes, concepts universels dont nous ne percevons que des ombres. Aristote, lui, rejette l'idée que les formes sont

indépendantes des objets concrets, mais considère que, puisque l'intellect peut recevoir et traiter tout type d'information, à l'inverse des organes matériels qu'il connaît, comme l'œil ou l'oreille, il ne peut être matériel. Le dualisme est par la suite favorisé par le concept d'âme présent entre autres dans la chrétienté : l'âme survit au corps, et au monde matériel en général, ce qui impose de fait qu'elle soit immatérielle. Dans ses *méditations métaphysiques*, Descartes rejoint également l'école du dualisme, lorsqu'il en vient à douter même de l'existence de son corps, mais pas de celle de son esprit (le fameux *Cogito ergo sum*). Descartes considère alors que l'essence de sa personne est son esprit, qu'il décrit comme une « chose pensante » immatérielle. Les nombreuses thèses dualistes sont encore aujourd'hui largement suivies.

En considérant un monde physique et un monde spirituel distincts, le dualisme se confronte à plusieurs problèmes, à commencer par la difficulté d'expliquer comment ces mondes interagissent. En effet, dans l'hypothèse dualiste, l'action humaine, matérielle, trouve sa source dans une décision effectuée dans le monde spirituel. Cette décision a une conséquence matérielle, qui se manifeste par l'action. Mais cette décision a, de plus, elle-même été obtenue en observant le monde sur lequel nous agissons, donc l'état du monde physique a eu une conséquence dans le monde spirituel. Aucune de ces deux transitions causale n'a pu être expliquée de manière satisfaisante en respectant les lois de la physique. L'incapacité d'expliquer ces transitions entre monde spirituel et matériel est l'une des plus sérieuses critiques que l'on peut adresser au dualisme. La connaissance moderne de la biologie du cerveau, quant à elle, fournit une critique plus simple et directe : si l'esprit était réellement séparé du monde matériel, alors l'apparition de lésions dans le cerveau physique d'un individu ne devrait pas avoir de conséquence sur son esprit, et encore moins des conséquences prévisibles, liées à la zone du cerveau lésée. Pourtant, la neurobiologie a permis d'associer différentes modifications du comportement avec différentes lésions du cerveau. Cela nous amène à penser que l'esprit est indissociable du cerveau, substrat physique dans lequel il est ancré.

Mais alors, comment expliquer la multiplicité des perceptions observées chez les artistes, et chez l'homme en général ? Pour nous, la réponse tient au fait que la perception n'est pas, pour l'essentiel, une manière de s'approprier les propriétés physiques du monde, mais une manière d'appréhender nos interactions possibles avec le monde. Nous soutenons donc la thèse de Bergson qui veut que la perception a une orientation utilitaire. Pour Bergson, dans *La pensée et le mouvant*, « c'est l'herbe en général qui attire l'herbivore » : de manière générale, on ne perçoit que ce qui nous permet d'accomplir une action profitable. Nous exprimons ce point de vue en détail dans le premier chapitre de notre thèse, où nous exposons les principes philosophiques desquels nous nous sommes inspirés dans nos travaux. Notamment, nous considérons que la perception n'est pas l'acquisition passive de données du monde extérieur, mais un acte d'exploration de ce monde, effectué en vue d'y agir. Dès lors, il y a autant de perceptions différentes que de manières distinctes d'agir dans le monde. Néanmoins, le monde sur lequel nous agissons est le même pour tous, et nous avons de nombreuses interactions en commun avec celui-ci. Selon nous, cela suffit à expliquer le caractère universel de la perception, qui s'exprime à travers notre capacité à transmettre à autrui nos propres perceptions.

Ainsi, la perception est, selon nous, déjà une action, qui s'effectue en général en préparation d'autres actions. C'est d'ailleurs l'une des thématiques de notre thèse, qui vise à réaliser artificiellement un mécanisme liant perception et action, en s'inspirant de la boucle perceptivo-motrice que réalise le cerveau, ce qui est pour nous l'une de ses fonctions principales. Nous suivons en cela Alain Berthoz [Berthoz, 1997], quand il déclare que le rôle du cerveau est de prédire les conséquences des actions, les siennes et celles des autres. Cette fonction de prédiction est en fait indispensable pour pouvoir gérer correctement les actions dans le temps. La boucle perceptivo-motrice relie, pour nous, action et perception deux fois : une première fois lorsque les

perceptions guident l'action, et une seconde fois lorsque l'action modifie l'environnement, donc les perceptions. C'est cette double influence, de l'action sur la perception et vice-versa, que nous voulons reproduire, afin d'asservir, en fonction d'un but à atteindre, actions et perception.

Après la réalisation d'un asservissement sensorimoteur, le traitement des différentes modalités de la perception, ou plus exactement leur mise en relation, est l'autre point majeur de notre thèse. Nous avons dit que la perception, pour nous, permet de préparer l'action, et que nous percevons des possibilités d'action. Ces possibilités d'action proviennent des sensations que nous obtenons par nos différents sens : ouïe, vue, toucher, ... Notre modèle étant d'inspiration corticale, ces sensations sont traitées dans des modules séparés, chaque module étant chargé d'une modalité sensorielle. Ces différents modules doivent être reliés afin de pouvoir fournir un tout multimodal cohérent, à même de guider les actions. En d'autres termes, notre modèle doit concilier notre conception holistique de la perception et la multiplicité des sensations qui sont chacune traitées séparément par le modèle.

Nous avons dit vouloir réaliser une boucle perceptivo-motrice en reproduisant, au moins partiellement, la manière dont le cerveau le fait. Cette démarche, qui peut sembler a priori délicate tant le fonctionnement du cerveau se révèle difficile à comprendre, trouve tout son enjeu dans le fait que nul n'a réussi à créer une telle boucle artificielle dont les capacités, notamment d'adaptabilité, arrivent ne serait-ce qu'à se rapprocher de celles obtenues par le cerveau. L'application la plus évidente de notre démarche se trouve dans le domaine de la robotique autonome. Reproduire artificiellement les capacités algorithmiques du cortex permettrait la conception d'un agent autonome robuste aux pannes, dont le comportement serait essentiellement appris et non imposé par la programmation, et capable de modifier ce comportement en réaction aux changements de son environnement en temps réel. Bien que nous ne prétendions pas être parvenus à un tel résultat, nous pensons que notre travail est un pas dans cette direction.

En effectuant cette thèse, nous avons voulu créer une avancée dans le domaine informatique, en tirant partie des connaissances actuelles, dans le domaine de la biologie, sur la merveilleuse capacité du cortex à traiter les données ; et ceci en vue d'applications dans le domaine de la robotique autonome. Nous avons choisi d'effectuer ce travail à travers deux thématiques distinctes, mais liées, qui nous semblent essentielles pour la création d'agents autonomes artificiels d'inspiration corticale : la boucle perceptivo-motrice, et la multimodalité. En s'inspirant de la biologie, notre modèle cherche à reproduire plusieurs propriétés du cortex intéressantes d'un point de vue algorithmique. Ces propriétés sont la localité des calculs, l'uniformité de structure, la modularité, la robustesse et l'adaptabilité. La localité des calculs, dans le cortex, provient du fait qu'un neurone n'a accès qu'aux informations que lui apportent ses dendrites, provenant des neurones auxquels il est directement connecté. Cette propriété de localité permet, d'un point de vue informatique, un parallélisme massif des algorithmes. De plus, la structure du cortex est remarquablement uniforme, bien que différentes zones du cortex soient employées pour des tâches aussi diverses que la vision, l'audition, la planification ou encore la compréhension du langage. Cette propriété d'uniformité se traduit dans le domaine informatique par l'emploi de modules ayant la même structure pour traiter différents types d'information. La modularité du cortex est liée à la propriété de localité, et à celle d'uniformité. On observe dans le cortex différentes zones chargées de fonctionnalités distinctes. Les neurones d'une zone effectuent des calculs essentiellement locaux (localité), et l'uniformité de la structure corticale permet de relier ces zones fonctionnelles. Dans un cadre algorithmique, cela correspond à la construction de modules, chargés chacun d'une tâche, aisément interfaçables les uns avec les autres. La robustesse du cortex est mise en évidence par sa capacité à fonctionner même lorsque des liaisons neuronales disparaissent. Nous souhaitons donc que notre modèle soit fonctionnel même lorsque certaines liaisons entre ses unités sont rompues. Enfin, l'adaptabilité du cortex est sa capacité à apprendre, et à

se réorganiser en permanence pour réagir aux innombrables situations différentes dans lesquelles peut se trouver un être humain.

Afin de réaliser un tel modèle informatique d'inspiration corticale, nous avons employé une architecture algorithmique inspirée de celle des automates cellulaires, qui permettent de programmer des entités simples qui interagissent, provoquant l'apparition de propriétés émergentes au niveau de l'ensemble de ces entités. L'étude de ces automates est réalisée dans notre premier chapitre. L'inspiration corticale de notre modèle, quant à elle, est étudiée dans le second chapitre, où nous décrivons quelques exemples de modélisation du cerveau, en examinant lesquels sont les mieux adaptés à la réalisation d'une boucle sensorimotrice, tout en nous préoccupant de la faisabilité informatique d'un système basé sur ces modèles.

Nous avons dit que la multimodalité est, avec la réalisation d'une boucle perceptivo-motrice, l'un des deux points majeurs de notre thèse. Son étude fait l'objet de notre troisième chapitre, où nous examinons ce que la multimodalité implique en terme de liaison entre les modules composant le modèle, et d'organisation de chacun de ces modules, en prenant en compte à la fois l'inspiration corticale du modèle et son caractère algorithmique.

Les modèles computationnels et biologiques desquels nous nous sommes inspirés sont basés sur la représentation d'une modalité sensorielle par un ensemble d'unités, chaque unité représentant une occurrence précise dans cette modalité, par exemple une longueur d'onde spécifique dans le spectre visible pour une modalité de couleur. A chaque instant, les unités d'une modalité sont en compétition, afin de repérer laquelle représente le mieux l'occurrence actuellement perçue de la modalité. Cette compétition est étudiée dans le quatrième chapitre, où nous nous attachons à l'effectuer en conservant aux calculs réalisés dans notre modèle un caractère local, afin d'éviter la présence d'un module « décideur » placé au-dessus des autres, ce qui aurait l'inconvénient à la fois de ne pas respecter l'inspiration biologique de notre modèle et, d'un point de vue algorithmique, de limiter le parallélisme.

Notre modèle est dynamique et les notions de représentation d'une modalité au sein d'un module, et de liaison multimodale ne sont donc pas directement imposées dans le modèle, mais apprises. Le choix des méthodes d'apprentissage appropriées, afin d'obtenir, par un effet émergent, une auto-organisation des différents modules qui permette et favorise la coopération entre modules, donc multimodale, est effectué dans le cinquième chapitre.

Ayant abordé les différentes facettes de notre modèle, nous rassemblons dans le sixième chapitre toutes les notions discutées dans les trois chapitres précédents, afin de présenter notre modèle computationnel dans son entièreté, et de discuter ses propriétés et leurs conséquences. Nous employons notre modèle afin de réaliser une liaison entre phonèmes et actions, afin de reproduire certains résultats observés par nos partenaires dans le cadre du projet européen Mirrorbot, auquel nous avons participé.

Le septième et dernier chapitre de notre thèse nous permet de revenir à notre objectif premier, la réalisation d'une boucle perceptivo-motrice. Nous y décrivons comment nous avons intégré à notre modèle multimodal essentiellement sensoriel des modalités d'action, et notamment la notion de but, d'objectif y afférant, qui est pour nous essentielle pour créer des asservissements sensorimoteurs.

Enfin, notre thèse se clôt par une conclusion, dans laquelle nous étudions le modèle que nous avons conçu à la lumière de notre problématique, avant de dégager quelques perspectives qui permettent l'extension de notre travail.

Systemes situés et traitement de l'information

En informatique industrielle, l'élaboration de logiciels passe par une phase de modélisation, où l'on identifie différents modules de traitement de l'information. Les modèles sont organisés de façon hiérarchique ; un agglomérat de modules peut constituer à son tour un module. La phase de conception d'un système informatique passe alors par la spécification des fameuses « entrées-sorties » des modules, charge aux développeurs d'un module de s'assurer que ce module fournisse bien la sortie attendue en fonction de l'entrée. Dans l'énorme majorité des réalisations informatiques, le concepteur d'un module n'a cure de ce que font ses collègues, qui eux travaillent sur d'autres modules, du moment qu'il assure la relation spécifiée entre les entrées et les sorties du module dont il a la réalisation à charge. Cette approche « boîte noire » est ce qui fait la force de l'informatique, permettant de construire des logiciels en s'appuyant sur des bibliothèques préexistantes. Nous ne résistons pas au plaisir de mentionner également l'approche récursive, fleuron de la programmation, qui revient à utiliser un module comme une des boîtes noires qui entrent dans sa propre constitution.

Sans nier bien sur l'intérêt de la démarche suivie par les informaticiens, dont nous avons nous-mêmes tiré les meilleurs profits lors des nombreuses réalisations logicielles corollaires à notre travail de recherche, le présent chapitre se focalise justement sur les problèmes où la conception classique de la programmation échoue, puisque c'est précisément là que notre travail se propose d'apporter une contribution. L'exemple le plus emblématique des problèmes où l'approche classique est malmenée nous paraît être la robotique autonome, qui est un problème éminemment difficile et ouvert à l'heure actuelle. Ce qui rend le problème aussi délicat est que le « module » robot ne peut pas se définir comme un traitement pour lequel on sait décrire de manière exhaustive les relations souhaitées entre les entrées (capteurs) et les sorties (effecteurs). En effet, le monde dans lequel évolue un robot, qui lui fournit ses entrées, se comporte rarement parfaitement comme les simulateurs, de manière complètement prévisible, et les roboticiens savent d'expérience que le passage de la simulation à la réalité est des plus critiques. Rodney Brooks, critique historique de l'approche symbolique en intelligence artificielle, va jusqu'à refuser l'usage de simulateurs, affirmant que « le monde est son meilleur modèle » [Brooks, 1990]. La robotique autonome conduit les informaticiens à devoir rendre perméables aux imprévus du monde extérieur les aspects boîtes noires, et donc à violer le principe d'encapsulation, reconsidérant ainsi profondément les approches classiques de la programmation. Cette nécessaire concession aux exigences des meilleures méthodes de génie logiciel sera notre première définition de l'approche située, qui se refuse à ignorer le contexte dans lequel sont réalisés les calculs.

Comment aborder la programmation des systèmes situés, lorsqu'on admet qu'ils échappent par nature aux principes classiques de programmation ? Il faut que ces systèmes soient *adaptatifs*, afin de tenir compte en permanence des variations de l'environnement au sein duquel s'effectuent les calculs. La solution qui porte l'ensemble des ambitions de notre travail est de s'inspirer des systèmes nerveux des animaux, êtres situés par excellence, dont nos robots ne sont que d'approximatifs avatars. L'étude de ces systèmes biologiques est un sujet très dynamique, fait des découvertes et des remises en question propres à toutes les activités scientifiques. Cela dit, il est aujourd'hui clair que les formidables capacités de traitement de l'information des cerveaux du règne animal ont en commun d'être produites par l'activation de signaux électrochimiques au sein d'un réseau de neurones, ce qui nous conduit à explorer la voie des traitements basés sur la mise en relation d'un grand nombre d'unités de traitement élémentaires. C'est ainsi que nous développons dans ce chapitre des références aux propriétés des automates cellulaires.

Nous étudions, afin d'éclairer notre propos, le point de vue de l'approche située tel qu'il a été exploité dans notre travail avant de traiter de ces automates. Afin de conclure ce chapitre, avec le regard intéressé de l'informaticien, nous présentons ensuite le cortex cérébral comme un système distribué et situé, justifiant qu'il est de nature à inspirer des traitements informatiques pour les problèmes qui actuellement résistent aux approches classiques.

1.1 Approche située

Nous avons présenté l'approche située comme un point de vue qui déroge aux principes habituels de programmation, aussi n'est-il pas surprenant d'en trouver les fondements en dehors de l'informatique. C'est en effet en psychologie qu'est apparue cette notion, puisqu'il s'agit de qualifier les traitements de l'information opérés par un animal sans nécessairement recourir à l'étude du métabolisme de son cerveau. Sans entrer dans les détails de ces travaux, nous présentons l'approche située sous l'angle de la perception, pour y déceler une composante active, ce qui nous conduit à aborder la boucle perception-action dans son ensemble. Nous avons ainsi choisi d'aborder l'étude de l'approche située par la notion d'affordance, qui permet de lier intrinsèquement perception et action.

1.1.1 Affordance, perception passive, perception active

La notion d'affordance, et plus généralement la théorie de la perception écologiste développée par J.J.Gibson [Gibson, 1977, Gibson, 1979], s'oppose à la théorie présentant la perception comme un phénomène hiérarchique, telle que soutenue par Alan Baddeley [Baddeley, 1987] et Simon Thorpe [Thorpe and Imbert, 1989], entre autres. Présentons tout d'abord rapidement cette dernière théorie, en nous appuyant sur le cas de la vision.

Modèle hiérarchique de la perception

La modalité visuelle a fait l'objet de nombreux travaux de modélisation, du fait certainement de sa prédominance dans le comportement humain, mais aussi de travaux de biologistes comme D. Hubel et T. Wiesel depuis la fin des années 1950. Durant les années 1980, ces travaux ont conduit à modéliser la vision comme un processus hiérarchique ([Thorpe and Imbert, 1989] par ex.), ce que nous allons très brièvement résumer.

Le processus visuel, vu sous la forme d'une hiérarchie pyramidale, fait intervenir les corps genouillés latéraux, puis diverses zones du cortex (cf. figure 1.1). À partir de l'image rétinienne, on

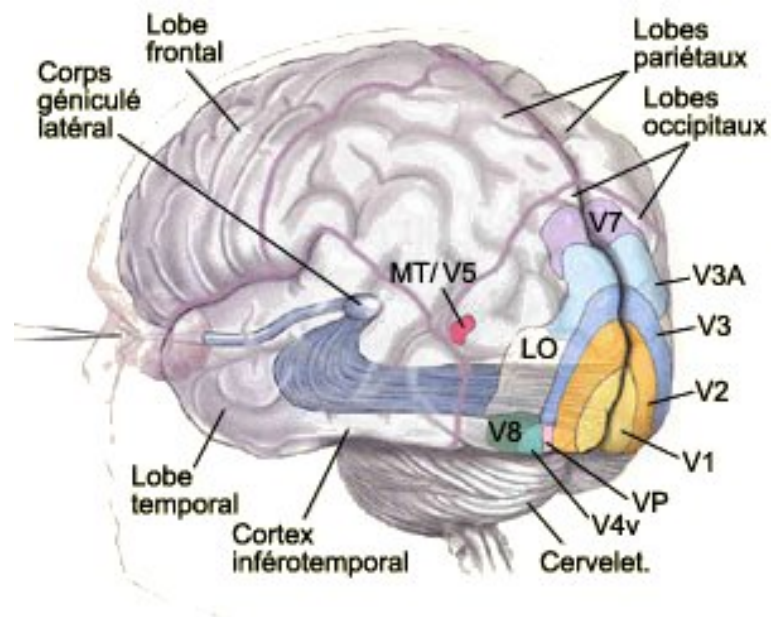


FIG. 1.1 – Principales zones du cerveau intervenant dans la vision, d'après [Dubuc, 2006].

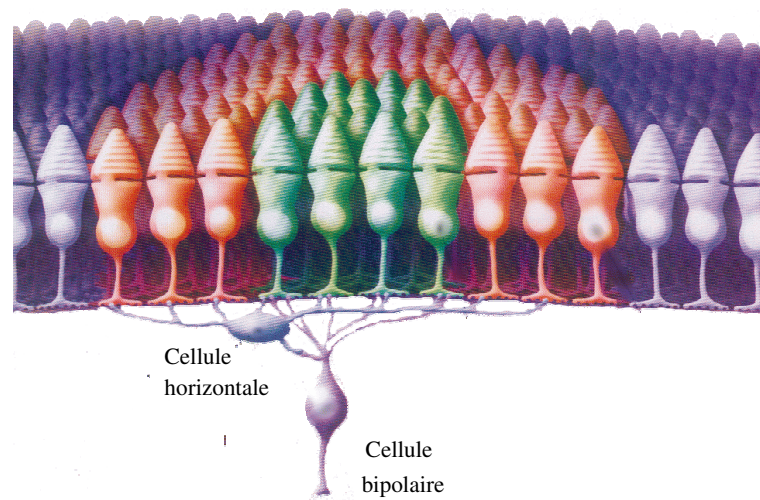


FIG. 1.2 – Les cellules bipolaires de la rétine repèrent des différences locales de contraste : une cellule donnée traite une zone de l'image perçue par la rétine (en haut). Certaines cellules, dites ON-center OFF-surround, s'activent lorsque le centre de la zone qu'elles perçoivent est plus lumineux que le contour. Les autres, dites OFF-center, ON-surround, s'activent dans le cas contraire.

repère des différences de contraste locales dans l'image, dans les cellules bipolaires (cf. figure 1.2). Cette information est transmise au cortex via les corps genouillés latéraux (LGN).

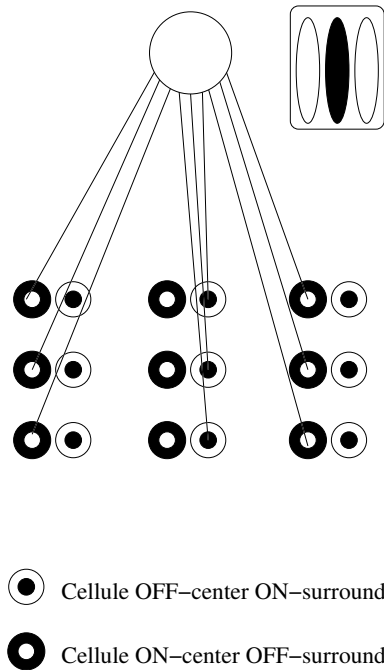


FIG. 1.3 – Cellules repérant les directions de contraste dans V1 : une cellule donnée traite une zone de l'image perçue par la rétine, et reçoit ses entrées de cellules des LGN, via des connexions excitatrices. Chaque cellule privilégie une direction. Ici, la cellule repère une barre sombre verticale.

Ces différences de contrastes sont ensuite utilisées pour obtenir des lignes de contrastes orientées dans la zone V1 du cortex (cf. figure 1.3). Elles permettent de créer des lignes de séparation dans l'image en repérant des différences de contraste orientées plus étendues dans V2.

Cela conduit à la formation des surfaces, dans la zone V4, en se basant sur les lignes de séparations. Enfin, en reliant certaines surfaces, l'image d'objets se forme dans la zone inféro-temporale (IT).

Parallèlement au processus de détermination de la forme des objets, à partir des contours de V2, les aires MT, puis Pariétale 7 permettent de déterminer le mouvement des objets. (cf. figure 1.4).

Ce modèle hiérarchique de la vision est soutenu notamment par des résultats de la neurophysiologie. Le fait que la cible des axones des neurones des corps genouillés latéraux soit les neurones de V1 est ainsi attestée par des expériences d'observation du tissu neuronal, en employant des traceurs radioactifs permettant de visualiser les axones provenant des neurones des corps genouillés latéraux.

De même, la neurophysiologie montre le rôle, dans le traitement visuel, de plusieurs aires corticales, notamment V1, V2, V4 et MT, et permet d'inférer une hiérarchie du traitement d'après la connectivité des zones corticales [Hubel, 1994a].

Par exemple, le fait que la zone V1 du cortex soit la cible des neurones des corps genouillés latéraux amène à la considérer comme la zone dédiée aux traitements visuels primaires. L'étude des neurones de V1 a permis de démontrer qu'ils codent la « direction » de contraste dans les

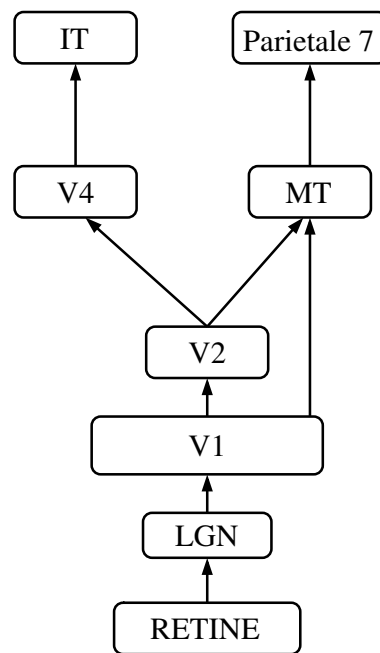


FIG. 1.4 – Organisation du système visuel primaire, d’après [Thorpe and Imbert, 1989] : l’image subit des traitements les uns après les autres, jusqu’à aboutir à une reconnaissance des objets dans la partie inférotemporale du cortex, et de leur mouvement dans l’aire pariétale 7.

différentes portions de l’image perçue par la rétine (cf. figure 1.5). C’est, chez certains auteurs, leur rôle premier. Cette information est alors fournie à la zone V2, dans laquelle sont codés les contours des objets de l’image perçue.

Il est intéressant de noter que cette approche, où des traitements élaborés s’appuient sur les résultats d’étages « inférieurs » est actuellement remise en cause [Bullier, 2001], ce qui nous laisse penser que, même pour la vision, le caractère hiérarchique et modulaire de la perception n’est peut-être que le fruit de la projection du système de pensée humain sur la réalité biologique, projection qui dans le cadre de l’informatique n’a pas à se confronter à une réalité externe étudiée, contrairement à la neurobiologie qui cherche à comprendre le cerveau. Sans pousser plus loin cette discussion, on peut se demander si la prédominance de paradigme de modules hiérarchisés n’est pas un penchant naturel des scientifiques, et si finalement ce n’est pas de la biologie que risquent de venir les plus vives contestations de ce paradigme, contestations dont nous pensons que l’informatique peut tirer le meilleur profit.

Pour en revenir au modèle classique de la perception, il considère que la perception est composée de stimuli sensoriels, que ce modèle traite comme des données brutes : en temps que telles, et en l’absence de tout traitement, elles ne permettent pas à l’individu d’appréhender son environnement. Le traitement des stimulus visuels, étape par étape, dans différentes zones du cortex, est ce qui permet à terme d’obtenir une description de l’environnement en termes d’objets, qui soit exploitable par l’individu [Thorpe and Imbert, 1989].

Dans cette approche, la perception consiste pour le cerveau à élaborer des représentations, extrayant les régularités qui apparaissent dans les différentes modalités, les combinant, afin de proposer aux processus de décision un riche éventail d’informations pour construire le comportement. Ces traitements perceptifs sont principalement décrits comme une suite d’étapes qui transforment l’information brute du monde extérieur en la reconnaissance de tel ou tel objet du

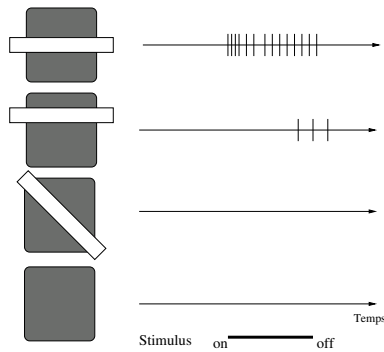


FIG. 1.5 – Codage de la direction du contraste par les neurones de V1, d'après [Hubel, 1994a] : le neurone étudié ici est soumis à différents stimuli visuel. On observe les trains de potentiels d'action (PA) qu'il produit. Le neurone répond préférentiellement à une orientation horizontale du contraste, et observe ce contraste dans une zone spécifique de l'image. Les PA produits par le neurone en réponse aux différents stimuli (à gauche) sont observés à droite. Le neurone ne répond fortement que dans le premier cas, lorsque le contraste observé a l'orientation et la position idéales pour ce neurone.

monde, de telle ou telle situation.

Par exemple, la perception de la position d'un verre d'eau permet de le prendre pour boire. Le choix des actions de l'individu est, dans ce modèle, non opportuniste, donc il ne découle pas de la perception : par exemple, le choix de l'action « boire » ne découle pas de la perception d'un verre d'eau, même si cette perception permet de réaliser l'action proprement dite. Le rôle de la perception passive est de fournir à l'individu des informations sur son environnement à un instant donné, qui lui permettent de savoir comment réaliser ses actions, par exemple quel mouvement produire pour prendre un verre.

Modèle écologique de la perception

Le modèle écologique de la perception développé par Gibson [Gibson, 1979] s'inscrit en faux contre cette approche classique. Pour Gibson, les individus ne perçoivent pas des couleurs et des formes visuellement. Ce que l'individu perçoit d'un objet est un ensemble de propriétés chargées de sens, et liées non pas directement à l'objet perçu, mais à la relation individu-objet. Gibson nomme ces propriétés les *affordances* de l'objet.

Ainsi, d'après Gibson, un arbre possède une affordance « se reposer dessous » pour un être humain, et « se percher » pour un oiseau. Un lac a une affordance « nager dans » pour certaines espèces, et « boire » pour d'autres, ou les mêmes. Gibson propose de considérer ces valeurs, ces significations des objets comme extérieures à celui qui perçoit, et comme des invariants de l'environnement. Ce faisant, Gibson refuse de faire reposer la perception sur des bases physiques, et pose plutôt la relation environnement-individu comme fondatrice de la perception.

La perception n'est dès lors plus un processus passif, comme c'est le cas en théorie classique de la perception. En effet, la perception d'une affordance est directement liée à une action possible. Le fait de percevoir induit donc les actions chez l'individu, actions choisies parmi les affordances offertes par son environnement.

En considérant que l'individu perçoit les affordances des objets, et non des variables physiques, Gibson critique la notion classique de stimulus. L'intensité et la longueur d'onde de la lumière, qui sont les stimulus visuels classiques, ne fournissent en effet pas directement d'infor-

mation utilisable par l'individu. Fonctionnellement, l'homme semble en revanche se baser sur les affordances, qui sont des informations en vue d'une action.

Gibson critique aussi la séparation des modalités sensorielles en théorie classique de la perception. En effet, c'est la combinaison de toutes les sensations qui permet à l'individu de percevoir les affordances d'un objet. Le traitement séparé d'une information sensorielle ne fournira qu'une partie de ces affordances et, de plus, certaines affordances peuvent n'être accessibles qu'à travers la combinaison des différentes modalités perceptives. Ce point nous apparaît crucial, et notre modèle Bijama, présenté dans les chapitres suivants, s'attache particulièrement à relier les différentes modalités perceptives pour permettre à leur combinaison d'être au mieux utile à l'action. Le traitement séparé dans modalités perceptives appauvrit donc le message que l'individu reçoit de l'environnement. Par exemple, pour un prédateur, c'est la combinaison d'informations olfactives, auditives, et visuelles qui lui permet de déterminer si un autre animal est, ou non, une proie valable.

Enfin, considérer que la perception fournit uniquement des informations sur l'état présent du monde rend difficile, pour Gibson, la conception d'événements qui ont une durée comme un tout indissociable. Par exemple, un chat qui se tient à l'affût, avant de bondir sur un oiseau, puis de le manger, a un comportement qu'on pourrait qualifier « de chasse ». Dans une approche Gibsonienne, on considère que la branche ou le chat se tient à l'affût a une affordance « se cacher », que l'oiseau vif a une affordance « attraper », et que mort il a une affordance « manger ». Le comportement « chasse », qui résulte de la relation entre ces affordances, n'est pas considéré explicitement, puisqu'il ne se rapporte pas à une affordance, mais à une suite d'affordances, séparées dans le temps. Ainsi, l'approche Gibsonienne nous paraît bien plus adaptée à l'étude de comportements non composés qu'à celle d'une suite d'actions requérant une planification.

Perception active et robotique

L'un des points qui nous apparaît le plus délicat dans les travaux de Gibson, lorsque nous nous plaçons dans la perspective d'une application à la robotique autonome, est le fait que Gibson cherche à s'affranchir du support physique de la perception. En effet, le champ dans lequel s'inscrit cette théorie est celui de la psychologie, et le point de vue adopté est celui d'une analyse essentiellement fonctionnelle du comportement. On peut concevoir qu'il soit, dans ce contexte, essentiel pour Gibson de forcer le trait en situant les affordances à l'extérieur de l'individu et d'insister sur le fait que notre système perceptif est dédié à capter cette qualité extérieure du monde, bien plus qu'à détecter des formes, des couleurs, des rugosités, etc... Dans la perspective qui est la nôtre, nous suivrons la voie Gibsonienne en ce sens qu'elle nous conduit à ne pas concevoir perception et action séparément, ce qui est un enseignement dont nous pensons que la robotique peut tirer le meilleur parti. Toutefois, il nous faut nécessairement nous poser en termes mathématiques la question du lien qui existe entre les stimulations de nos capteurs (par la lumière, les vibrations, ...) et la perception des affordances, et nous ne pouvons pas, comme le fait Gibson, passer ce point sous silence dans un contexte impliquant la robotique. Un point de vue très analogue a été développé par Arkin [Diaz et al., 2001], qui considère, dans une tâche de navigation, les portes comme des affordances de passages, mais calcule la présence de cette affordance en la définissant comme la présence d'une ouverture suffisamment large pour permettre le passage du robot. C'est cette nécessité qui nous conduit à étudier plus avant les travaux de psychologie où les relations entre stimulus perçus et leur inclusion dans un schéma moteur sont centrales, comme [O'Regan and Noe, 2001], à l'opposé des approches Gibsonienne.

De plus, cette thèse, et notre travail, est inspiré par une vue fonctionnelle du cortex, comme nous l'exprimerons plus avant. De ce fait, nous ne pouvons mettre de côté les résultats de la

neurophysiologie. Nous considérons donc que la perception est un processus actif, mais que l'individu traite bien les stimulus sensoriels, et notamment rétinien, et s'en sert pour construire des représentations. Ces représentations ont, pour nous, un rôle dans le choix des actions.

1.1.2 Représentations pour une planification située

Au paragraphe précédent, nous avons soutenu, avec les auteurs mentionnés, que la perception devait être un processus à envisager dans le contexte global du comportement, et par conséquent dans un contexte moteur. Ce point de vue étant posé, nous nous proposons d'aborder les notions de représentation et de planification situées, dont nous considérons le caractère moteur attribué à la perception comme une conséquence.

Représentation située

En plus de rejeter la construction d'un plan comme base de l'action, la théorie de l'action située lie fortement la perception à l'action. Elle stipule que la catégorisation résultant de la perception et l'action se co-déterminent. Cela s'oppose à la vision classique, dans laquelle perception et action sont respectivement considérées comme l'entrée et la sortie d'un système. La perception, dans la théorie de l'action située, est modulée pour servir l'action. En ce sens, percevoir, c'est déjà agir. La perception est ici un processus actif, comme dans la théorie de l'affordance de Gibson (cf. section précédente).

Comme nous le verrons au chapitre 3, notre modèle Bijama tente d'instancier ce principe. En effet, il est certes constitué de modules perceptifs et de modules moteurs, mais il met en avant un principe d'auto-organisation conjointe entre les modules, dont il résulte que l'état d'un module perceptif, après apprentissage, est très dépendant de la fonction motrice à laquelle ce module participe. Nous interprétons cela comme le fait que le module devient tellement « entaché » de contexte moteur que, dans notre modèle, la perception possède ce caractère situé. Nous laissons aux psychologues le soin d'y voir ou non les germes d'un mécanisme de construction d'affordances, mais nous soutenons que l'apport des paradigmes de perception située au niveau même des mécanismes internes d'auto-organisation est prometteur pour l'informatique et la robotique. Nous y reviendrons, et continuons de présenter le principe de perception active en nous appuyant sur des observations psychophysiques.

La perception active est un principe fondamental de la cognition, ainsi que le décrit A. Berthoz pour la vision dans [Berthoz, 1997] : l'exploration de l'espace visuel est, pour Berthoz, actif, parce qu'il est réalisé en fonction des buts de l'individu, et non en réaction à des stimuli présents dans l'environnement. Il suit en cela Merleau-Ponty, qu'il cite : « La vision est palpation par le regard » Berthoz décrit notamment une expérience révélatrice de ce phénomène : si on trace un cercle sur le sol, et qu'on essaie ensuite de le suivre les yeux fermés, on constate que notre tête se tourne naturellement non pas vers l'endroit où on porte les pieds, mais vers l'endroit où on les portera environ 300 millisecondes plus tard. Autrement dit, le regard est anticipateur du déplacement : Berthoz dit qu'on ne regarde pas où l'on va, mais qu'on va là où on regarde.

Cette idée du regard explorateur, à laquelle nous souscrivons entièrement, est également reprise par A. Noe et J.K. O'Regan dans [O'Regan and Noe, 2001]. Ils refusent de considérer la vision comme la création d'un modèle interne du monde extérieur, et la considèrent comme un mode d'exploration du monde, fondé sur la connaissance des contingences sensorimotrices. Les contingences sensorimotrices liées à la vision sont, selon eux, les effets que les actions motrices ont sur la vision. Ainsi, le déplacement du regard change la perception que l'on a des objets (cf. figure 1.6). Ces contingences doivent, de fait, être prises en compte lors de l'exploration

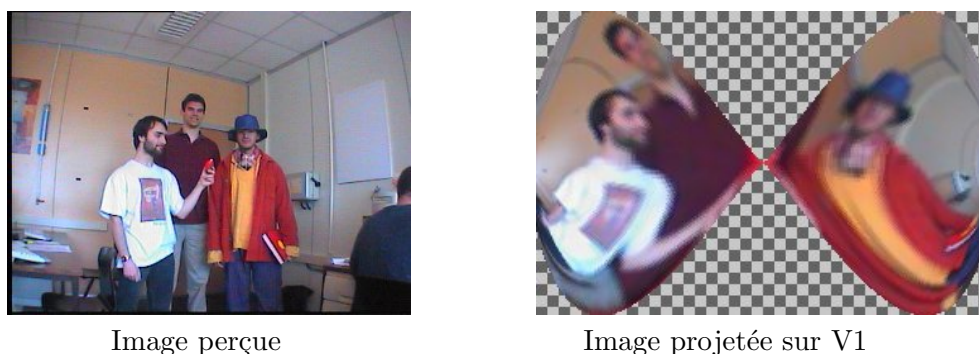


FIG. 1.6 – Déformation d’une image dans sa projection sur le cortex visuel. Les objets présents dans l’image sont déformés suivant leur position par rapport au point où se focalise le regard (au centre). D’après une modélisation réalisée dans l’équipe par H. Frezza-Buet [Frezza-Buet, 2006].

visuelle [Philipona et al., 2004]. Pour J.K. O’Regan et A. Noe, considérer la vision comme exploratrice permet d’éviter de stocker une image, un modèle du monde extérieur dans la mémoire. En effet, l’exploration permet d’utiliser le monde extérieur comme mémoire. Par exemple, lorsqu’on parle à quelqu’un, la couleur de ses vêtements n’a pas besoin d’être conservée dans notre mémoire. Lorsqu’on a besoin de la connaître, il suffit d’accéder à cette information, située dans le monde extérieur. Pour cela, il faut savoir comment accéder à l’information, i.e. connaître les contingences sensorimotrices liées à la vision, afin de diriger son regard. La seule connaissance requise pour interagir avec le monde extérieur est donc celle des contingences sensorimotrices : Dans un modèle de perception active, il est inutile de garder en mémoire une représentation interne du monde.

Une autre notion souvent associée à la perception active est celle de *multimodalité*. Nous considérons même qu’elle en est indissociable. C’est une hypothèse défendue notamment par A. Berthoz, qui reprend le concept d’affordance de Gibson, dans [Berthoz, 1997]. Pour Berthoz, comme nous l’avons dit, la perception est active parce qu’elle est anticipation, dirigée par les buts. Or ces buts s’adressent à l’environnement avec lequel l’individu interagit, c’est-à-dire à l’environnement tel que perçu à travers les affordances. Berthoz prend notamment l’exemple de la ventriloquie : on peut, en s’abstenant de bouger les lèvres, et en remuant celles d’une poupée, faire croire que la poupée parle. Ainsi, un indice visuel (le mouvement des lèvres) modifie la sensation, sonore, de l’origine d’un message parlé. L’affordance « écouter »¹, que l’on peut associer à la poupée, est donc liée à deux modalités, visuelle (les lèvres de la poupée), et sonore (les paroles prononcées). Considérer les modalités séparément ne permet donc pas de traiter correctement les affordances présentes dans l’environnement. Notre propre travail se veut d’ailleurs novateur en ceci qu’il permet de traiter ensemble différentes modalités sensorielles, en reliant les modules chargés de les traiter, comme nous le verrons dans les chapitres suivants.

Planification située

L’approche située est une théorie cognitive selon laquelle les actions et les décisions d’un individu sont directement liées aux interactions qu’il peut avoir avec son environnement. Ces interactions peuvent être rapprochées des affordances décrites dans les paragraphes précédents. L’approche située vise, de ce fait, à réévaluer la notion de *planification* développée en sciences

¹Notons que dans cet exemple, « écouter » est l’action, action qui se situe au niveau de la modalité auditive, donc au niveau sensoriel, bien plus qu’au niveau moteur au sens propre de mise en mouvement du corps.

cognitives dans le début des années 1960 [Miller et al., 1960].

Dans cette théorie hiérarchisée, l'individu effectue une séquence hiérarchisée d'opérations afin d'accomplir un but, et ce quasi indépendamment de l'environnement. De ce fait, réaliser une action revient à suivre un plan préétabli. La perception permet alors uniquement d'enrichir la connaissance du monde de l'individu. Dès lors, l'individu utilise un modèle du monde, interne et symbolique, pour générer un plan d'action. Il suit ensuite son plan pour parvenir à son but. La perception est donc, dans ce cadre, passive, comme dans le modèle classique présenté dans la partie précédente : elle n'a pas de rôle constant dans la prise de décision.

Ce type de planification, dans lequel le système suit un comportement figé, est idéal pour décrire un processus répétitif se produisant dans un environnement stable. Le fonctionnement d'un jeu de dame, par exemple, ou celui d'une chaîne de fabrication industrielle, peuvent parfaitement être décrits ainsi. En effet, dans ces deux situations, l'environnement est parfaitement maîtrisé et, de ce fait, aucun imprévu ne peut venir perturber le fonctionnement du système. Néanmoins, la théorie de l'approche située remet en cause la validité de ce modèle, pour ce qui est de décrire les actions quotidiennes d'un individu.

Le programme de recherche de l'action située, promu par Lucy Suchmann [Suchmann, 1987] notamment, vise à réintroduire l'environnement de l'activité dans l'étude des procédures cognitives. Il met l'accent sur la réactivité des systèmes face aux changements de l'environnement et sur l'auto-organisation émergente de l'activité : dans la théorie de l'approche située, c'est l'action « située » qui génère les plans, et non la planification qui détermine l'action. L'individu, ici, agit directement en fonction de ce qu'il perçoit. Suchman prend l'exemple d'une descente de rivière en canoë. On peut, en observant la rivière, préparer une manière de contourner les rochers pour réaliser la descente. Néanmoins, lorsqu'on réalise effectivement la descente de rivière, on s'adapte à la situation et on ne suit pas un plan préétabli. Le choix des actions est ici opportuniste, contrairement à ce qui se passe dans la théorie de la planification, et dans celle de la perception classique (cf. section précédente).

Dans la théorie de l'action située, l'environnement dicte donc les actions effectuées. De ce fait, l'emploi d'un modèle interne du monde extérieur, qui est à la base de la planification, devient inutile. Pour autant, la notion de planification en elle-même ne devient pas obsolète. En revanche, les plans sont construits et modifiés au cours de l'action, en fonction des perceptions de l'individu sur le moment.

Cette théorie, qui permet de concevoir des systèmes réactifs à leur environnement, est néanmoins mise en défaut dans certaines situations : Notamment, elle ne prend pas en compte le processus de raisonnement par décomposition de buts en sous-buts. Elle ne permet donc pas d'équilibrer des contraintes locales, dues à l'environnement et des contraintes globales, liées par exemple à un but que le système cherche à atteindre. Par la suite, d'autres auteurs, tels David Kirsh [Kirsh, 1995], adoptent une position moins extrême, en reconsidérant la planification. Kirsh ne rejette pas entièrement la notion de planification, mais il considère qu'elle consiste essentiellement à modifier son environnement pour faciliter l'accomplissement de tâches découlant de la perception des affordances dans l'environnement. Il prend l'exemple de l'organisation d'un plan de cuisine, qui facilite la préparation d'un repas. Kirsh place la planification dans le domaine spatial, plutôt que dans le domaine temporel, comme c'est traditionnellement le cas. Cette planification étant réalisée en fonction des affordances, sa théorie se situe dans le cadre de l'action située.

L'approche située, ainsi modulée par la prise en compte de la planification, est particulièrement bien adaptée à la résolution de problèmes en temps réel. En effet, elle permet d'expliquer comment un système tente d'atteindre un objectif en réagissant à la situation dans laquelle il se trouve en permanence, et non pas en planifiant à l'avance une succession d'actions. L'approche si-

tuée est même la seule approche possible lorsque l'ensemble des situations qu'il faudrait prendre en compte pour la planification devient trop important. En effet, pour réagir à sa situation actuelle, un système n'a besoin de considérer qu'une seule « version » de son environnement.

En revanche, réaliser une planification totale de l'action suppose de prévoir à l'avance les choix d'actions quels que soit la situation perçue. Si l'environnement est complexe, c'est-à-dire si la modélisation de sa dynamique demande la prise en compte d'un grand nombre de variables, la quantité de calculs que cela suppose peut devenir extrême. La planification est donc une solution plus adaptée lorsque la modélisation de l'environnement peut être suffisamment simplifiée, ce qui n'est en général le cas que s'il est contrôlé, comme sur une chaîne de montage robotique par exemple. L'approche située nous apparaît de ce fait bien plus à même que la planification de résoudre les problèmes multimodaux, faisant appel à différentes sensations. En effet, en multipliant les sensations, on augmente exponentiellement la complexité de la dynamique de l'environnement, ce qui rend rapidement la planification pure impraticable.

Retombées dans le domaine robotique

La robotique autonome semble un champ d'application idéal de cette approche, qui permet de concevoir un robot qui agit en fonction des modifications qu'il perçoit dans son environnement. L'étude des robots réactifs, notamment par R.A. Brooks [Steels and Brooks, 1995] est dans la droite ligne des systèmes situés. Brooks considère que l'approche De l'intelligence artificielle (IA) classique ne permet pas de réaliser des robots se déplaçant dans le mode réel, parce que la modélisation en temps réel du monde, nécessaire pour planifier des actions en IA classique, est impossible du fait de la trop grande complexité de cette modélisation. La conception de tels robots autonomes réactifs est l'un des objectifs, à long terme, de notre travail.

Les systèmes situés constituent donc un champ d'investigation intéressant pour l'informatique, puisqu'ils demandent un traitement de l'information sensorielle en temps réel en vue d'une décision. Les systèmes robotique offrent un avantage supplémentaire : la mise en œuvre effective de ces systèmes n'est possible que si l'application informatique qui les gère peut prendre en compte des entrées sensorielles réelles. Cela évite de s'orienter vers des modèles qui demandent un pré-traitement des données irréalisable en pratique. Ainsi, en s'intéressant aux systèmes robotiques, on s'assure de fonder un modèle informatique sur des bases réalistes quand aux possibilités de prise en compte des entrées sensorielles.

Enfin, dans l'approche située, le comportement d'un système n'est pas explicitement décidé à l'avance, comme c'est le cas dans un système à base de planification. Ce comportement découle de l'interaction du système avec l'environnement. Cela pourrait sembler être une limitation de cette approche : le fait de ne pas savoir à l'avance exactement comment le système va se comporter rend difficile, par exemple, une prévision de ses performances dans l'accomplissement d'une tâche. Néanmoins, nous pensons que cette notion de comportement émergent est indissociable de la capacité du système à fonctionner dans un environnement complexe. Cela pourrait même permettre, dans certains cas, d'obtenir un comportement plus performant que celui qu'on aurait pu vouloir imposer à l'avance.

Après cette étude de l'approche située, qui nous fournit des principes conceptuels pour la formation de notre modèle Bijama, nous abordons, dans la section suivante, un principe computationnel qui nous a inspiré dans notre choix d'architecture pour ce même modèle. Ce principe est celui des automates cellulaires, qui permettent d'obtenir et d'étudier des effets émergents dans le comportement d'un système.

1.2 Automates cellulaires

Nous avons déjà mentionné, au début de ce chapitre, que l'approche située suppose des paradigmes de programmation qui sortent des schémas habituels, dans la mesure où ces paradigmes doivent asseoir la conception de modules ouverts, constamment influencés par le contexte. Nous avons basé notre approche sur les automates cellulaires pour deux raisons. La première est le type particulier de traitements fournis par ces automates, comme en particulier les effets émergents, la seconde raison est que nous utilisons le fonctionnement du cerveau, ou tout du moins l'état actuel des connaissances dans ce domaine, pour guider la conception de nos algorithmes. Or le cerveau justement est constitué d'éléments de calcul en réseau, ce qui milite pour l'emploi de modules connexionnistes.

Les automates cellulaires sont un modèle de calcul que nous utilisons dans un cadre plus large que celui de leur définition, aussi nous paraît-il important de bien cerner ce cadre théorique pour situer dans les chapitres suivants la position de notre modèle par rapport à ce cadre.

1.2.1 Création et principes des automates cellulaire

Les automates cellulaires ont été inventés par Stanislaw Ulam et John von Neumann à la fin des années 40. En 1948, von Neumann a proposé un article, publié dans [von Neumann, 1951], dont une des questions centrales était de savoir s'il était possible de concevoir une machine capable de s'auto-reproduire : En effet, de manière générale, les machines produisent des objets plus simples qu'elles-mêmes. Stanislaw Ulam, collègue de von Neumann, s'intéressait aux « objets géométriques définis de façon récursive » : dans un monde divisé en cellules par une grille, l'état d'une cellule évolue en fonction de celui de ses voisines. Il suggéra alors à von Neumann d'utiliser un tel monde abstrait pour pallier les difficultés pratiques qui se posaient pour la construction de l'automate auto-reproducteur.

Von Neumann s'inspira des travaux de Turing pour ajouter un superviseur, qui lui permit de réussir à réaliser un automate auto-reproducteur [von Neumann and Burks, 1966]. L'étude des automates cellulaires a ensuite beaucoup été basée sur le jeu de la vie, inventé par Conway en 1970. La puissance de calcul de ces automates est attestée par la démonstration que le jeu de la vie permet de réaliser un calculateur universel, au même titre que la machine de Turing [Berlekamp et al., 1982].

Au sens strict, un automate cellulaire consiste en une grille de « cellules » pouvant chacune prendre à un instant donné un nombre fini d'« états ». Le temps est considéré de manière discrète, et l'état d'une cellule à un temps $t+1$ est fonction de son état au temps t , et de celui, au temps t également, d'autres cellules proches, en nombre fini, dont on dit qu'elles forment le voisinage de la cellule considérée. Toutes les cellules utilisent les mêmes règles pour calculer leur état au temps $t+1$, et l'état du système au temps $t+1$ dépend donc uniquement de ce qu'il était au temps t .

Ces automates constituent une base à partir de laquelle on peut construire un système modulaire ouvert, permettant de réaliser notamment des systèmes robotiques autonomes, dont notre propre travail se rapproche. Avant de discuter de la façon dont on peut étendre ce type d'automates, il nous paraît judicieux de présenter un automate cellulaire au sens strict, afin de mieux expliciter la base des systèmes que nous employons dans notre travail.

1.2.2 Le jeu de la vie

L'automate cellulaire le mieux connu, et sans doute le plus étudié, est le jeu de la vie. Cet automate a été inventé par J. Conway, et décrit dans un article de M. Gardner en 1970 [Gardner, 1970]. Dans cet automate, chaque cellule de la grille a deux états possibles : vivant ou mort. L'évolution de l'état d'une cellule est liée au nombre de cellules « vivantes » qui l'entourent :

- une cellule vivante ayant zéro ou une voisine vivante au temps t meurt en $t+1$.
- une cellule ayant deux voisines vivantes au temps t demeure inchangée.
- une cellule morte en t ayant exactement trois voisines vivantes vit en $t+1$.
- une cellule vivante ayant au moins 4 voisines vivantes au temps t meurt en $t+1$.

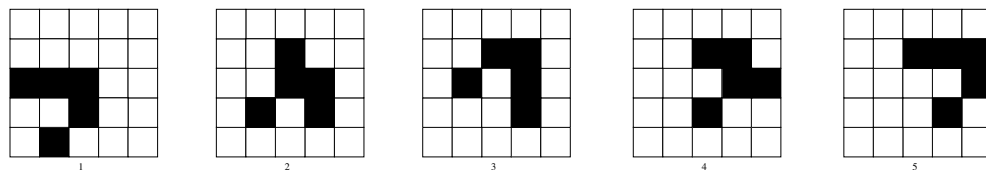


FIG. 1.7 – Évolution du jeu de la vie : ici, une figure classique du jeu de la vie : le planeur. Cette figure semble se déplacer dans la grille des automates, en se déformant et en retrouvant sa forme originelle tous les quatre pas de temps.

L'étude du jeu de la vie a consisté, pour une grande part, à découvrir les propriétés de l'automate, qui émergent au cours de son évolution. Ainsi, on a relevé la présence d'objets stables, d'objets mouvants (cf. figure 1.7) et d'objets « oscillatoires », qui suivent une succession de formes périodiques. On a également démontré que certaines configurations de l'automate étaient inatteignables par son évolution : de telles configurations ne peuvent apparaître que comme configurations de départ.

Le principe du jeu de la vie est d'une simplicité trompeuse. En fait, trouver un tel automate, simple, pouvant amener des comportements complexes est loin d'être évident. La plupart des automates que l'on peut concevoir ne permettent d'obtenir que très peu de comportements différents, et cela demeure vrai lorsque, comme nous l'avons fait dans notre travail, on étend la notion d'automate cellulaire. Ainsi, la conception d'un tel système est ardue, parce qu'elle doit permettre une grande variété de comportements distincts de l'automate. De plus, cette variété ne peut être apparente directement lors de la conception, puisque le comportement de l'automate, complexe, émerge des règles, simples, qui gouvernent son évolution.

1.2.3 Généralisation à un système perceptif

Une généralisation des automates cellulaires consiste à ajouter aux cellules des entrées extérieures au système. L'état du système à $t+1$ dépend alors de son état au temps t et des entrées extérieures. Ainsi « étendus », les automates cellulaires s'inscrivent clairement dans la perspective de l'approche située, puisque l'évolution d'une cellule est entièrement déterminée par son environnement, à savoir l'état des autres cellules et les entrées extérieures qu'elle reçoit.

Les automates cellulaires se prêtent d'ailleurs à l'étude de propriétés *émergentes* : Alors que seules les règles d'évolution des cellules sont fixées, des propriétés peuvent apparaître au niveau de l'ensemble des cellules, comme c'est le cas dans le jeu de la vie. Une telle approche, dite ascendante, est à l'opposé de l'informatique classique, qui définit les propriétés globales du système, et en déduit la configuration locale à implémenter, et dont la démarche est dite descendante. Les automates cellulaires ont permis notamment d'étudier le comportement de systèmes dont l'évolution est difficilement prévisible : évolution urbaine d'une

région [Batty and Longley., 1994], évolution d'un système écologique [Silvertown et al., 1992], écoulements de gaz [Rothman and Zaleski, 1994], très difficiles à décrire par des équations macroscopiques, ...

La conception de robots dirigés par des automates cellulaires n'a donc que peu de rapport avec la robotique classique. De tels robots vont essentiellement réagir à leur environnement, et leur comportement ne se base pas sur une planification préétablie. De ce fait, de tels robots pourraient réaliser des tâches simples dans un environnement complexe. Cela correspond à l'approche située, dans laquelle le comportement d'un système émerge au cours du temps, en fonction de son interaction avec l'environnement. En cela, les automates cellulaires pourraient permettre d'obtenir des robots dont le comportement est robuste, parce qu'il n'est pas figé. En effet, on fixe, dans cette approche, le but d'un robot, par exemple aller le plus vite possible d'un bout à l'autre d'une salle, mais pas directement son comportement, par exemple la suite de mouvements effectués par le robot. De ce fait, le robot peut adopter une trajectoire différente suivant les obstacles qu'il perçoit au fur et à mesure de son déplacement. Le comportement du robot est donc adaptatif, et non figé, et c'est cela qui permet sa robustesse. Dans le même esprit, P. Gaussier emploie des automates étendus, plus spécifiquement des réseaux de neurones, dont le comportement est basé sur celui des animaux. Ces automates sont employés pour la navigation dans un environnement a priori inconnu, et leur méthode de navigation est comparable aux techniques permettant la survie d'un animal dans un milieu changeant, donc inconnu lui aussi [Gaussier et al., 2000]. Notre propre travail apporte également des éléments en ce sens.

1.3 Étude du cerveau et traitement de l'information

L'étude du cerveau en tant que système de traitement de l'information a de multiples intérêts. Le plus évident est que le cerveau semble être le système de traitement de données le plus universel connu : Il nous permet aussi bien de résoudre des problèmes hautement théoriques, comme par exemple ceux posés par les mathématiques, ou encore le jeu d'échecs, que de produire des mouvements en s'adaptant à une situation en évolution rapide, comme c'est le cas dans un match de tennis. Par ailleurs, l'étude neurophysiologique a montré que le cerveau possède, en tant que système de traitement de données, certaines propriétés qui sont extrêmement utiles pour tout système informatique.

L'une des ces propriétés est sa faible sensibilité au bruit dans les données : Le système de traitement cérébral est très peu sensible aux anomalies. Ainsi, les données qu'il traite sont très bruitées : La répartition des capteurs photosensibles sur la rétine, par exemple, n'est qu'approximativement régulière. De plus, l'image rétinienne contient un point aveugle là où le nerf optique prend sa source sur le fond de l'oeil. Le cerveau s'accommode sans mal de ces irrégularités dans ses entrées sensorielles. Il est pourtant difficile de concevoir des systèmes de traitement de l'information artificiels insensibles au bruit.

Une autre propriété importante du cerveau est sa résistance aux pannes : le système cérébral a une faible sensibilité au mauvais fonctionnement de quelques-uns de ses éléments constituants, i.e. les neurones. La preuve en est que des neurones meurent en permanence lors de la vie d'un être humain, et pourtant cela n'affecte presque pas ses capacités cérébrales. Au contraire, le fonctionnement d'un ordinateur, par exemple, peut être mis à mal par le dysfonctionnement d'un seul de ses composants. L'étude du cerveau peut donc éventuellement nous amener à construire des systèmes artificiels plus robustes, en s'inspirant de son organisation.

Un autre avantage du système de traitement cérébral est sa capacité de réorganisation. Ainsi, lors de la croissance d'un être humain, de nombreux paramètres physiques évoluent. Par exemple,

la longueur des bras et des mains change. Cela ne change pas la capacité du cerveau à organiser le mouvement du bras et de la main pour, par exemple, écrire. La plasticité de l'organisation corticale est encore mieux illustrée par l'exemple de la zone primaire visuelle (aire V1 du cortex) chez les aveugles de naissance : cette zone serait a priori inutile chez un enfant né aveugle. Or, dans ce cas, elle sert à l'intégration de sensations tactiles [Sadato et al., 1996, Uhl et al., 1991].

Enfin, de nombreuses zones du cerveau humain ont une qualité de généralité : Dans une unique structure, qui est quasi-uniforme au moins à première vue, des informations de nature entièrement différentes sont traitées. C'est notamment le cas du cortex comme nous le verrons plus précisément dans le chapitre suivant. Ainsi, le traitement des informations tactiles et visuelles, de nature éminemment différentes, se base sur les mêmes structures dans le cortex humain [Miller et al., 2001]. De plus, toujours dans le cortex, les structures qui gèrent le traitement des sensations primaires et celles qui s'occupent de planification ne diffèrent pas radicalement. Cette homogénéité est certainement la clé des capacités de réorganisation du tissu cortical.

L'obtention d'un système de traitement de l'information aussi général, capable de traiter une multitude de problèmes différents à l'aide d'un seul « algorithme », permettrait sans aucun doute de révolutionner l'algorithmique. On pourrait objecter que des systèmes comme les moteurs d'inférences, par exemple, remplissent déjà ce rôle. Il nous semble néanmoins que de tels systèmes, même s'ils résolvent eux-mêmes de nombreux problèmes, sont difficilement adaptables à certaines classes de problèmes qu'un algorithme inspiré du fonctionnement cérébral devrait pouvoir résoudre. Ainsi, il est difficile de concevoir un moteur d'inférence à même de s'adapter de manière réactive à l'environnement, comme par exemple s'il doit gérer une descente de rivière, comme dans l'exemple que nous avons présenté pour illustrer l'approche située dans la section 1.1. En revanche, il nous semble qu'un système inspiré du fonctionnement cérébral serait plus à même de résoudre ce même problème. La conception d'un tel « programme » général est certes un but distant, mais néanmoins il suffirait à lui seul à motiver la recherche dans ce domaine.

Dans le but de reproduire au mieux les propriétés algorithmiques intéressantes du traitement cérébral, notre travail se concentre sur la modélisation fonctionnelle du cortex humain. Cela est motivé à la fois par l'existence d'une abondante littérature dans ce domaine, et par la présence dans cette structure des qualités de généralité, réorganisation et robustesse recherchées. En effet, des systèmes neuronaux plus « simples », tel le cerveau des reptiles, ont en général un rôle plus précis et moins malléable, et manquent donc de la qualité de généralité que nous recherchons.

Notre démarche de modélisation du fonctionnement du cortex n'est bien entendu pas exhaustive ; elle vise quelques propriétés de calcul dont nous pensons qu'elles sont réalisables par une architecture basée sur une extension du modèle de calcul des automates cellulaires. Un des problèmes est de choisir la granularité du modèle : les automates modélisent-ils les atomes du cerveau ? Les canaux ioniques situés sur les membranes cellulaires des neurones ? Des colonnes corticales² ? Des millimètres carrés de surface corticale juxtaposée ? Dire que l'on modélise le cortex, tout comme prendre le parti d'utiliser un modèle à base d'automates cellulaires, ne permet pas de répondre à la question de la granularité du modèle. Il nous faut choisir une granularité dans laquelle pourront s'exprimer les propriétés que nous pensons susceptibles de fonder le calcul situé, et nous verrons au chapitre 2 que nous avons retenu la colonne corticale comme unité à laquelle associer un automate cellulaire dans notre modèle. Nous proposons notre travail comme une tentative pour montrer que l'on peut, sur la base d'un calcul distribué de type connexionniste, reproduire qualitativement certaines des propriétés du traitement cortical décrites par les biologistes. Une des retombées de cette approche est que, dans la mesure où, à l'instar des auto-

²Circuits constitués de plusieurs centaines de neurones

mates cellulaires classiques, elle mise sur la notion d'émergence de propriétés de calcul, il n'est plus nécessaire, comme dans la démarche classique de conception logicielle, de pouvoir spécifier à l'avance et de façon exhaustive ce que doit faire un traitement. Ce que l'on spécifie est le fonctionnement élémentaire des automates. C'est pourquoi les études des mécanismes biologiques mis en œuvre dans le cerveau, mais aussi des considérations issues de la psychologie sur la façon dont s'organise notre comportement sont de première importance pour orienter notre travail de conception d'algorithmes.

2

Structures du cortex et modélisation

Nous avons, dans le précédent chapitre, soutenu que l'on pouvait attendre de calculs distribués à grain fin des propriétés de calcul de nature à supporter la programmation de systèmes situés, systèmes difficilement appréhendés par les approches usuelles de l'informatique. Ce constat n'est toutefois pas suffisant pour guider effectivement la conception de ces systèmes, dans la mesure où nous ne connaissons pas de règles permettant de définir, d'après les propriétés attendues du système, la nature des automates à utiliser, ni même le type de connectivité qui convient pour les mettre en réseau. De plus, et cette limitation est peut-être la plus fondamentale, on ne sait pas vraiment spécifier, au sens formel du terme, les propriétés que l'on attend du système. En effet, dire d'un robot qu'il doit savoir « tondre le gazon » est un cahier des charges assez peu constructif, car il n'est pas de nature à induire la solution, ni à évaluer la qualité d'une solution proposée. C'est pourtant dans ce contexte applicatif que se situe notre travail, et il nous faut recourir soit à un sens intuitif très aigu de la programmation des automates cellulaires, soit à l'étude d'un réseau existant, pour concevoir nos algorithmes. La nature très particulière de la programmation de systèmes à grain fin, en regard de raisonnements dont nous sommes coutumiers, rend le travail de conception d'algorithmes assez déconcertant pour qui s'y essaie. Aussi avons-nous préféré la deuxième solution : le recours à l'étude du système distribué que constitue notre cerveau, dont la capacité à « tondre le gazon » n'est plus à prouver pour la plupart d'entre nous.

Bien entendu, considérer les neurones, ainsi que le réseau d'automates qu'ils forment, comme un réseau d'automates au sens informatique du terme est sujet à une discussion bien plus générale que ce que nous souhaitons présenter ici, et nous ne nous aventurerons pas plus avant sur ce terrain. Nous affirmerons ici que l'interprétation du fonctionnement du cerveau comme celui d'un réseau d'automates est de nature à inspirer la conception de systèmes informatiques. Nous allons donc dans ce chapitre porter ce regard-là sur quelques données anatomiques et fonctionnelles du cerveau humain, en justifiant le choix du cortex qui a plus particulièrement inspiré notre travail, ce que nous montrons par une première description du modèle de calcul Bijama³ que nous avons défini.

2.1 Le cortex suivant différents points de vue appliqués.

Un premier niveau d'étude du cortex est celui des structures générales auxquelles il est lié. Ce niveau d'étude permet, comme nous allons le voir, de dégager différentes zones anatomiques du cerveau. De nombreuses études se sont efforcées de rattacher ces zones anatomiques à des

³Biologically Inspired Joint Associative MAs

fonctions qu'elles fournissent à l'être humain. Enfin, l'étude des structures cérébrales a fait un gigantesque bond en avant avec l'apparition de l'imagerie médicale, qui permet d'étudier le cerveau en fonctionnement. C'est à partir de ces études que l'on a construit des hypothèses de fonctionnement du système cérébral dans son ensemble, et que des modèles de mise en relation des différentes parties du cerveau ont été construits.

Nous nous basons en partie sur un tel modèle, [Doya, 1999]. Ce modèle considère uniquement le cervelet, les ganglions de la base et le cortex. Il propose l'hypothèse que ces structures ne sont pas tant séparées par les fonctions qu'elles assurent (traditionnellement, les ganglions de la base sont associés au contrôle du mouvement) que par les méthodes d'apprentissage qui y sont employées. Plus précisément, le cervelet est associé à l'apprentissage supervisé, les ganglions de la base à l'apprentissage par renforcement, et le cortex à l'apprentissage non supervisé. L'apprentissage par renforcement, sur lequel nous reviendrons au chapitre 7, est un apprentissage dirigé par la récompense. Lors de l'apprentissage supervisé, on apprend à reproduire une réponse connue comme exacte. Enfin, l'apprentissage non supervisé, qui est celui que nous employons principalement dans notre modèle, a pour but d'organiser les données reçues, en fonction de la répartition statistique de ces données. [Doya, 1999] propose alors que les différentes structures du cerveau coopèrent dans l'accomplissement des actions, et ne sont donc pas limitées à quelques fonctions prédéfinies, mais peuvent intervenir pour toutes les actions accomplies par un individu.

Pour ce qui concerne notre travail, comme évoqué au chapitre 1, nous avons choisi de nous focaliser sur le cortex cérébral. Pour les non spécialistes du cortex, dont nous sommes, il faut identifier des axes pour aborder la littérature sur la biologie du cortex. Nous présentons ainsi succinctement le cortex suivant l'axe anatomique, l'axe cytologique, l'axe des études fonctionnelles à partir d'observation de sujets lésés, et enfin l'axe plus récent de l'imagerie médicale. Ces différents points de vue, lorsqu'on les adopte comme nous le faisons dans une optique de conception de traitements de l'information se recoupent, se complètent, et se contredisent parfois. L'étude anatomique du cerveau permet de séparer le cortex en plusieurs zones, appelées *aires corticales*. L'analyse fonctionnelle révèle que ces zones sont impliquées dans des fonctions distinctes. Par exemple, une analyse fonctionnelle des aires V_1 et S_1 du cortex montre clairement que l'une est impliquée dans la vision alors que l'autre participe à la sensation tactile, ce qui correspond à des traitements manifestement différents. D'ailleurs, les filtres de Gabor bidimensionnels utilisés (peu aujourd'hui) en traitement d'images, sont directement inspirés des réponses de neurones de V_1 [Daugman, 1985]. Bien qu'étant fonctionnellement très spécifiées, ces aires, lorsqu'on les observe cette fois sous l'angle cytologique, se révèlent être très semblables [Miller et al., 2001]. Ce type de contradictions apparentes entre différents points de vue est justement ce qui est intéressant : le cortex est une structure uniforme capable de traiter spécifiquement des modalités radicalement différentes. Les retombées en terme d'objectifs de modélisation sont l'auto-organisation et la généralité.

Notre propre modèle s'est construit à partir de ce type de recoupements, comme c'est le cas pour les travaux antérieurs sur la modélisation de circuits corticaux, comme [Amari, 1977, Guigon, 1993, Frezza-Buet and Alexandre, 2002] par exemple, dont il est un prolongement. C'est pourquoi il nous apparaît pertinent de présenter dans les grandes lignes les différents points de vue sur la biologie du cortex, en préambule à la présentation des modèles dont nous sommes partis.

2.1.1 Étude anatomique

Les premières études du cerveau, historiquement, ont été anatomiques. On peut noter que, dès l'antiquité grecque, Hérophile (331-250 av. J.C.) étudie le système nerveux et devine que

2.1. Le cortex suivant différents points de vue appliqués.

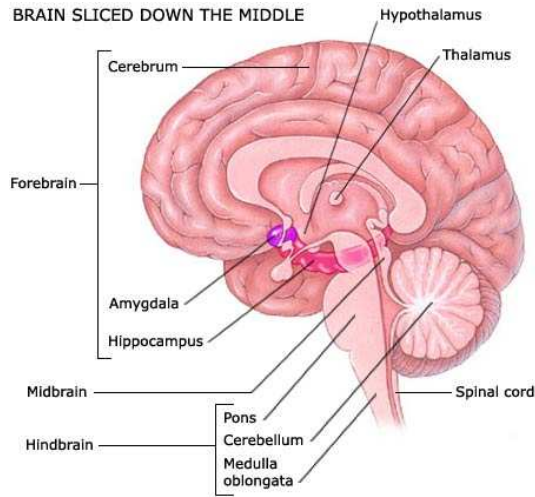


FIG. 2.1 – Vue d'ensemble du cerveau.

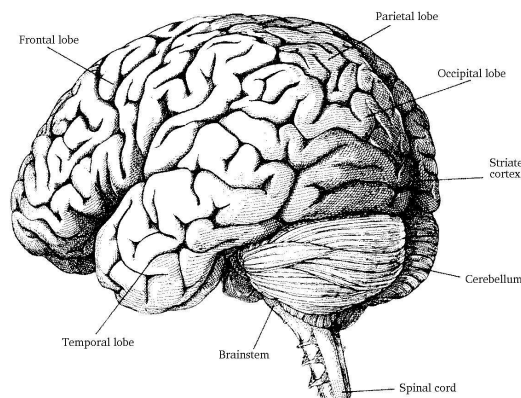


FIG. 2.2 – Vue d'ensemble des lobes du cortex, tiré de [Hubel, 1994b].

le cerveau est le siège de la pensée. Néanmoins, il demeure persuadé que toutes les affections du corps humain sont dues à des déséquilibres d' « humeurs ». Plus tard, Augustin d'Hippone (354-430 ap. J.C.), le célèbre philosophe Saint Augustin, place bien l'esprit dans le cerveau, mais dans les espaces vides, appelés ventricules, que l'anatomie a permis de découvrir : malgré les découvertes anatomiques, la nature du cerveau demeure incomprise à cette époque.

Les connaissances anatomiques sur le cerveau sont ensuite peu à peu oubliées au cours du Moyen-âge, et ne seront améliorées qu'à la renaissance. Vésale écrit en 1543 le *De Humani Coporis Fabrica*, qui comporte une description anatomique du cerveau, et plus particulièrement des nerfs et du chiasma optique. Le siècle des lumières, par la suite, est riche en documents anatomiques, comme les cires anatomiques de André Pierre Pinson (1784) et les gravures de Lecat (*Traité des passions en général et des sens en particulier*, 1767).

Les études anatomiques permettent tout d'abord d'observer une séparation entre un cerveau gauche et un cerveau droit. Elles amènent aussi à différencier plusieurs structures dans le cerveau, dont le tronc cérébral, l'hippocampe, l'amygdale, le thalamus, les ganglions de la base, l'hypothalamus, le cervelet et le cortex (cf. figure 2.1). Le cortex lui-même peut aussi être séparé en différents lobes.

L'étude de Brodmann sépare le cortex en six lobes : frontal, pariétal, temporal, occipital, limbique et insula. Plus précisément, elle distingue des zones dans le cortex, que l'on appelle aires corticales. Nous verrons que l'analyse fonctionnelle révèle que ces zones ont des fonctions différentes. Les aires corticales sont à la base des modules modaux employés dans notre modèle, sont nous avons parlé lors de l'introduction de cette thèse. Cette division du cortex, à l'origine anatomique, mais qui s'est révélée être aussi fonctionnelle, est fondamentale pour le modèle que nous développons.

Par ailleurs, la structure générale du cortex apparaît bidimensionnelle : le cortex est essentiellement une feuille chiffonnée, repliée sur elle-même dans les circonvolutions. Cette bidimensionnalité est un point essentiel, repris lors de la modélisation, dès lors que l'on parle d'aires corticales. Retenons juste pour l'instant qu'elle contraint le cortex à organiser les données qu'il traite, localement, sur deux dimensions, et ce quand bien même ces données s'expriment naturellement en plus de dimension, comme par exemple des données auditives, qui sont monodimensionnelles, ou l'orientation de la main dans l'espace, qui est tridimensionnelle. Cette contrainte, associée à la conservation des relations topologiques entre les éléments perçus, est au centre de nombreux modèles d'auto-organisation, étudiés au chapitre 4.

2.1.2 Étude cytologique

Nous nous limiterons ici à l'étude de zones du cortex. Afin d'étudier les zones corticales, on représente souvent le cortex comme une « feuille » bidimensionnelle [Hubel, 1994a] : l'épaisseur du cortex est de 2 à 3mm, pour une surface d'environ $0,2 m^2$, et ce sont les nombreux plissements du cortex qui le font apparaître tridimensionnel. Il est alors intéressant de considérer les connexions neuronales au sein d'un parie restreinte de cette surface, c'est-à-dire au sein d'une aire corticale.

Les connexions locales sont prépondérantes dans le cortex par rapport aux connexions distantes, ce qui permet d'envisager de considérer le fonctionnement d'une aire corticale séparément du reste du cortex. Les biologistes ont observé que les neurones du cortex se connectaient fortement entre eux dans des zones perpendiculaires à la surface corticale, de $30 \mu m$ de diamètre environ : ce sont les *colonnes corticales* [Ballard, 1986, Mountcastle, 1957]. Les colonnes corticales sont composées d'environ une centaine de neurones astrocytes et de neurones pyramidaux. Les neurones pyramidaux sont généralement considérés comme codant les informations qui sont

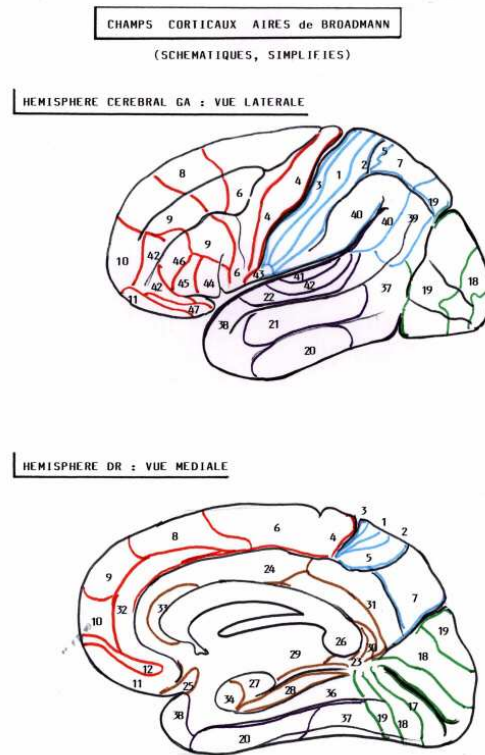


FIG. 2.3 – Classification des aires cérébrales par Broadmann.

communiquées à l'extérieur de la colonne, alors que les astrocytes ont un rôle de stabilisation de l'activité neuronale. Les unités de notre modèle, semblable informatiquement aux cellules des automates cellulaires, sont inspirées des colonnes corticales. Ces colonnes constituent donc la « brique de base » dont nous nous servons par la suite.

2.1.3 Étude fonctionnelle

L'étude fonctionnelle du cerveau a commencé au début du 19ème siècle par la phrénologie, théorie développée par Francois Joseph Gall : cette théorie voulait que les diverses zones du cerveau fussent reliées à des traits de personnalité tels que l'espoir, le courage, ... Gall pensait que la forme du crâne d'un individu était révélatrice des zones cérébrales les plus développées, et que son observation permettait donc de connaître son comportement et ses aptitudes. Il nous en reste d'ailleurs l'expression « avoir la bosse des maths ». La phrénologie a été désavouée définitivement vers la fin du 19ème siècle. Néanmoins, toute fausse qu'elle se fût révélée être, cette théorie est à l'origine de l'idée de relier certaines zones cérébrales à certaines fonctions cognitives.

Depuis lors, l'étude fonctionnelle du cerveau a été réalisée, avant l'apparition de l'imagerie médicale, à travers l'observation du cerveau de patients souffrant de troubles, comparé au cerveau de patients sains : c'est ce qu'on appelle la neuropsychologie clinique. Un exemple célèbre est celui du patient Phineas Gage : après qu'une barre d'acier lui eut détruit une partie du lobe frontal gauche en lui traversant la tête, Phineas Gage a été opéré par J.M. Harlow, et a survécu. Néanmoins, il a souffert de troubles du comportement jusqu'à la fin de ses jours. Alors qu'il était auparavant une personne travailleuse et responsable, il est devenu impatient, incapable de se

contraindre, obstiné mais capricieux, formant des plans d'avenir abandonnés aussitôt construits, selon Harlow. Sa personnalité avait été radicalement changée par l'accident, ses amis disaient de lui qu'il n'était « plus vraiment Gage ». Les troubles ont alors été considérés comme dus au dysfonctionnement de la partie du cerveau détruite. A. Damasio [Damasio, 1995], notamment, a beaucoup étudié ce cas, et a formulé l'hypothèse des « marqueurs somatiques », qui stipule l'existence d'un lien entre les lobes frontaux, l'émotion et la capacité à prendre des décisions rationnelles. Ainsi, l'étude de Phineas Gage a permis de découvrir que le lobe frontal avait une importance primordiale dans le fonctionnement comportemental de l'être humain. En étudiant de nombreux patients, la médecine a permis d'associer différentes zones du cerveau à différents troubles. À terme, c'est de ces observations qu'on a déduit le rôle, la fonction des zones cérébrales.

Ainsi, en 1861, Broca a décrit des patients qui pouvaient comprendre le langage mais étaient incapables de parler. Ces patients souffraient de lésions dans une zone précise dans l'hémisphère gauche du cortex frontal, qu'on appelle maintenant l'aire de Broca. Cette zone est donc considérée comme liée à la production de la parole. En 1871, Wernicke a découvert des personnes qui pouvaient, elles, parler ; mais étaient incapables de comprendre le langage. Elles avaient en commun une lésion d'une partie postérieure du lobe temporal, appelée aujourd'hui aire de Wernicke, qu'on a donc lié à la capacité de compréhension du langage, et plus précisément de perception des mots. Cette approche permet également de faire des prédictions : Wernicke a ainsi prédit qu'un autre type de trouble du langage serait observé chez les patients pour lesquels la liaison entre les aires de Wernicke et de Broca était déficiente. C'est effectivement le cas : cette maladie, nommée paraphasie, se caractérise par l'omission de mots, des difficultés grammaticales et l'incapacité à répéter des phrases simples.

L'étude des lésions a aussi permis de déterminer le rôle global de différentes parties du cerveau. Dans le cortex frontal, l'aire prémotrice est ainsi associée à la fabrication de séquences d'actions, l'aire motrice à la production des actions, l'aire préfrontale à la stratégie et à l'attention sélective [Fuster, 1997]. Les troubles observés en cas de lésion du cortex préfrontal sont notamment une grande distractibilité, de l'humeur, une incapacité à anticiper les conséquences de ses actions. Le patient Phineas Gage, évoqué plus haut, souffrait de plusieurs de ces troubles.

Par ailleurs, le cerveau, et notamment le cortex, possède une grande plasticité : les mêmes zones du cortex n'ont pas nécessairement, d'un sujet à l'autre, la même fonctionnalité. C'est notamment le cas, comme nous l'avons évoqué au chapitre précédent, de la zone visuelle primaire, V1, chez les aveugles de naissance : on a pu montrer que, pour eux, cette zone du cortex était activée par des sensations tactiles, notamment lorsqu'ils essaient d'imaginer un objet, ou qu'ils lisent un texte en braille [Uhl et al., 1991, Sadato et al., 1996]. Cette plasticité du cerveau se retrouve, plus simplement, lorsqu'on observe que les frontières fonctionnelles des zones du cortex varient beaucoup d'un sujet à l'autre. Néanmoins, on peut faire grossièrement correspondre les zones repérées lors de l'étude lésionnelle avec celles fournies par l'étude anatomique. Comme nous l'avons déjà signalé, le découpage du cortex en aires corticales situées anatomiquement, et responsables de fonctions spécifiques, fournit l'inspiration pour les zones chargées de différentes modalités dans notre modèle.

Pour autant, l'étude des lésions a ses limites : le fait qu'un patient souffrant d'une lésion dans l'aire de Broca ne puisse pas parler ne prouve pas pour autant qu'elle est la seule zone du cerveau impliquée dans la production de la parole, ni d'ailleurs que la production de parole soit son seul rôle. Si l'on admet l'hypothèse qu'à chaque aire du cortex correspond une fonction cognitive, il est clair que le déficit cognitif observé lors d'une lésion permet de déduire que c'est la zone lésée qui assure cette fonction. Néanmoins, cette hypothèse est contestable, et l'on peut aussi supposer, à partir des mêmes constatations cliniques, qu'une fonction cognitive est répartie sur la surface corticale, mais que la lésion de certains endroits empêche toute la fonction

de s'exprimer. Il nous apparaît qu'il ne faut pas trop se hâter à attribuer un rôle à chaque aire corticale, d'après les études lésionnelles. D'ailleurs, l'influence énorme du système vestibulaire (qui permet de percevoir l'accélération du corps et son inclinaison, à l'aide de capteurs situés dans l'oreille interne) sur les neurones dits visuels, mentionnée par Berthoz [Berthoz, 1997], est là pour rappeler que V_1 n'est pas uniquement alimenté par des informations visuelles. La connectivité du cortex fait que V_1 est massivement reliée à bien d'autres aires.

Néanmoins, malgré ces réserves, les études lésionnelles restent selon nous un bon moyen d'investigation de fonctionnement du cortex, si l'on se garde de les utiliser comme prétexte pour défendre une vue trop modulaire du cortex, prompt que nous sommes à projeter le système de pensée humain sur les objets que nous étudions. Nous n'ouvrons pas la discussion, passionnante, sur la pertinence d'étudier le cerveau à l'aide de notre cerveau, nous contentant simplement de souligner la dérive que pourraient induire les études lésionnelles pour un modélisateur.

2.1.4 Imagerie médicale

L'étude lésionnelle a une limitation majeure : elle ne permet d'étudier que le fonctionnement de patients présentant des lésions, et de plus ces lésions sont différentes pour chaque patient, ce qui limite les conclusions que l'on peut tirer sur le fonctionnement du cerveau. L'imagerie médicale, elle, permet d'étudier le cerveau de patients sains, et donc de réaliser des comparaisons entre le fonctionnement normal du cerveau, et celui d'un cerveau lésé.

Depuis l'apparition de l'imagerie médicale moderne (EEG et IRM notamment), on peut également observer l'activité cérébrale de personnes pendant qu'elles accomplissent une activité donnée. Ainsi, il est par exemple possible de déterminer quelles zones du cortex sont actives lorsqu'on observe différents mots [Hauk and Pulvermuller, 2004] : cela permet d'observer que différentes zones du cortex sont actives suivant que le mot employé est lié à une activité des mains (prendre par ex.) ou des pieds (marcher par ex.). De telles études ont permis d'avancer grandement la compréhension du rôle de certaines zones cérébrales. Néanmoins, ces données restent difficiles à interpréter : Une zone cérébrale peut être inactive aussi bien du fait de l'absence d'excitation que de celui d'une inhibition. De même, une zone cérébrale active peut avoir reçu une excitation, mais aussi une désinhibition (une inhibition de ses neurones inhibiteurs), comme c'est fréquemment le cas dans les ganglions de la base. L'imagerie médicale ne donne donc pas directement la fonction des zones cérébrales, elle ne peut que fournir des pistes. Néanmoins, cette approche est la base, à l'heure actuelle, de la classification des zones cérébrales.

L'étude des structures générales du cortex par imagerie médicale contribue elle aussi à séparer le cortex en différentes zones, auxquelles on tente ensuite d'attribuer une fonction. Ce niveau d'observation est idéal pour déterminer une « carte » du cerveau. Il permet également, grâce à ces techniques, de dresser un diagnostic de patients souffrants de troubles mentaux. En revanche, il est impossible, à ce niveau d'observation, d'expliquer le fonctionnement des mécanismes cérébraux qui produisent les fonctions observées : Savoir que l'aire V_1 du cortex est indispensable pour la fonction visuelle ne permet de connaître ni l'organisation, ni le rôle exact des neurones de V_1 .

2.2 Cartes et colonnes corticales

Après avoir brièvement présenté ces différents points de vue sur le cerveau, nous abordons maintenant différents modèles, qui se veulent représentatifs de la réalité biologique du cortex. Ceux que nous étudions dans cette section ont en commun de se situer au niveau de granularité des colonnes corticales.

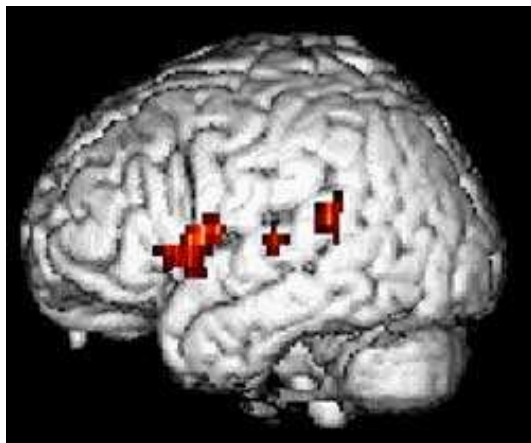


FIG. 2.4 – Image IRM fonctionnelle d'un cerveau pendant une tâche de générations de mots. Les zones mises en évidence sont celles où on remarque une activité importante durant l'exécution de la tâche.

2.2.1 Modèle des colonnes corticales de Burnod

L'étude anatomique du cortex a permis de découvrir que sa structure était laminaire : le cortex peut être séparé dans son épaisseur en 6 couches, chaque couche ayant une fonction propre (cf. figure 2.5). Nous présentons schématiquement leurs rôles respectifs, une description plus complète peut être trouvée dans [Burnod, 1989]. Les couches I à III ont essentiellement pour rôle de gérer la liaison entre les colonnes corticales. Cela comprend à la fois les liaisons avec des colonnes proches, nécessaires aux mécanismes de compétition dont nous parlerons au chapitre 4 et les liaisons avec des zones plus distantes du cortex, qui permettent la mise en relation multimodale que nous étudierons dans le chapitre 3. La couche IV reçoit les entrées sensorielles depuis le thalamus. Son épaisseur est variable dans le cortex : importante dans le cortex sensoriel, mais quasi-nulle dans le cortex moteur et associatif. Les couches V et VI fournissent l'information corticale à d'autres structures du cerveau (cf. figure 2.5).

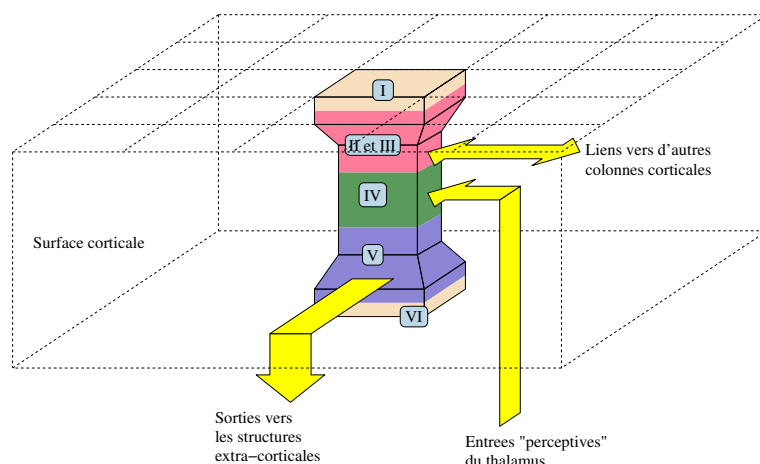


FIG. 2.5 – Modèle de colonne corticale, d'après [Frezza-Buet, 1999]. La surface corticale est une juxtaposition de colonnes similaires à celle détaillée ici.

Dans le modèle qu'en donne Burnod, la colonne corticale est l'unité fonctionnelle élémentaire

du cortex. C'est d'ailleurs le choix que nous ferons pour notre modèle. Pour Burnod, une colonne corticale a trois états d'activation possibles : inhibée, sensibilisée et activée. La colonne est inhibée lorsqu'elle ne reçoit pas d'entrée excitatrice. Lorsque la colonne reçoit uniquement des entrées corticales, ou bien uniquement des entrées thalamiques, elle est dite sensibilisée. Les neurones pyramidaux de la colonne sont alors facilement excitables. Enfin, lorsque la colonne reçoit à la fois des entrées thalamiques et corticales excitatrices, elle est activée.

La colonne corticale, dans ce modèle, peut propager son niveau d'activité « sensibilisée » aux autres colonnes du cortex, mais ne peut relayer l'information à l'extérieur du cortex que si elle est activée. De ce fait, une colonne sensibilisée va « appeler » d'autres colonnes du cortex, qui, après apprentissage, favorisent l'activation de son entrée thalamique. En fait, la propagation de l'appel à travers le cortex mène jusqu'aux colonnes motrices, qui peuvent, elles, être activées même en l'absence d'entrée thalamique. Les actions motrices provoquent alors un changement dans la situation perçue, donc dans les entrées thalamiques. Si l'apprentissage a été effectué, la colonne appelante a alors une entrée thalamique active, donc peut elle-même s'activer. La notion d'appel a été explicitement modélisée au sein de l'équipe Cortex du Loria dans [Alexandre et al., 1991, Blanchet and Alexandre, 1995, Frezza-Buet, 1999, Rougier, 2000], dans le prolongement desquels s'insère mon propre travail, bien qu'il ne mette pas cette notion en avant.

2.2.2 Modèle de colonne corticale de Guigon

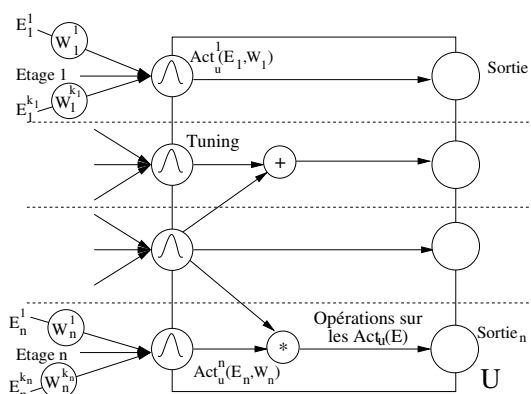


FIG. 2.6 – Modélisation d'une colonne corticale, d'après [Guigon, 1993]. La colonne est formée de plusieurs étages, chacun recevant un type d'entrées, les entrées E étant pondérées par des poids W . Chaque étage reconnaît les entrées de la même manière qu'un neurone à prototype (cf. section 2.3.5) et fournit une activité Act . L'activité de certains étages est alors modulée par celle d'autres étages. L'ensemble des activités ainsi modifiées (ou non, suivant les étages), forme la sortie de la colonne.

Le modèle de Burnod, comme nous l'avons dit, considère la colonne corticale comme l'unité computationnelle élémentaire du cortex. Une modélisation des colonnes corticales a été réalisée dans ce cadre, et dans le domaine de la biologie, par Emmanuel Guigon [Guigon, 1993]. Dans ce modèle, la colonne corticale est considérée comme un automate à plusieurs étages. A chaque étage, une entrée spécifique (visuelle, auditive, provenant d'une autre zone spécifique du cortex) est fournie. Chaque entrée est alors comparée à un prototype pour fournir une activité, comme dans les neurones à prototype présentés dans la section suivante. L'activité d'un étage est alors éventuellement modulée, suite à un apprentissage, par celle des autres étages. Les résultats sont

les valeurs de sortie de ces étages (cf. figure 2.6). En considérant la colonne corticale comme unité computationnelle, ce modèle permet de réaliser des calculs plus complexes que dans un simple neurone. Il s'éloigne de la réalité biologique en considérant les étages de la colonne corticale uniformément, au contraire des couches du cortex biologiques, qui ont un rôle différencié. En contrepartie, ce modèle offre une grande souplesse computationnelle. Ces travaux ont évolué vers des modèles plus dédiés aux transformations de coordonnées dans les fonctions sensori-motrices, ce que nous détaillerons dans le chapitre 7.

2.2.3 Organisation des cartes corticales

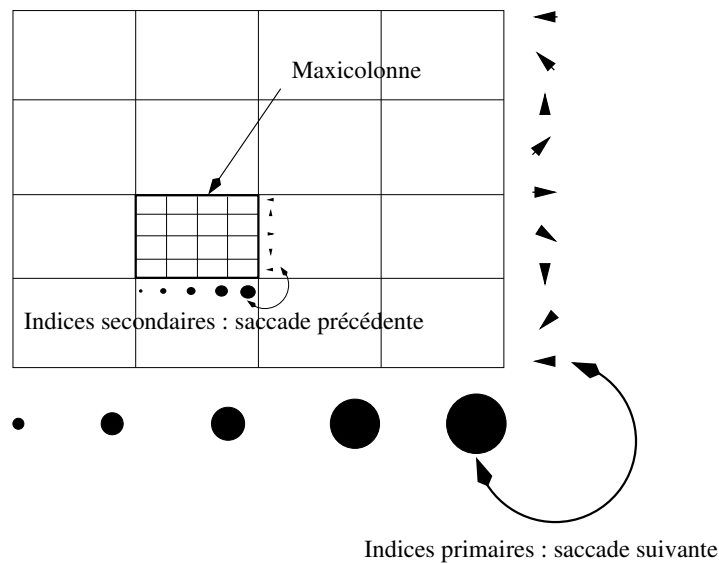


FIG. 2.7 – Représentation schématique de l'organisation topologique du champ oculaire frontal, en fonction des indices primaires et secondaires, d'après [Ballard, 1986] : la carte est organisée horizontalement selon l'intensité de la saccade à produire, et verticalement suivant son orientation. Cette organisation est reproduite au niveau local, pour la saccade précédente.

Les colonnes corticales proches, chargées de traiter des informations du même type (visuelle, auditive, ...), forment les cartes corticales, qui sont la modélisation des aires corticales observées lors des études anatomiques et fonctionnelles du cortex. Nous utiliserons ces cartes corticales dans notre modèle pour représenter des modules chargés de modalités spécifiques. Ballard [Ballard, 1986] décrit comment elles sont organisées topologiquement sur chacune de leurs deux dimensions de surface suivant le gradient d'un paramètre. Ces deux paramètres (un par dimension) sont appelés *indices primaires* de cette carte. D'autres informations peuvent être présentes dans la carte. Les paramètres leur correspondant interviennent à un niveau local dans la topologie de la carte, et sont appelés *indices secondaires*. Pour chaque valeur d'indices primaires, l'ensemble des valeurs des indices secondaires est représenté [Ballard, 1986]. Ballard prend l'exemple du champ oculaire frontal, qui gère les saccades oculaires, dans lequel il semble que les indices primaires soient les coordonnées polaires (ρ , θ) de la saccade oculaire à venir et les indices secondaires les coordonnées polaires de la saccade précédente (cf fig 2.7).

Ce modèle d'organisation permet d'expliquer schématiquement la manière dont le cortex représente une information multidimensionnelle sur sa surface. En revanche, il n'explique pas la séparation entre indices primaires et secondaires, pas plus que la manière dont l'information

s'organise. Pour nous, la présence d'indices primaires est essentiellement liée aux connexions de la carte corticale considérée avec d'autres zones du cortex, voire avec d'autres parties du cerveau : comme il sera détaillé dans le chapitre suivant, l'architecture même des connexions influe sur l'organisation de la carte corticale. Quant à la méthode d'organisation, elle est modélisée, selon nous, dans les modèles d'auto-organisation, que nous allons maintenant aborder.

2.2.4 Cartes auto-organisatrices de Kohonen

Le modèle des cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen, 1988], ou SOM (Self-Organizing Map), utilise un mécanisme d'apprentissage non supervisé, qui sera présenté en détail dans le chapitre 4. Nous abordons juste ici la structure neuronale de ce modèle, sans entrer dans les détails de son fonctionnement. Ce modèle présente, selon nous, les principes de la méthode permettant aux cartes corticales de former une organisation, telle qu'on l'a décrite dans la section précédente. Une SOM est une carte bidimensionnelle, composée de neurones à prototypes, c'est-à-dire de neurones qui comparent leurs entrées à un profil d'entrées préférentiel, appelé prototype. Ces neurones sont présentés dans la section suivante. Toutes ses unités reçoivent la même entrée e . De ce fait, la carte modélise en fait une maxicolonne du cortex, qui est un rassemblement de minicolonnes ayant des entrées proches et des réponses distinctes aux mêmes entrées (cf. figure 2.7).

Au cours de l'apprentissage, les différentes unités répartissent leurs prototypes, i.e. l'entrée auxquelles elles sont la plus favorable, dans l'espace des entrées, afin de représenter au mieux la distribution des entrées qui est présentée à la carte. De plus, les unités sont liées entre elles par une topologie de grille, qui correspond à la carte corticale. Deux unités proches sur la grille ont, de ce fait, tendance à posséder des prototypes proches dans l'espace des entrées. C'est en cela que la carte de Kohonen représente une méthode permettant d'organiser des cartes corticales suivant des indices (secondaires en fait), comme présenté dans la section précédente.

Afin de conserver l'analogie d'une SOM avec une maxicolonne, nous appellerons dans la suite les unités des colonnes. La redondance des colonnes au sein d'une maxicolonne permet de traiter différentes configurations des entrées, et assure une résistance aux dégradations du réseau : des colonnes proches dans la maxicolonne répondent de manière optimale à des configurations d'entrées proches. De ce fait, en présence d'une dégradation du réseau, la colonne excitée sera proche de celle qui le serait dans un réseau intact.

Dans le modèle de Kohonen, les colonnes sont reliées entre elles, comme on l'a dit, par une relation topologique. Celle-ci est modélisée par des connexions dont l'importance décroît avec la distance entre colonnes sur la carte. Notre propre modèle a une organisation et un fonctionnement inspirés par ce modèle, ainsi qu'il sera détaillé plus avant. Présentons maintenant le principe de fonctionnement du modèle des SOM :

Lorsqu'on présente une entrée au réseau, chaque colonne calcule son activité en fonction de la proximité entre son prototype et l'entrée. Cette activité est une fonction décroissante de la distance entre entrée et prototype. La colonne de la carte qui présente la plus forte activité est la colonne gagnante. Cette colonne est alors considérée comme excitée ainsi que, dans une moindre mesure, les colonnes voisines. On dit qu'elles appartiennent à la « bulle » d'activité de la carte, qui est une zone centrée autour de l'unité gagnante. Les colonnes excitées, durant une phase d'apprentissage, rapprochent leurs prototypes de l'entrée présentée. On présente successivement de nombreuses entrées à la carte, et les étapes de reconnaissance et d'apprentissage sont répétées pour chaque exemple.

Les colonnes de la carte auto-organisatrice de Kohonen, au cours de l'apprentissage, modifient leurs prototypes afin de représenter au mieux la répartition des entrées (cf. figure 2.8), tout en

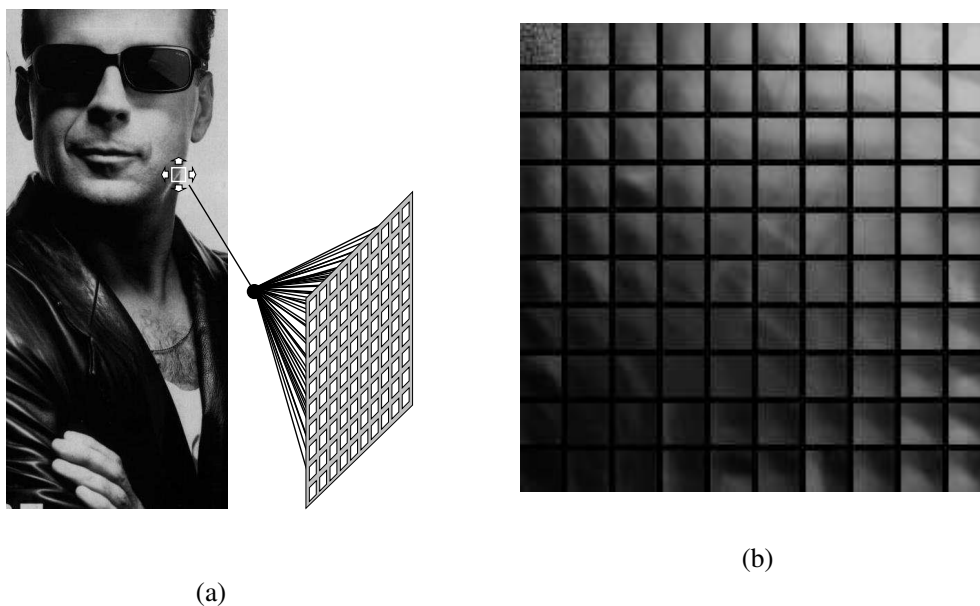


FIG. 2.8 – Apprentissage d’une carte de Kohonen, qui catégorise des imagerie, d’après [Frezza-Buet, 1999]. (a) On présente à la carte des imagerie tirées d’une image. (b) Chaque unité de la carte se spécialise, lors de l’apprentissage sur une imagerie, qui est son prototype. Les prototypes, représentés ici, sont semblables pour des unités proches. De plus, l’ensemble des prototypes couvre au mieux l’ensemble des imagerie fournies en entrée à la carte, tirées de l’image en (a).

respectant au mieux leur relation de topologie de grille : Les colonnes proches sur la carte représentent des entrées proches dans leur espace propre.

2.3 Modélisation des neurones individuels

2.3.1 Le neurone biologique

Les composants élémentaires du système nerveux, donc du cerveau, sont des cellules appelées neurones. Ces cellules possèdent plusieurs prolongements. Le principal prolongement d’un neurone est son axone. Cette fibre transmet les impulsions électriques, appelées potentiels d’action (PA), émises par le neurone, et se ramifie à son extrémité pour former l’arbre axonique. Les autres prolongements du neurone sont les dendrites, qui forment des ramifications appelées arbres dendritiques (cf. figure 2.9), et reçoivent l’information fournie par les axones d’autres neurones. Il existe de nombreux types de neurones différents, qui ont été différenciés par les neuroanatomistes, notamment d’après les travaux de Santiago Ramon y Cajal à la fin du 19ème siècle (cf. figure 2.10).

2.3.2 Neurone de McCulloch et Pitts

L’un des premiers modèles de neurone a été proposé dans [McCulloch and Pitts, 1943] par McCulloch et Pitts. Dans leur modèle, un neurone est un automate à seuil à L entrées et une sortie. Une entrée peut être soit active (1), soit passive (0). L’état d’activité de toutes les entrées définit alors une séquence binaire d’entrée de L bits noté (x_1, \dots, x_l) . L’état du neurone est alors

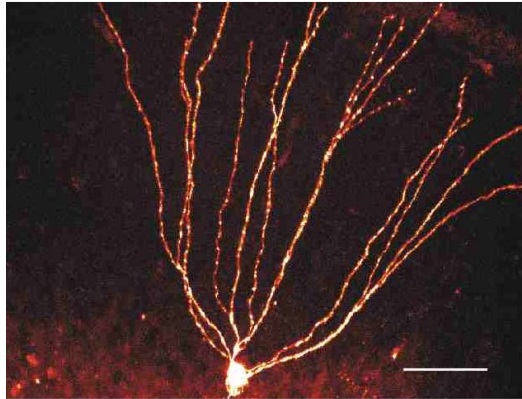


FIG. 2.9 – Neurone granulaire, coloré avant photographie. D'après [Wang et al., 2000]

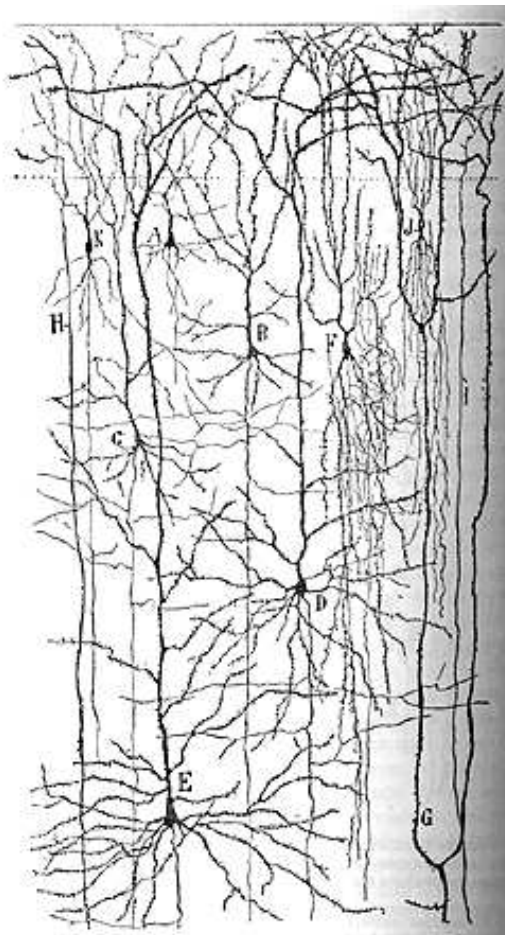


FIG. 2.10 – Dessin des niveaux superficiels du cortex humain par Santiago Ramon y Cajal. A-E : cellules pyramidales, F-K : autres neurones

donné par la comparaison entre la somme des entrées et un seuil prédéfini s . Si la somme excède le seuil, le neurone est excité ; sinon, il est au repos. Un neurone excité émet un potentiel d'action, représenté par la valeur 1 en sortie du neurone. Un neurone au repos a une valeur de sortie de 0. Les signaux d'entrée sont modulés par des poids synaptiques (w_1, \dots, w_l) . La valeur de sortie y du neurone est donnée par :

$$y = \theta\left(\sum_{i=1}^L w_i x_i - s\right) \quad (2.1)$$

Dans cette formule, $\theta(x) = 0$ si $x < 0$, et $\theta(x) = 1$ sinon. McCulloch et Pitts ont démontré que leur modèle de neurone pouvait simuler le fonctionnement de n'importe quelle fonction logique en combinant des neurones. Leur modèle a donc permis de réaliser que les neurones artificiels pouvaient permettre de réaliser des opérations logiques. Cette avancée a néanmoins été réalisée en utilisant un modèle abstrait du neurone. De ce fait, il ne permet pas de reproduire le comportement, notamment temporel, des neurones biologiques. Afin de mieux comprendre le fonctionnement des neurones biologiques, d'autres modèles ont vu le jour, qui permettent de mieux aborder, notamment, la création de potentiels d'actions en réponse à des impulsions électriques dans les neurones. Nous allons maintenant étudier l'un des plus connus, le modèle de Hodgkin-Huxley.

2.3.3 Modèle de Hodgkin-Huxley

Le modèle d'axone présenté par Hodgkin et Huxley en 1952 [Hodgkin and Huxley, 1952] a été obtenu en observant l'axone géant du poulpe. Il vise à reproduire le comportement spatio-temporel des axones de neurones biologiques. Il modélise donc les échanges ioniques entre l'intérieur de la membrane du neurone et le milieu extérieur. En effet, ces échanges constituent les potentiels d'action (PA) tout au long des axones et dendrites d'un neurone. Il sépare les échanges ioniques entre un canal sodium, un canal potassium et un canal supplémentaire, regroupant tous les autres échanges ioniques. Ce modèle peut être appréhendé via une analogie électrique : la membrane du neurone est considérée comme un condensateur, et les canaux potassium, sodium, et autres sont représentés par des résistances (cf. figure 2.11).

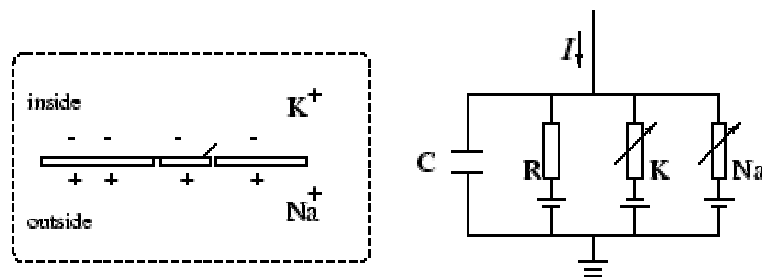


FIG. 2.11 – Analogie électrique du modèle de Hodgkin-Huxley pour une portion d'axone.

A l'aide de cette analogie, en appelant I_c le courant passant dans la membrane, et I_r les courants passant dans les différents canaux ioniques, on peut écrire la loi de conservation :

$$I(t) = I_c(t) + \sum_r I_r(t) \quad (2.2)$$

Le courant I_c peut s'écrire Cdu/dt , où u est la tension entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane et C la capacité de la membrane. Les courants I_r , eux, dépendent de la conductance

des différents canaux g_{Na} , g_K , g_L . De plus, tous les canaux ne sont pas ouverts en même temps. La probabilité qu'un canal soit ouvert est décrite par des variables m , n et h . Hodgkin et Huxley ont écrit les courants I_r sous la forme :

$$\sum_r I_r = g_{Na} m^3 h (u - E_{Na}) + g_K n^4 (u - E_K) + g_L (u - E_L) \quad (2.3)$$

Les paramètres E_{Na} , E_K et E_L sont appelés potentiels de renversement, et sont empiriques, tout comme les conductances. Les variables m , n et h sont elles-mêmes décrites par des équations différentielles dépendant de u qu'on peut écrire comme :

$$\frac{dm}{dt} = -\frac{1}{\tau_m(u)} (m - m_0(u)) \quad (2.4)$$

Les fonctions $\tau_m(u)$ et $m_0(u)$ sont empiriques, et ont été obtenues à partir des observations de Hodgkin et Huxley sur l'axone géant du poulpe. Des équations semblables régissent n et h .

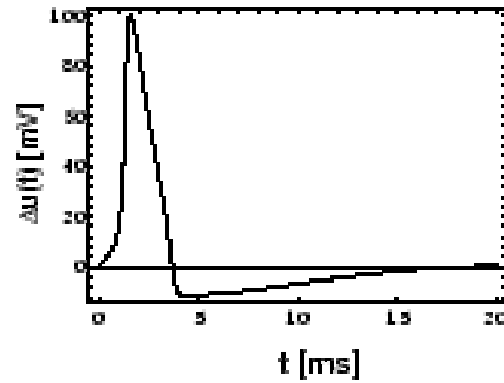


FIG. 2.12 – Réponse du modèle de Hodgkin-Huxley à une forte impulsion électrique à $t=0$. On observe un potentiel d'action, suivi par une période réfractaire ($u < 0$) de l'axone.

Ce modèle permet d'expliquer la formation et la propagation de potentiels d'actions le long d'un axone (cf. figure 2.12). Plus généralement, ce modèle permet d'expliquer le comportement des neurones biologiques en présence de différents stimulus. Enfin, ce modèle peut être considéré comme étant à l'origine des différents modèles de neurones impulsifs. Une étude approfondie du sujet pourra être trouvée dans [Gerstner and Kistler, 2002a]. Ce modèle est essentiellement utile pour la modélisation biologique : sa complexité permet difficilement la modélisation d'une grande assemblée de neurones. Par conséquent, il n'est pas adapté pour notre modèle, qui se destine à la modélisation d'assemblées de neurones.

2.3.4 Neurones impulsifs

Le modèle de Hodgkin-Huxley, pour complexe qu'il soit, a néanmoins l'avantage de préserver l'aspect temporel de la réponse neuronale. En effet, les neurones répondent aux entrées qu'ils reçoivent en émettant des impulsions, aussi appelée spikes. Des modèles moins coûteux à implémenter, mais mettant en avant cette caractéristique, ont été conçus. Nous présentons ici l'un d'entre eux, le modèle SRM_0 , décrit dans [Gerstner et al., 1976].

Ce modèle permet de calculer l'évolution du potentiel de membrane d'un neurone entre l'émission de deux potentiels d'action. On décrit dans ce modèle l'effet de l'émission d'un potentiel d'action par un neurone i à l'aide d'une fonction $\eta(t - t_i^{(f)})$, où $t_i^{(f)}$ est l'instant où le

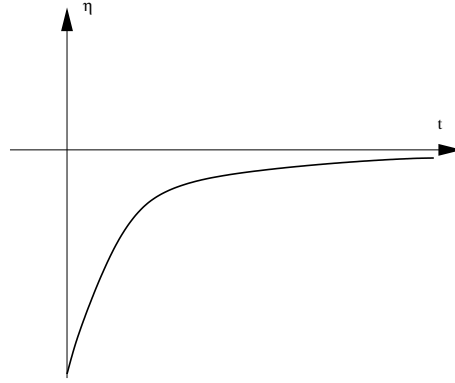


FIG. 2.13 – Exemple de fonction η pouvant être employée dans le modèle SRM_0 . Cette fonction simule la période réfractaire d'un neurone, après avoir émis un spike.

neurone i a émis un potentiel d'action (cf. figure 2.13). Un potentiel d'action est déclenché par le neurone i lorsque son potentiel de membrane atteint une valeur seuil \mathcal{V} . La réponse du neurone i à une impulsion du neurone j est pondérée par une valeur fournie par une fonction ϵ_{ij} . Soit t_i l'instant où le neurone i a émis son dernier potentiel d'action, et U_{rest} le potentiel au repos d'un neurone. Le potentiel de membrane U_i du neurone i entre l'émission de deux potentiels d'actions est alors décrit en fonction des instants $t_j^{(f)}$ où le neurone j émet des potentiels d'action par :

$$U_i(t) = \eta(t - t_i) + \sum_j \sum f \epsilon_{ij}(t - t_j^{(f)}) + U_{rest} \quad (2.5)$$

La fonction $\eta(t)$, appelée η -kernel, représente la réaction du potentiel de membrane du neurone à l'émission d'un potentiel d'action. Cette fonction est nulle pour $t < 0$, puis fortement positive pendant un court laps de temps, lorsque le neurone émet le potentiel d'action, et négative ensuite. Elle devient quasi-nulle pour t suffisamment grand. La forme de cette fonction, et surtout celle de sa partie négative, est essentielle pour déterminer la fréquence maximale à laquelle le neurone peut produire un potentiel d'action : en effet, tant que η a une valeur négative importante, le neurone est en période réfractaire ($U_i \ll U_{rest}$), et il n'émet pas de potentiel d'action. On écrit en général η sous la forme :

$$\eta(t - t^{(f)}) = -\eta_0 e^{-\frac{t-t^{(f)}}{\tau_{recov}}} \quad (2.6)$$

τ_{recov} définit la période durant laquelle le neurone demeure en période réfractaire, et η_0 l'intensité de cette période réfractaire.

La fonction $\epsilon_{ij}(t)$, appelée ϵ -kernel, décrit la réponse du neurone i à un potentiel d'action émis par le neurone j (cf. figure 2.14). Si on suppose que la synapse de l'axone de j vers la dendrite de i est excitatrice, cette réponse est nulle pour $t < 0$, positive pour $t > 0$, et décroissante à partir d'une valeur t' , qui représente le temps que le neurone met à « intégrer » la réception du potentiel d'action qu'il reçoit à partir du moment où il a été émis. On néglige dans ce modèle l'influence de la période réfractaire sur ϵ : normalement, un potentiel d'action reçu en période réfractaire n'a presque aucune influence sur le potentiel de membrane, ce qui est pris en compte dans le modèle SRM général. La valeur maximale $\epsilon(t')$ de ϵ détermine combien de potentiels d'action émis par j sont nécessaires pour que U_i atteigne la valeur seuil \mathcal{V} à laquelle le neurone i émet un spike. La vitesse de décroissance de ϵ après t' détermine combien de temps le neurone garde la « mémoire » d'avoir reçu un potentiel d'action.

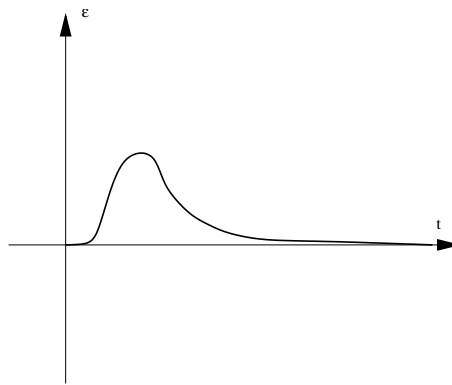


FIG. 2.14 – Exemple de fonction ϵ pouvant être employée dans le modèle SRM_0 . Cette fonction simule la réponse d'un neurone à un spike reçu dans une synapse excitatrice.

Les neurones impulsifs réagissent plus fortement à des spikes si ceux-ci sont synchronisés. En effet, les ϵ -kernel atteignent alors tous leur maximum en même temps, et le potentiel de membrane à la réception d'impulsions simultanés est élevé, ce qui provoque l'émission d'un potentiel d'action. En revanche, si des spikes sont reçus graduellement dans le temps, alors les ϵ -kernel correspondant n'ajoutent pas leur maximum, et bien plus de spikes arrivant sont nécessaires pour provoquer l'émission d'un potentiel d'action. Cette propriété permet la création de groupes de neurones synchronisés, qui réagissent fortement aux impulsions les uns des autres, comme nous le discutons plus en détail dans le chapitre 3.

2.3.5 Neurones à prototype

Ballard, en opposition aux neurones à réponse monotone, propose un modèle de neurone dit neurone à prototype [Ballard, 1986]. La réponse de ces neurones n'est pas monotone, comme celle des neurones de McCulloch et Pitts, mais correspond à la proximité entre l'entrée reçue par le neurone et l'entrée préférentielle du neurone, appelée prototype. Ce neurone réalise donc un filtre « passe-bande » des entrées, centré sur son prototype.

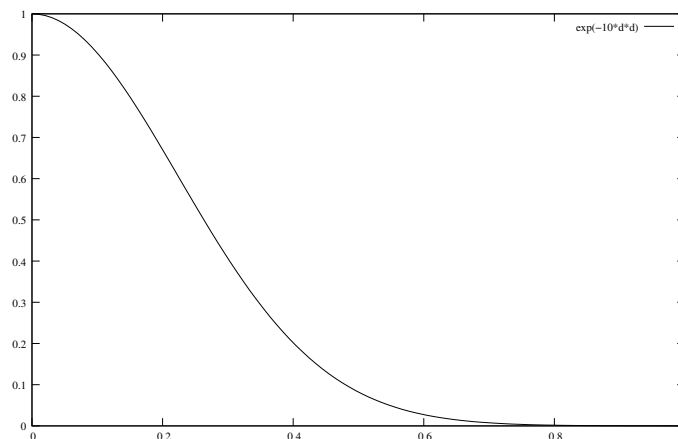


FIG. 2.15 – Activité d'un neurone à prototype en fonction de la distance $d = \sqrt{\sum_{i \in [1..n]} (e_i - p_i)^2}$ entre le vecteur qu'il reçoit en entrée E et son prototype P . L'activité est maximale pour $E = P$, reste importante si E et P sont proches, et est faible dès qu'ils diffèrent significativement.

Typiquement, si un considère que le neurone reçoit en entrée un vecteur $E = (e_1, \dots, e_n)$, il possède un prototype $P = (p_1, \dots, p_n)$. Une distance d , qui n'est pas nécessairement euclidienne, est alors calculée entre E et P . L'activité du neurone est donnée par une fonction $f(d)$, décroissante en d et minorée par 0. Une fonction classique est la fonction exponentielle décroissante. Dans le cas d'une distance euclidienne, l'activité du neurone est alors :

$$A = e^{-\alpha \sum_{i \in [1..n]} (e_i - p_i)^2} \quad (2.7)$$

α est un paramètre réglant la sensibilité du neurone. La figure 2.15 montre la réponse neuronale pour un sensibilité $\alpha = 10$. Les neurones à prototype sont utilisés notamment dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen, présentées dans la section précédente. Leur principe d'activation est également utilisé dans notre modèle, comme nous allons maintenant l'expliquer.

2.4 Principe de fonctionnement et structure du modèle Bijama

Dans le modèle Bijama, nous souhaitons étudier les zones corticales et leur interaction, afin de pouvoir considérer des informations multimodales représentées sur un ensemble de cartes corticales. Cela nous permet de concilier l'idée que la perception forme un tout indissociable dans notre expérience quotidienne, que nous percevons des affordances comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, avec la multiplicité des zones corticales chargées de traiter les différentes informations sensorielles. Considérer les neurones individuellement est irréaliste pour notre propos, puisqu'une aire corticale comporte de l'ordre de 10^5 neurones par mm^3 , et que nous voulons en modéliser plusieurs. Nous faisons donc le choix de ne pas considérer le niveau de détail du neurone individuel. Par là-même, nous faisons l'hypothèse que l'étude des neurones individuels n'est pas nécessaire pour comprendre le fonctionnement global des aires corticales.

A l'extrême opposé, considérer chaque aire corticale comme une entité indissociable, c'est-à-dire considérer l'organisation générale des structures corticales, nous obligerait à stipuler explicitement le fonctionnement des aires corticales. Cela n'est pas ici notre propos, puisque nous souhaitons étudier la dynamique d'apprentissage dans le cortex, afin de pouvoir reproduire artificiellement les propriétés d'adaptabilité du cortex.

Par conséquent, le modèle Bijama considère les aires corticales comme des cartes, et utilise comme entité indissociable simple la microcolonne corticale. Cela permet aux unités de notre modèle d'effectuer plusieurs calculs complexes, tout en représentant chacune un échantillon particulier d'une modalité sensorielle. Le modèle de microcolonne utilisé est par certains points analogue à celui proposé par E.Guigon dans [Guigon, 1993], présenté dans la section 2.2. Les cartes corticales de notre modèle sont chargées de représenter les modalités sensorielles, ou le lien entre ces modalités.

Nous avons choisi, pour effectuer ce travail, une architecture inspirée de celle des automates cellulaires décrits dans le chapitre précédent. Ce choix nous a permis de créer un modèle dont le comportement global n'est pas directement implémenté, mais émerge de l'interaction entre les unités le composant. D'autre part, dans notre modèle, les différentes modalités sensorielles sont traitées séparément dans des cartes d'unités dédiées. Le comportement émergent permet la formation d'une perception unifiée à partir de ces cartes. En effet, il provoque un traitement des entrées sensorielles, et un apprentissage des unités qui conserve une cohérence multimodale à travers les cartes du modèle, et instaure une coopération entre les unités des différentes cartes modales. Ce résultat, nous le montrerons dans la conclusion de cette thèse, est selon nous la plus importante innovation apportée par notre travail.

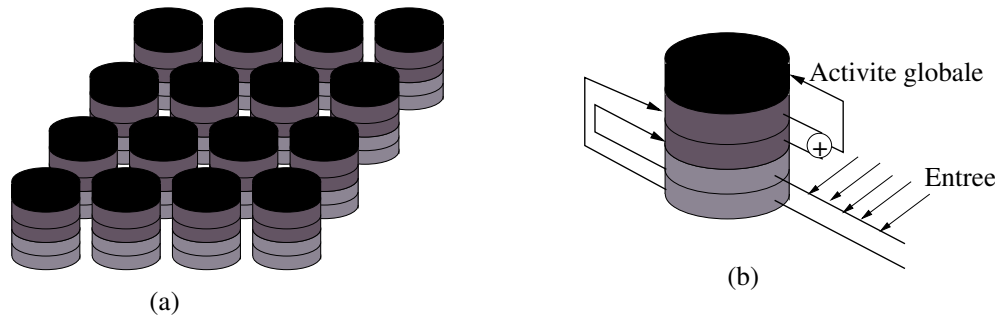


FIG. 2.16 – Principe du modèle Bijama. (a) Regroupement des unités en carte corticale. (b) Une unité reçoit des entrées (gris clair). Chaque type d'entrée donne lieu à une activité de reconnaissance, obtenue en comparant les entrées reçues à un prototype interne, spécifique au type d'entrée. Les activités de reconnaissance sont regroupées pour former l'activité de sortie A^* (en noir).

Nous présentons maintenant le principe de fonctionnement de notre modèle, qui sera étudié suivant les thématiques de la multimodalité, de la compétition et de l'apprentissage dans les chapitres 3, 4 et 5 respectivement. Nous justifierons dans ces chapitres les choix algorithmiques que nous exposons.

Chaque unité de notre modèle effectue plusieurs calculs de reconnaissance, afin de prendre en compte séparément l'influence des modalités externes, représentées dans d'autres unités, auxquelles elle est soumise, ainsi qu'une éventuelle information, dite thalamique, correspondant à la modalité propre de la carte à laquelle appartient l'unité. Les différentes activités de reconnaissance ainsi obtenues sont ensuite intégrées dans l'unité pour obtenir une activité de reconnaissance globale, que nous notons A^{R_g} .

Un point important dans notre travail consiste à relier les « cartes corticales » composant notre modèle, pour permettre la construction effective d'une représentation multimodale distribuée. Un obstacle majeur, d'un point de vue computationnel, est l'impossibilité de relier toutes les unités de ces cartes deux à deux. Nous avons choisi, pour contourner ce problème, d'adopter une connectivité inter-cartes limitée, inspirée du cortex, qui consiste à relier des bandes orientées d'unités dans les cartes. Ce choix crucial détermine la manière dont les différentes cartes s'organisent les unes par rapport aux autres, en imposant que les unités des différentes cartes formant un tout multimodal cohérent soient reliées via les bandes d'unités inter-cartes. De plus, ce choix, associé à notre volonté de pouvoir relier un nombre quelconque de cartes entre elles, nous a conduit à employer des cartes de forme ronde, afin de permettre l'emploi de n'importe quelle direction de connexion pour les bandes corticales.

Au sein de chaque carte, nous avons instauré une compétition entre unités, basée sur leur reconnaissance globale A^{R_g} , afin de déterminer les unités représentant au mieux à un instant donné la sensation de la modalité gérée par la carte. Cette compétition fournit pour chaque unité une activité A^* , appelée *activité globale* de l'unité. Afin de conserver le caractère distribué et local de notre modèle, nous nous sommes inspiré du mécanisme de relaxation de la CNFT. Ce mécanisme a été modifié pour limiter les effets de bords inhérents aux mécanismes sommatoires de la CNFT, notamment en employant des maxima à la place de sommes.

Enfin, nous avons conçu un système d'apprentissage, basé sur les activités après compétition des unités, qui permette d'obtenir la mise en place de l'organisation mutuellement contrainte des cartes corticales, due à la connectivité inter-cartes en bandes orientées. Ce mécanisme se traduit, au niveau local d'une unité, par la résolution d'un compromis entre des contraintes d'organisa-

tion locales, liées aux informations « thalamiques » de la carte, et des contraintes d'organisation globale, résultant des connexions inter-cartes. C'est ce mécanisme, que nous avons déjà mentionné comme un des résultats novateurs de notre travail, que nous avons appelé apprentissage conjoint.

Une carte corticale est donc, dans notre modèle, un assemblage bidimensionnel de colonnes corticales. Les colonnes corticales reçoivent chacune plusieurs entrées. Chacune de ces entrées est traitée séparément, et fournit une activité partielle. Ces activités partielles sont ensuite combinées par un « et » logique pour fournir une activité de regroupement A^{R_g} , à partir de laquelle est calculée, par un mécanisme de compétition interne à la carte, l'activité globale A^* . L'état d'une colonne ayant une forte activité globale correspond alors à l'état activé du modèle de Burnod. Lorsqu'une colonne de notre modèle a une activité partielle importante, mais que les autres activités partielles sont nulles, l'activité globale est elle-même faible, voire nulle. Cela correspond à l'état sensibilisé des colonnes de Burnod. Enfin, en l'absence d'activités, la colonne est désactivée. Une différence notable entre notre modèle et celui des colonnes de Burnod, ainsi que celui de Guigon est que, dans notre modèle, une colonne n'a qu'une valeur de sortie : son activité globale. Lorsqu'une colonne est sensibilisée, de ce fait, seule la valeur de l'activité globale, faible, est transmise aux autres colonnes du modèle : la différenciation entre l'information fournie à des structures extra-corticale et l'information fournie aux autres colonnes corticales n'existe pas, contrairement au modèle de Burnod présenté dans la section 2.2.1.

L'organisation des colonnes corticales dans notre modèle correspond à celle des neurones dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen, présentées dans la section 2.2 : les colonnes corticales sont placées sur une grille bidimensionnelle, représentant une carte corticale (cf. figure 2.16(a)), et sont localement reliées par des liaisons dont l'importance décroît avec la distance entre les colonnes.

Nous empruntons également au modèle de Kohonen l'utilisation des neurones à prototype présentés dans la section précédente : Les activités calculées à partir de chaque entrée le sont en comparant l'entrée et un prototype interne à l'entrée, comme c'est le cas dans ces neurones. Nous gardons également le principe d'une « bulle » d'activité globale, qui désigne une zone concentrée de la carte corticale dans laquelle sont regroupées toutes les unités ayant une forte activité globale. Néanmoins, dans notre modèle, cette bulle d'activité est directement un produit de la compétition intra-carte entre unités, et non, comme dans les cartes auto-organisatrices, une construction a posteriori de la compétition. Cela sera détaillé au chapitre 4.

Les trois chapitres suivants vont nous permettre d'éclairer différentes facettes de notre modèle. Plus précisément, nous allons présenter successivement la manière dont sont implémentées les notions de relation multimodale, de compétition et d'apprentissage dans Bijama. Dans le chapitre 6, nous décrivons et discutons ensuite toutes les composantes du fonctionnement de Bijama.

Mise en relation multimodale

Nous avons étudié, dans le chapitre précédent, différentes modélisations du cortex. Nous avons vu que, dans le cortex, certaines zones corticales traitent en particulier un type de sensation, comme par exemple V1, qui traite la sensation visuelle. Ces zones fonctionnelles, qui correspondent à des zones anatomiques, sont les aires corticales. Nous avons justifié notre choix d'un modèle de cartes corticales, qui modélisent les aires corticales, dans lequel les colonnes corticales sont les unités de base, notamment par notre désir d'étudier les interactions entre aires corticales.

Dans ce cadre, la perception « globale » d'affordances, telle que décrit par Gibson, ne peut se produire que si les différentes modalités sensorielles sont reliées. En effet, une affordance est un tout multimodal, qui correspond à la reconnaissance d'une possibilité d'action. Conserver les sensations visuelles, auditives, ... séparées ne permet pas d'obtenir un tel effet, et conduit à considérer la perception comme passive, ainsi que nous en avons discuté au chapitre 1. Cette mise en relation des différentes modalités fait l'objet du présent chapitre. Ayant décidé de nous inspirer de la biologie pour construire notre modèle, nous étudions tout d'abord les liaisons physiques entre les aires corticales dans le cortex. Cette étude est ensuite accompagnée d'une réflexion sur la manière dont on peut concevoir la mise en relation des différentes parties constituantes d'un même « objet » perceptif. Ce problème, appelé problème du binding dans la littérature, est central dans la problématique de la perception multimodale. Nous présentons, afin de nous en inspirer pour notre travail, différents modèles dont les principes de fonctionnement nous paraissent aptes à permettre le binding multimodal. Enfin, nous montrons comment nous avons réalisé la mise en relation des cartes corticales dans le modèle Bijama, en limitant le nombre de connexions employées afin de le rendre réalisable d'un point de vue computationnel, et les contraintes que cela implique sur l'organisation des cartes corticales.

La question posée par ce chapitre, et à laquelle notre modèle, comme les autres travaux évoqués ici, tente d'apporter un élément de réponse, est de savoir s'il y a, du point de vue du traitement de l'information, un intérêt à éclater les différentes composantes de la scène globalement perçue sur la surface du cortex. Cet éclatement est-il à la source des extraordinaires capacités de traitement du cortex, ce qui justifierait alors l'intérêt de son étude pour l'informatique, ou est-il au contraire le simple fait de l'anatomie du système nerveux, auquel cas il est judicieux de voir comment le cortex s'accommode de cette présentation peu favorable de l'information ? Nous laissons cette question en suspens dans ce chapitre, qui présente des éléments pour nourrir cette réflexion. Toutefois, nous montrerons lors de la conclusion de cette thèse que la conception de notre modèle est le fruit de l'adhésion à la première de ces deux hypothèse (cf. chapitre 6).

3.1 Relations multimodales dans le cortex

Le cortex traite, dans différentes aires (cf. chapitre 2), les différentes modalités sensorielles : toucher, vue, ouïe, ... Ces différentes modalités, ainsi que nous l'avons vu au chapitre 1, doivent être considérées ensemble, et non indépendamment les unes des autres, pour permettre la sélection des actions chez l'homme et l'animal. Au niveau cortical, cela signifie que les aires corticales en charge des modalités sensorielles doivent être reliées. Les relations ainsi établies sont appelées liaisons *multimodales*. En effet, ces relations n'appartiennent en propre à aucune modalité spécifique sensorielle, mais elles sont liées à plusieurs de ces modalités. Notre but, dans ce chapitre, est de reproduire la capacité du cortex à former à partir de sensations dont le traitement est dispersé sur la surface corticale un tout multimodal cohérent, qui nous permet de percevoir des affordances et non un ensemble de sensations déconnectées les unes des autres. C'est cette capacité que nous appelons « mise en relation multimodale ».

Ce problème de mise en relation est déjà perceptible, d'après nous, au sein d'une modalité unique. Par exemple, dans le domaine visuel, les neurones traitant des zones limitées de l'image rétinienne doivent être en relation pour permettre la prise en compte d'objets trop grands pour être traités dans une seule de ces zones. Ballard [Ballard, 1986] remarque que la mise en relation intégrale de tous ces N senseurs demanderait N^2 liaisons, ce qui est irréalisable chez l'homme du fait du nombre important de senseurs dont il dispose (ne serait-ce qu'au niveau du nerf optique, on considère que le nombre d'axones est de l'ordre de 10^6) : le nombre de liaisons nécessaires est tout simplement bien trop grand.

Une solution est alors de ne mettre en relation que certains neurones, par exemple, au niveau visuel, ceux qui traitent des zones proches les unes des autres sur la rétine. La limitation des connexions neuronales se fait aussi en reliant des neurones sensoriels, non pas directement entre eux, mais chacun à un même neurone, ce qui permet alors de combiner la perception des différentes parties d'un même objet suivant une ou plusieurs modalités sensorielles. On dit alors que le neurone « cible » des liaisons appartient à un niveau de représentation différent de celui des neurones d'origine, car il permet la prise en compte d'objets plus « globaux » que les neurones qui lui fournissent de l'information.

Ces niveaux de représentation sont souvent considérés comme formant une structure hiérarchique. Cette structure est alors vue comme permettant plus facilement de lier les modalités les unes avec les autres à un niveau d'abstraction plus élevé. Cette vision hiérarchique est par exemple adoptée dans le modèle classique de la perception présenté au chapitre 1. La structure corticale qui est présentée dans la vision hiérarchique est néanmoins rigide, et ne permet que difficilement de comprendre la plasticité des zones cérébrales (cf. chapitre 2). De plus, nous pensons que la mise en relation des modalités se fait directement au niveau des neurones qui traitent les différentes modalités sensorielles, appartenant aux aires corticales directement reliées aux sensations (V_1 pour la vision, S_1 pour la sensation tactile, ...). En effet, dans le cas contraire, le cortex effectuerait un traitement séparé des informations sensorielles, avant de les combiner. Une telle approche amène à concevoir un système hiérarchique, dans lequel on construit des représentations sur lesquelles seront basées les actions. Comme nous l'avons expliqué au chapitre 1, la perception est alors passive, elle n'est pas directement source de l'action. Nous sommes bien plus en faveur d'une approche Gibsonienne de la perception, dans laquelle la combinaison des différentes modalités sensorielles permet à un individu de connaître les affordances des objets dans son environnement. La perception de ces affordances multimodales implique, pour nous, que les aires corticales traitant les modalités sensorielles sont directement en relation les unes avec les autres.

La manière dont les différentes zones du cortex sont reliées demeure alors une question

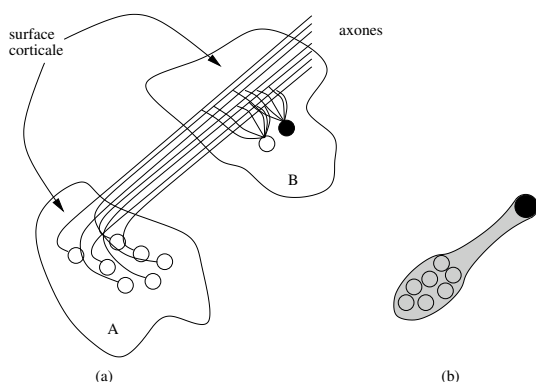


FIG. 3.1 – (a) Bande modulaire dans le cortex : Les neurones de la carte A envoient des axones dans la même direction, qui sont captés par les arbres dendritiques des neurones de la carte B. (b) Représentation graphique utilisée dans notre modèle pour représenter la bande modulaire captée par un neurone.

primordiale. L'étude du cortex permet d'observer des « bandes » modulaires [E.G.Jones, 1975, Goldman-Rakic, 1981], faisceaux d'axones, suivant la même direction, qui proviennent de neurones situés dans la même aire corticale. Cela permet de supposer que deux aires corticales données sont reliées entre elles suivant une direction de connexion unique par une telle « bande » (cf. figure 3.1). Cette hypothèse sera retenue par notre modèle (cf. section 3.3).

3.2 Problème du Binding

Quand je regarde une pomme, les affordances, comme « manger » par exemple, que je peux en percevoir, sont obtenues grâce à la perception de l'objet « pomme » dans son entièreté : ne serait-ce que visuellement, cela comprend sa forme et sa, ou plutôt ses, couleurs. Or la perception visuelle se fait au travers de la rétine qui, directement, fournit une multitude d'informations locales de couleur. La perception de la pomme implique donc de regrouper toutes les informations rétiniennes y afférant. Si on considère, de plus, les autres modalités sensorielles, la perception de la pomme implique aussi de relier l'objet visuel à son odeur, à la texture de sa surface lorsqu'elle est touchée, et à son goût lorsqu'on la mange.

Ces informations sont contenues dans plusieurs zones corticales distinctes, comme nous venons de le rappeler, et la mise en commun des informations entre ces zones, y compris au sein d'une même modalité sensorielle, est rapidement apparue comme un enjeu majeur de la modélisation. La nécessité de gérer de telles relations a été mise en évidence dans le problème dit du *binding*. Ce problème a été explicitement formulé par von der Malsburg [von der Malsburg, 1981], même si des instances en avaient été repérées bien plus tôt par Rosenblatt [Rosenblatt, 1961], qui se demandait comment associer la forme d'un objet avec sa position dans l'image perçue. Il consiste à comprendre comment le cerveau parvient à relier les différentes informations relatives à un objet, qui sont éparpillées dans tout le cortex, pour former une vue unifiée de l'objet. En effet, lorsque plusieurs objets sont présents dans l'environnement, ce qui est le cas courant, chaque objet va activer des neurones codant, ne serait-ce que visuellement, sa forme, sa couleur, sa position, son mouvement, ... Pour former une vue unifiée des objets, il faut alors effectuer séparément pour chaque objet une liaison entre les différents neurones actifs dont l'activité est relative à cet objet.

La perception d'un objet en tant qu'entité unique ne peut se faire qu'en liant toutes ces

données. De plus, il ne suffit pas de lier toutes les données de forme à toutes celles de couleur, par exemple, car on va alors confondre les différents objets présents : Si, par exemple, on perçoit un carré de couleur claire et un rond de couleur sombre, la liaison des données de forme et de couleur risquerait de provoquer la perception d'un carré sombre (cf. figure 3.2).

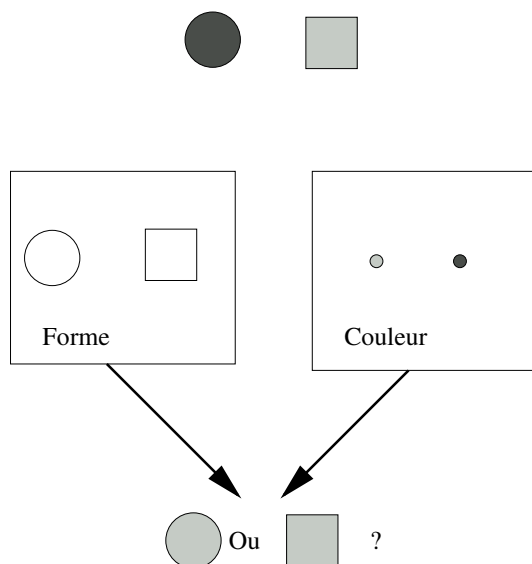


FIG. 3.2 – Illustration du problème du binding : lorsqu'un individu perçoit un carré de couleur claire, les informations de forme « carré » et de couleur « clair » sont situées en des endroits distincts du cortex, sur des cartes corticales distinctes. Il est alors nécessaire de créer un mécanisme permettant de relier ces deux informations, sans quoi on peut très bien par exemple associer « clair » à une autre forme.

Le problème du binding consiste à lier toutes les données constituant la perception d'un objet, tout en gardant séparées les perceptions des différents objets. On pourrait imaginer rassembler dans une zone corticale toutes les sensations, ce qui supprime le problème. Néanmoins, une telle approche rend presque impossible l'organisation des sensations. En effet, les données fournies par les organes sensoriels au cortex sont l'ensemble des états d'activation de milliers de récepteurs sensoriels. La combinatoire nécessaire à une telle opération est tout simplement irréalisable. Vouloir manier toutes les sensations ensemble revient à traiter un ensemble de données contenant des informations visuelles, auditives, tactiles, ... sans disposer d'un indicateur du type d'information correspondant à une donnée de l'ensemble. Il est bien plus facile de traiter les différentes modalités sensorielles chacune avec un module dédié, et cela correspond à la séparation des informations dans différentes aires dans le cortex. Pour autant, la perception d'un objet dans sa globalité implique que ces modules ne doivent pas être étanches les uns des autres. La manière dont cette liaison est réalisée, i.e. le problème du binding, est un problème complexe, que le cortex résout suivant un mécanisme encore inconnu, voire plusieurs mécanismes distincts : une fois reliés les éléments constitutifs d'un objet suivant une modalité (couleur et forme pour la vision, par exemple.), il faut de plus relier les sensations relatives à cet objet suivant les différentes modalités entre elles (afin de déterminer qui vous parle lors d'une conversation, par exemple.). Il n'y a pas à l'heure actuelle, à notre connaissance, de consensus pour dire qu'un mécanisme unique est à l'œuvre pour ces deux étapes.

Notre modèle s'attache justement à organiser conjointement les modules inspirés des zones corticales en charge de différentes modalités, afin de leur permettre de construire des représen-

tations communes. En cela, nous proposons un modèle d'organisation corticale qui permet et facilite la construction d'assemblées multimodales de neurones corticaux. Une telle assemblée est un ensemble de neurones, ou plutôt de colonnes corticales dans notre modèle, qui sont reliées entre elles afin de pouvoir représenter plusieurs modalités du même objet. Une telle assemblée pourrait par exemple relier les neurones qui reconnaissent l'odeur d'une pomme et ceux qui reconnaissent sa présence visuelle. La reconnaissance de l'objet « pomme », avec ses affordances, découle alors de l'activation des différentes composantes de cette assemblée. Les mécanismes permettant et soutenant de telles constructions peuvent s'apparenter à ceux liés au binding, puisque le binding peut être vu comme la constitution d'assemblées de neurones. C'est pourquoi nous allons étudier les modèles et les mécanismes employés pour résoudre les problèmes du binding. Plus précisément, la partie du problème du binding la plus étudiée est sans doute celle du binding visuel, à laquelle nous allons nous intéresser maintenant.

3.2.1 Binding visuel

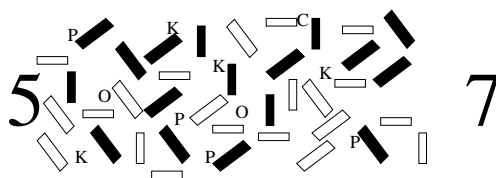


FIG. 3.3 – Expérience de Treisman montrant les conjonctions illusoires [Treisman, 1982] : On montre à un sujet l'image en lui demandant si les chiffres sur le côté sont impairs. On retire ensuite l'image, et on demande si l'image contient les lettres 'P', 'Q', 'R'. On demande ensuite si elle contient une barre verticale claire, et une barre horizontale sombre. Si le sujet se trompe voir un 'R', un 'Q', ou une barre horizontale sombre, il s'agit d'une conjonction illusoire.

La mise en relation des diverses informations visuelles a été abondamment étudiée, depuis les réflexions à ce sujet de Rosenblatt [Rosenblatt, 1961]. Un passage en revue des avancées dans ce domaine est proposé dans [Brose, 1999]. La mise en relation des contours, des couleurs, et d'une position dans l'image perçue permet de former un objet situé unique. Cette mise en relation dans le domaine visuel est abordée ici à titre d'exemple, en vue d'une généralisation au cas multimodal. Expérimentalement, cette mise en relation se révèle problématique lorsqu'on présente brièvement des objets colorés, et qu'on demande à un sujet de les décrire. On observe alors un phénomène, dit de conjonction illusoire : Le sujet décrit souvent des objets hybrides, formés de la couleur de l'un des objets présentés, et de la forme d'un autre. L'expérience classique permettant d'observer cela a été relatée dans [Treisman, 1982] (cf. figure 3.3) : on présente au sujet un ensemble de chiffres, sur lequel les sujets doivent se concentrer, accompagnés par des lettres et des lignes colorées. Interrogés sur les lettres et les lignes colorées, le sujet se trompe fréquemment. Notons ici que cela met en valeur le rôle de l'attention dans le binding, sur lequel nous reviendrons dans le paragraphe suivant. D'autres auteurs ont depuis étudié de nombreux cas de conjonctions illusoires [Prinzmetal et al., 1986, Egeth et al., 1984].

Ces expériences se soumettent néanmoins à une critique commune : il est difficile de déterminer si les conjonctions illusoires sont présentes dans la perception du sujet, ou bien dans la mémoire qu'il en a. Cet aspect des choses a notamment été discuté par Tsal [Tsal, 1989]. En effet, on demande au sujet ce qu'il a perçu après que la perception elle-même a lieu. Par conséquent, le sujet peut se tromper non seulement à cause d'une erreur de perception, mais aussi

parce qu'il ne se souvient pas correctement de ce qu'il a vu.

Malgré la difficulté à les interpréter, ces expériences ne montrent pas moins que le cortex, s'il peut réaliser le binding visuel, a néanmoins des difficultés à le faire. Sa capacité en ce domaine semble limitée, notamment en ce qui concerne les objets auxquels on ne prête pas attention. On pourrait pourtant penser que cette intégration des données visuelles peut se faire via la simple mise en commun des éléments qui correspondent aux mêmes emplacements visuels dans les différentes zones corticales : en mettant en correspondance la forme perçue dans une zone de l'image rétinienne, avec la couleur perçue au même endroit de cette image, mais dans une autre zone corticale, on devrait pouvoir directement obtenir la perception d'un objet coloré. En réalité, cela est impossible, parce que les zones de l'image rétinienne « traitées » par les colonnes corticales sont bien trop grandes dans les aires chargées de la forme, telles *V4*, où les récepteurs des neurones sont 5 à 7 fois plus grands que dans *V1* [Desimone and Schein, 1987]. De ce fait, plusieurs objets peuvent être situés dans le champ récepteur d'une même colonne corticale.

Le binding visuel ne peut donc être résolu par une simple mise en correspondance d'éléments, dans les différentes zones traitant la vision, perçus à partir du même champ récepteur rétinien. Les deux théories qui paraissent les plus prometteuses pour réaliser le binding visuel sont l'implication du phénomène d'attention, et la réalisation du binding par la corrélation temporelle, qui font l'objet des prochaines sections.

3.2.2 Rôle de l'attention

Les expériences de binding visuel mettent notamment en évidence le rôle de l'attention : les conjonctions illusoire sont obtenues lorsque le sujet ne prête pas attention aux éléments présentés. C'est pourquoi, dans l'expérience de Treisman et Schmitt [Treisman, 1982], on demande aux sujets de se concentrer sur des chiffres présentés en même temps que des formes colorées, avant de poser des questions sur les formes. L'étude lésionnelle montre elle aussi l'importance de l'attention pour le binding : Des dégâts dans les lobes pariétaux, considérés comme importants dans le phénomène d'attention, causent des conjonction illusoire [Friedman-Hill et al., 1995].

On a aussi montré qu'en présence de deux stimuli, l'un étant bien reconnu, et l'autre mal, la réponse d'un neurone dépend du stimuli auquel on porte attention [Moran and Desimone, 1985]. Tout se passe donc comme si l'attention restreignait la capacité de réponse du neurone au stimulus attendu. De ce fait, l'attention augmente l'acuité des neurones, par exemple leur résolution spatiale dans le cas visuel. Desimone et Duncan [Desimone and Duncan, 1995] considèrent que ce changement de résolution est essentiellement dû à un mécanisme de compétition. Ils affirment que les multiples stimuli activent des populations de neurones qui vont se concurrencer. L'attention va activer des signaux qui biaisent la compétition, en faveur des neurones correspondant au stimulus recherché. La réponse neuronale, dans la carte en compétition, est alors déterminée par ce stimulus (cf. figure 3.4). L'esprit de cette approche est reprise pour notre propre travail. En effet, nous employons l'activité présente dans une carte corticale pour biaiser l'activation des unités d'une autre carte corticale (cf. section 3.3). Cela représente, dans notre modèle, l'influence réciproque que différentes modalités sensorielles peuvent avoir entre elles. Plus précisément, cette influence tend à permettre l'activation d'unités représentant les différentes modalités du même objet dans les différentes cartes. Cette influence peut être considérée comme de l'attention portée aux sensations qui permettent d'obtenir globalement la perception d'un objet unique suivant les différentes modalités. Les mécanismes de compétition employés seront discutés au chapitre suivant, tandis que la méthode par laquelle l'attention biaise la compétition sera explicitée au chapitre 6.

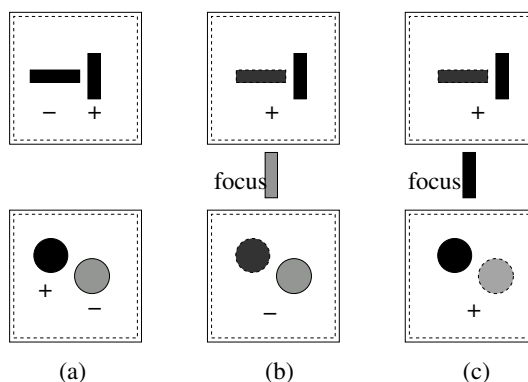


FIG. 3.4 – Illustration schématique de l’utilisation de l’attention pour résoudre le problème du binding, à travers un neurone de sélection d’orientation (en haut) et d’un neurone de sélection de couleur (en bas) ayant le même champ récepteur. Les schémas représentent les événements perçus par ces neurones. (a) Sensitivité des neurones : le neurone de sélection d’orientation réagit fortement à la présence d’une barre verticale dans son champ récepteur, et faiblement à celle d’une barre horizontale. Le neurone de sélection de couleur réagit fortement à la présence d’un élément noir dans son champ récepteur, et faiblement à un élément gris. L’activation simultanée de ces deux neurones ne suffit pas, a priori, à déterminer la présence d’une barre noire verticale, du fait des larges champs récepteurs de ces neurones, qui peuvent contenir plusieurs objets : par exemple, les deux neurones s’activent si leur présente simultanément une barre noire horizontale, qui active le neurone de sélection de couleur, et une barre blanche verticale, qui active le neurone de sélection de forme. L’attention permet de lever l’ambiguïté. En effet, les neurones répondent comme si seul le stimulus auquel on est attentif était présent, et les propriétés observées correspondent alors à un seul et même objet. (b) Si l’attention se focalise sur une barre verticale grise, même en présence d’un objet noir, le neurone de sélection de couleur réagit comme si seul l’élément gris était présent, et est faiblement activé. (c) Si l’attention se focalise sur une barre verticale noire, les deux neurones sont activés pour le même objet, permettant ainsi de déterminer la présence de cette barre noire.

Modèle de Reynolds

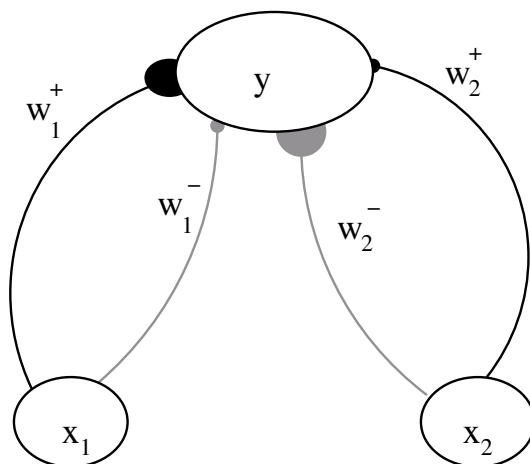


FIG. 3.5 – Modèle de J.H. Reynolds, d’après [Reynolds et al., 1999]. Le neurone y reçoit des entrées à la fois excitatrices et inhibitrices des populations de neurones x_1 et x_2 , correspondant à la présence de barres orientées respectivement verticalement et horizontalement dans le champ visuel.

J.H. Reynolds propose un modèle [Reynolds et al., 1999] permettant de prendre en compte l’attention. Dans ce modèle, il considère deux populations de neurones visuels x_1 et x_2 (dans V2), actifs pour deux stimuli distincts s_1 et s_2 . Ces deux populations agissent sur l’activation d’un même neurone y (dans V4). Ces deux populations ont à la fois un effet excitateur, via des connexions w^+ , et inhibiteur, via des connexions w^- , sur le neurone y (cf. figure 3.5). Supposons la population x_1 fortement excitatrice et faiblement inhibitrice pour y , et le contraire pour la population x_2 . L’activation de y est la résultante des influences des deux populations. Ainsi, alors que y est fortement activé en présence de x_1 , il l’est nettement moins en présence de x_1 et x_2 . Prenons maintenant deux indices $i, j \in 1, 2$. De manière générale, supposons une population x_j activée. Alors lorsqu’une population x_i s’active elle aussi, cela modifie l’activation de y dans le sens qu’aurait l’activation de x_i seule. L’attention portée à un stimuli, considérée dans ce modèle comme un facteur externe au modèle, est alors supposée accroître l’efficacité des synapses de la population correspondante.

En présence d’attention, y est donc essentiellement activé comme si seul le stimuli auquel on prête attention existait : l’attention biaise la compétition entre les populations x_1 et x_2 . Cette notion de biaiser la compétition via les relations entre aires corticales, qu’on peut assimiler à l’attention, se retrouve dans notre modèle, comme discuté dans la section 3.3. Néanmoins, contrairement à ce qui est fait ici, nous considérons une influence interne au modèle, et non pas une influence extérieure, comme l’est l’attention dans le modèle de Reynolds. En effet, notre modèle veut présenter l’influence réciproque que les aires corticales peuvent avoir les unes sur les autres, alors que le modèle de J.H. Reynolds a pour but de retrouver des résultats observés lors d’études biologiques du cerveau.

Modèle ART

Un autre modèle présentant l’attention comme méthode permettant d’obtenir le binding est le modèle ART (Adaptative Resonance Theory) de Stephen Grossberg [Grossberg, 1976]. Ce

modèle, amélioré dans [Grossberg and Mingolla, 1987], a pour objectif, initialement, de résoudre le dilemme plasticité-stabilité : il permet d'obtenir un réseau de neurones qui soit capable d'apprendre rapidement (plasticité) sans pour autant oublier rapidement ce qu'il apprend (stabilité). Ce dilemme, qui apparaît lors de l'apprentissage d'un modèle, est le suivant : si un modèle assure la stabilité de ses apprentissages, alors une situation apprise doit difficilement pouvoir être désapprise. Le désapprentissage du modèle doit donc être lent. Par ailleurs, un modèle doté d'une grande plasticité doit pouvoir s'adapter à une situation nouvelle, en réalisant de nouveaux apprentissages. L'apprentissage du modèle doit alors être rapide. Or l'apprentissage et de désapprentissage sont deux facettes d'un seul et même phénomène : apprendre une situation amène souvent à en désapprendre une autre. Par exemple, dans le modèle des cartes auto-organisatrices de Kohonen (cf. chapitre 2), apprendre un nouveau prototype, au niveau d'une unité, revient à oublier l'ancien.

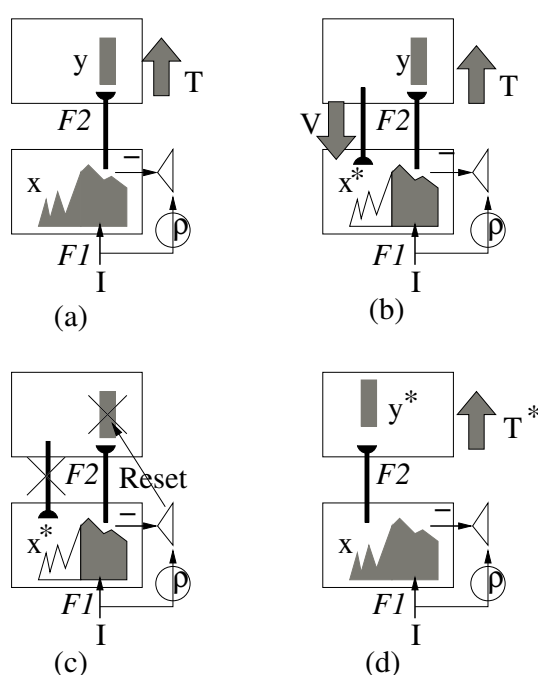


FIG. 3.6 – Fonctionnement du modèle ART : On cherche à atteindre une correspondance entre l'entrée I et l'activation V , préalablement apprise par le pattern y de $F2$.

Dans le modèle ART, on tente d'éviter le désapprentissage lors de l'apprentissage. Une carte corticale « primaire » $F1$ est activée par des signaux extérieurs I . L'état d'activation de la carte, noté x est alors utilisé comme entrée d'une autre carte $F2$, considérée comme étant de plus haut niveau. L'entrée x est modulée par les jeux de poids des neurones de $F2$, formant un signal T qui provoque l'activation de certains neurones de $F2$. L'état d'activité de la carte $F2$ est noté y (cf. figure 3.6(a)).

L'état d'activation y de $F2$ correspond à un état précis V de $F1$. Le modèle ART vérifie que $F1$ est dans cet état. Pour cela, $F2$ envoie un signal vers $F1$, et V est calculé par la modulation de y par un jeu de poids des neurones de $F1$ (cf. figure 3.6(b)). Les neurones actifs dans x qui ne correspondent pas à V sont alors inhibées, et les unités demeurant actives dans $F1$ forment un nouvel état d'activation x^* .

Deux cas peuvent alors se présenter : si x^* est suffisamment proche de I , alors on opère un apprentissage sur $F2$ pour que y devienne liée à x^* . Sinon, le système opère un reset de la

carte $F2$, et donc de l'information V que $F2$ fournit à $F1$ (cf. figure 3.6(c)). On revient alors à la situation de départ, à ceci près que le système fait en sorte que $F2$ fournisse un autre état d'activation y^* (cf. figure 3.6(d)), en modifiant les jeux de poids de $F2$, ce qui transforme le signal $F1 \rightarrow F2$, qui devient T^* .

Le choix de savoir si x^* est « suffisamment proche » de I , et donc d'opérer ou non un reset, se fait à l'aide d'un paramètre ρ , qui spécifie la fraction de I qui doit demeurer dans x^* pour éviter un reset. Plus ρ est faible, plus le modèle tend à adopter des catégories (des ensembles de I reconnus par le même y) importantes.

La boucle formée par les deux cartes permet d'obtenir, sauf reset, un état stable, sur la carte primaire, qui correspond à un état déjà atteint auparavant. Le phénomène d'aller-retour de l'information entre les deux cartes constitue alors une *résonance* entre elles. Du fait que les cartes apprennent à adapter leur poids lors de ce processus, afin de pouvoir apprendre de nouveaux états, fait dire à S. Grossberg qu'il s'agit d'un phénomène de résonance adaptative.

En 1987, Grossberg a démontré [Grossberg and Mingolla, 1987] que l'apprentissage devenait stable dans ce modèle dès lors que quatre conditions sont respectées :

- Un neurone qui reçoit une entrée primaire suffisamment importante devient actif.
- Un neurone de la carte primaire qui reçoit une entrée importante de la carte de haut niveau est sensibilisé. Cela ne suffit pas à le rendre actif, mais cela favorise son activation si il reçoit une entrée primaire.
- Un neurone qui reçoit à la fois une forte entrée primaire et une forte entrée de la carte de haut niveau devient fortement actif
- Un neurone qui reçoit une entrée nulle ou trop faible de la carte de haut niveau devient inactif, indépendamment de son entrée primaire.

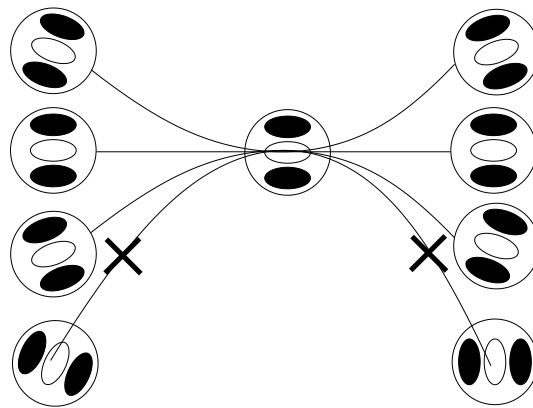


FIG. 3.7 – Éléments de contours reliés. L'élément de contour central peut être relié à n'importe lequel des éléments de contours sur les cotés qui ont une direction proche de la sienne.

Le modèle ART a par la suite été étendu pour permettre de nombreuses réalisations, notamment un modèle du cortex visuel primaire qui permet d'expliquer de nombreuses illusions d'optique : LAMINART (LAMINAr ART) [Gove et al., 1995]. LAMINART résulte en fait d'un couplage entre le modèle ART, et un autre modèle, appelé Boundary Contour (BC), présenté dans [Grossberg and Mingolla, 1995]. BC explique comment le cortex compose les contours des objets, en se basant sur des illusions d'optique. La construction des contours, dans ce modèle, se fait en reliant des éléments de contours. Un élément de contour doit être relié à d'autres éléments de contours ayant une direction proche, et ne peut être présent si un élément de contour de direction très différente est présent à côté de lui (cf. figure 3.7). LAMINART propose une

implémentation des principes de BC dans un modèle cortical s'appuyant sur ART. Il réalise la détection de contraste orientés (les éléments de contour), ce qui remplit le rôle de $F1$ dans ART, puis il essaie de relier les éléments de contour (rôle de $F2$ dans ART). Ceux qui sont reliés renvoient alors un signal de confirmation aux neurones de $F1$ les ayant activés. Les éléments de contour non confirmés sont alors remplacés par d'autres, jusqu'à ce que tous les éléments de contour de $F1$ soient confirmés en $F2$.

Le modèle ART peut être vu comme un modèle dans lequel l'attention biaise l'activation d'une carte corticale. En effet, l'activité présente dans la carte de haut niveau peut correspondre à un vecteur d'attention portée sur un schéma d'activation dans la carte primaire. Dans cette optique, l'activation de la carte primaire dans l'état stabilisé correspond à la perception d'un objet auquel on prête attention. Néanmoins, l'activation de la carte de haut niveau n'est due, dans ce modèle, qu'à celle de la carte primaire. En cela, la carte de haut niveau diffère d'une marque d'attention, puisque l'attention portée à une perception ne peut être dépendante uniquement de cette perception. Le principe de résonance n'en apparaît pas moins comme une piste très prometteuse pour véhiculer l'attention.

Ce principe, en lui-même, est donc repris dans notre modèle, mais essentiellement dans le but de relier les cartes corticales entre elles, et non uniquement pour stabiliser l'apprentissage. De plus, l'activation d'une carte « de haut niveau » n'y est pas liée directement à celle d'une seule carte primaire, comme nous l'expliquerons dans la section 3.3. Néanmoins, le principe de confirmation de l'activation d'un neurone par des entrées provenant d'autres cartes y demeure essentiel : c'est ce qui permet d'imposer au réseau de neurones d'obtenir des états d'activations cohérents sur toutes les cartes corticales. Les conditions de stabilité d'apprentissage données par Grossberg y sont également respectées : L'activation d'une carte provient d'abord, et avant tout, de son entrée primaire, extérieure (quand elle en a une). Les entrées provenant des autres cartes corticales servent à moduler l'état d'activation de la carte, mais ne permettent pas de l'activer à elles seules.

3.2.3 Binding par corrélation temporelle

W. Gerstner, dans [Gerstner and Kistler, 2002b], montre que les neurones impulsifs permettent naturellement d'obtenir un phénomène de binding. En effet, en utilisant le modèle SRM_0 (cf. chapitre 2), une population de neurones à spikes stabilise son émission de spikes (donc son état) en présence de bruit lorsque les neurones émettent des spikes de manière synchronisée les uns avec les autres. Cet état oscillatoire de la population de neurones peut être considéré comme « liant » les neurones ensemble. Étant donné que plusieurs populations de neurones synchronisées peuvent alors exister simultanément dans le cortex (à différentes phases par exemple), une population synchronisée peut alors représenter un objet. Les neurones de la population représentent alors différents aspects de cet objet.

Ces « assemblées » de neurones, s'inspirant des idées de Hebb [Hebb, 1949], sont des entités dynamiques, à l'intérieur desquelles les neurones interagissent plus fortement les uns avec les autres qu'avec l'extérieur. Du fait que plusieurs assemblées peuvent exister séparément en même temps, ce mécanisme permet de représenter de multiples objets sans risquer de confondre, de mélanger leurs représentations.

Cette théorie, formulée dans le début de années 80 [Milner, 1974, von der Malsburg, 1981] a été soutenue par des résultats électrophysiologiques, montrant que des neurones émettaient des spikes de manière synchronisée à moins d'une milliseconde d'écart [Toyama et al., 1981, T'so et al., 1986], puis que cette capacité n'était active que lorsque les stimuli étaient appropriés [Eckhorn et al., 1988] : spontanément, l'activation synchrone de neurones est rare, ce qui

tend à montrer qu'elle apparaît du fait d'interactions neuronales dans le cortex, i.e. qu'elle est une marque de la formation d'assemblées neuronales.

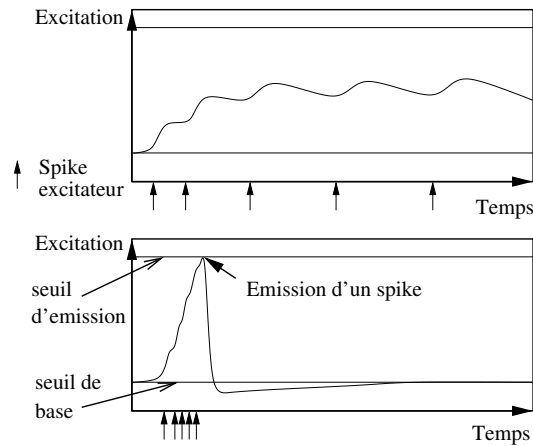


FIG. 3.8 – Détection du synchronisme des spikes par un neurone. La réception de spikes excitateurs désynchronisés déclenche difficilement la production d'un spike par le neurone, du fait de la décroissance naturelle de son excitation (en haut). En revanche, recevoir des spikes synchronisés est bien plus efficace, puisque la décroissance n'a pas le temps d'avoir lieu et un spike peut être émis.

Cette théorie présente donc la corrélation temporelle comme étant le mécanisme permettant le binding dans le cortex. W. Singer [Singer, 1999] explique que des neurones synchronisés dont les axones atteignent les mêmes neurones ont plus de chances de provoquer des spikes dans les neurones post-synaptiques que s'ils étaient désynchronisés. Ainsi, certains neurones peuvent réagir à la conjonction de l'activation de plusieurs neurones, lorsque ceux-ci s'activent de manière synchronisée, donc peut-être pour le même objet. En effet, l'arrivée d'un signal excitateur dans un neurone augmente son degré d'excitation. De plus, le degré d'excitation des neurones diminue naturellement avec le temps pour tomber vers son niveau de base. Or un neurone émet un spike lorsqu'il atteint un seuil d'excitation donné. Par conséquent, pour que les signaux excitateurs aient une efficacité maximale, il ne faut pas qu'ils soient étalés dans le temps, car la diminution naturelle de l'excitation du neurone va alors affaiblir l'effet de chaque entrée excitatrice. Au contraire, si ces entrées adviennent de manière synchronisée, le neurone émet un spike car la diminution naturelle de l'excitation n'a pas le temps de se produire. Ainsi, le neurone détecte naturellement la synchronisation de ses entrées, et y réagit en émettant des spikes plus facilement (cf. figure 3.8). Ceci est très bien modélisé par le modèle SRM_0 de Gerstner présenté dans le chapitre 2.

M.N.Shalden et J.A.Movshon exposent dans [Shalden and Movshon, 1999] une critique intéressante de cette hypothèse : elle explique bien quel type de signal marque le binding dans le cortex, mais elle ne permet pas de comprendre comment se forment les assemblées de neurones. En effet, bien que les assemblées de neurones émettant des spikes synchrones soient stables, le recrutement de cet assemblée qui amorce la synchronie demeure une énigme. Par ailleurs, on peut noter que la synchronisation est délicate à obtenir : En effet, elle nécessite de régler finement la sensibilité des neurones au synchronisme des spikes. Si ils sont trop sensibles, un léger bruit suffit à empêcher de détecter des spikes synchronisés. En revanche, si cette sensibilité est trop faible, les neurones ne peuvent plus faire la différence entre des spikes réellement synchronisés et des spikes qui se produisent naturellement à intervalles rapprochés, amenant ainsi à de fausses

détections.

Dans notre modèle, nous avons choisi de nous intéresser à la formation de relations multimodales, donc d'assemblées de neurones, ce qui diminue donc la pertinence qu'a pour nous le modèle de corrélation temporelle, qui s'attache au fonctionnement de ces assemblées bien plus qu'à leur création. Pour autant, nous nous gardons bien de nier l'intérêt qu'a ce dernier : il est très possible que la stabilité des assemblées de neurones, ainsi que leur efficacité à provoquer une réaction dans le cortex « décisionnel » frontal soit lié à la production simultanée de spikes. Néanmoins, introduire ce mécanisme dans notre modèle l'aurait à coup sûr alourdi, ce qui nous a paru peu recommandé pour étudier un phénomène aussi complexe que les relations multimodales.

3.3 Relations multimodales dans le modèle Bijama

3.3.1 Liaisons inter-cartes et bandes modulaires

Dans notre modèle, les relations multimodales sont prises en compte via des connexions inter-cartes (cf. figure 3.9). Les cartes corticales sont reliées entre elles suivant une direction fixe, en s'inspirant des bandes modulaires observées dans le cortex (cf. section 3.1). Cela permet d'éviter l'explosion combinatoire qui accompagnerait une connectivité totale entre les cartes. Les unités d'une carte ne reçoivent alors pas toutes les mêmes entrées. En revanche, du fait de l'épaisseur des bandes modulaires, les unités proches reçoivent des entrées proches (cf. figure 3.10). Cela est primordial pour pouvoir effectuer la compétition intra-carte entre unités, ainsi que nous en discuterons au chapitre suivant.

Les entrées corticales du modèle, comme d'ailleurs les entrées extérieures, que nous appelons thalamiques, sont traitées par un processus de reconnaissance similaire à celui employé dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen (cf. chapitre 2). Chaque type d'entrée externe, et chaque bande modulaire « reçue » par une unité est traitée séparément. Pour chaque type d'entrée, on compare l'entrée reçue à un prototype, et le résultat de cette comparaison, d'autant plus élevé que le prototype est proche de l'entrée, est appelé une activité partielle de l'unité (cf. chapitre 2). Le calcul proprement dit de ces activités est discuté en détail dans le chapitre 6.

Nous signalons juste ici que l'activité corticale $A_B^c(u)$ calculée par une unité u , découlant du traitement d'une bande modulaire B est calculée en faisant le produit scalaire d'un vecteur prototype W , aussi appelé jeu de poids corticaux, et du vecteur des activités globales A^{*4} des unités de B . Cette valeur est importante lorsque u perçoit une activité dans les neurones de B auxquelles elle est sensible. Notamment, en l'absence d'activité dans B , i.e. lorsqu'aucune activité globale n'y est présente, $A_B^c(u)$ est nul. Nous allons maintenant montrer que cette sensibilité à la présence d'activité, discutée par ailleurs en détail au chapitre 5, a une influence primordiale sur le développement des cartes corticales.

3.3.2 Binding multimodal dans Bijama

Notre modèle réalise une forme de binding, entre différentes modalités perçues, d'une façon qui tient à la fois de la connectivité en bandes modulaires présentée dans la section précédente et de la fusion d'informations qui s'opère au sein de chaque unité. Partons du cas de la figure 3.9, où trois cartes sont mises en relation via une quatrième.

Comme précisé au paragraphe précédent, la connectivité par bande modulaire est partielle : elle n'assure donc pas une mise en relation de toutes les unités d'une carte avec toutes celles

⁴L'activité A^* d'une unité, définie au chapitre 2, est calculée par compétition à partir de A^{R_g} , qui est le « et » logique des activités partielles de l'unité.

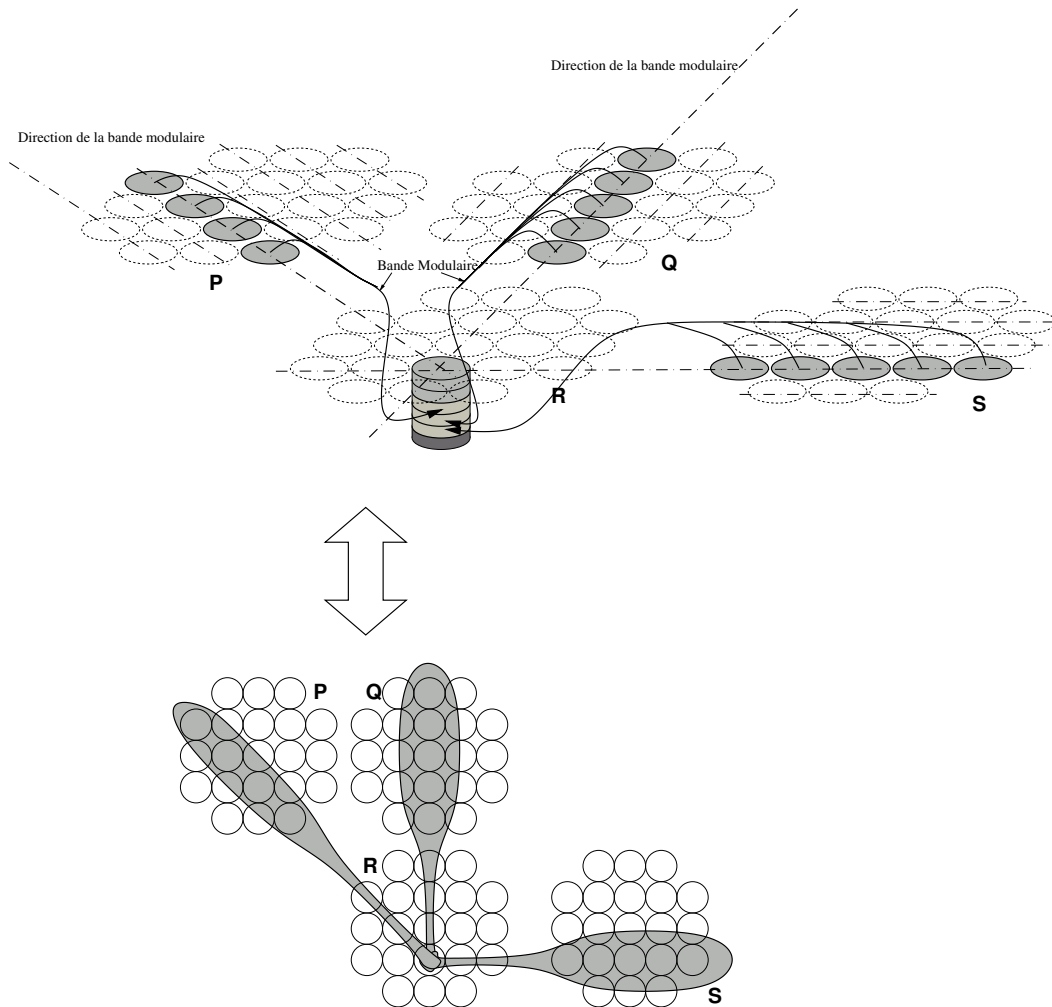


FIG. 3.9 – Organisation multimodale du modèle Bijama : Les cartes corticales P,Q et S sont reliées à la carte R par des bandes modulaires de connexions (en bas) suivant des directions différentes pour chaque carte. Chaque unité de R perçoit donc les activités d'un ensemble d'unités (formant une bande modulaire) de P , d'un ensemble d'unités de Q et d'un ensemble d'unités de S. Réciproquement, chaque unité de P (et de Q et S) perçoit les activités d'un ensemble d'unités de R. Ces trois connexions sont traitées séparément dans l'unité (en haut), et fournissent trois activités corticales. Le regroupement des activités corticales fournit une nouvelle activité, dite activité de regroupement corticale, et notée A^{Rc} , à partir de laquelle est établie la compétition interne qui fournit l'activité globale A^* de l'unité.

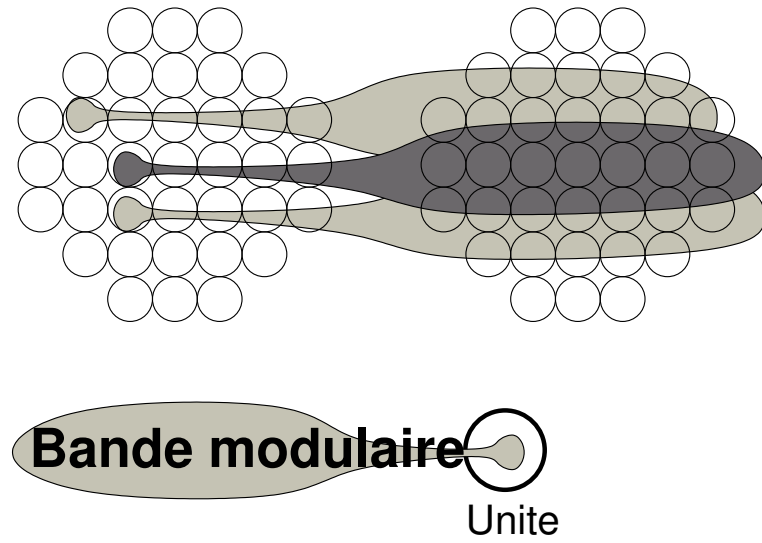


FIG. 3.10 – Bandes modulaires perçues par des unités voisines. Les unités partiellement recouvertes par la bande sur le schéma y appartiennent. Ces bandes se recouvrent fortement, de telle sorte que deux unités voisines ont des entrées corticales proches. Deux unités d’une même carte situées sur la même ligne dans la direction d’une bande modulaire reçoivent les mêmes connexions *provenant de cette bande*.

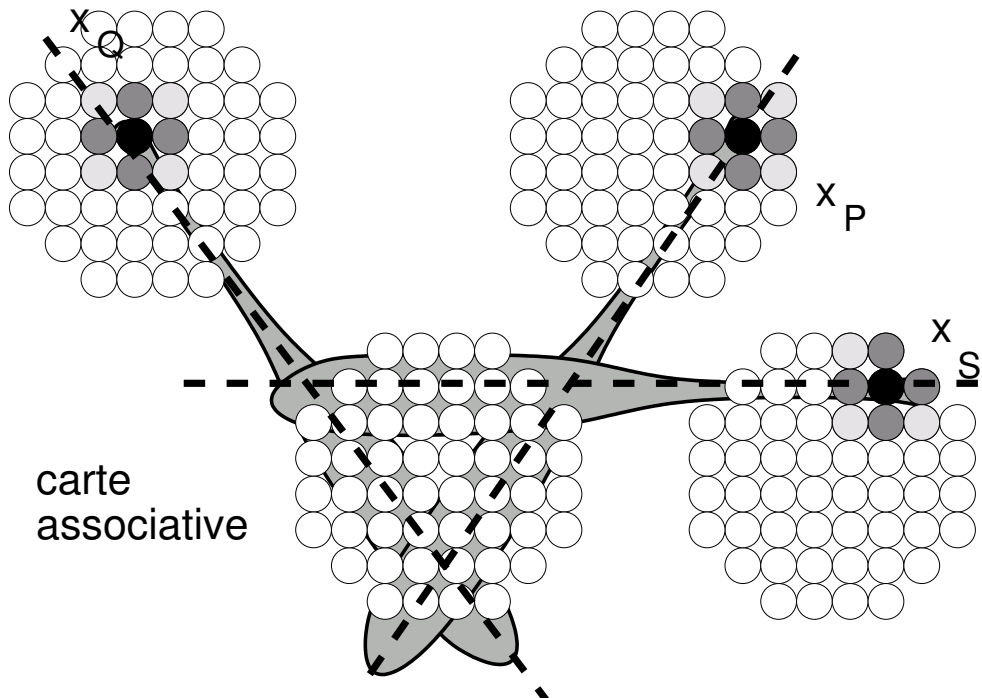


FIG. 3.11 – Cas de binding impossible : les bulles d’activité x_P , x_Q et x_S ne permettent pas de convergence des bandes modulaires dans la carte associative.

d'une autre. Or, si x_P , x_Q et x_S , appartenant respectivement aux modalités P, Q et S doivent être liés par le modèle, il faut que la colonne de la carte P qui représente x_P puisse solliciter celle de la carte Q qui représente x_Q , et celle de la carte S qui représente x_S . Comme la carte associative R est le seul « pont » entre x_P , x_Q et x_S , il faut pour ce faire qu'une colonne de la carte associative se situe à l'intersection des bandes modulaires issues de x_P , x_Q et x_S . Si l'on place les colonnes détectant x_P , x_Q et x_S arbitrairement, on peut aboutir à des configurations où le binding est impossible, puisqu'il n'existe pas de colonne de la carte associative pouvant la matérialiser (cf. figure 3.11). Pour des raisons expliquées au chapitre 4, lorsqu'un événement est détecté dans une carte, ce n'est pas une seule unité qui s'active, mais un ensemble compact d'unités. Cet ensemble est appelé *bulle d'activité*. C'est le résultat d'une compétition interne à la carte (cf. chapitre 4), et l'activité produite est celle que chaque unité expose à celles qui lui sont connectées. Cette activité est notée A^* , et appelée activité globale, comme signalé au chapitre 2. Pour résumer, quand un événement se produit, une bulle d'activité A^* se forme dans une carte, autour de l'unité qui détecte préférentiellement cet événement.

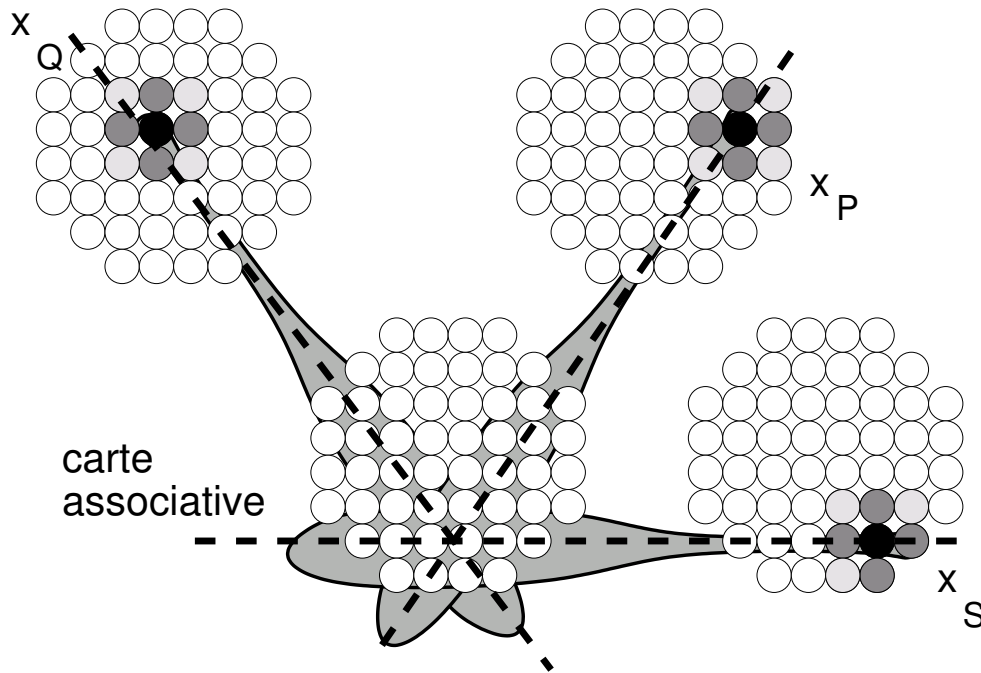


FIG. 3.12 – Cas de binding réalisé : il y a convergence des bandes modulaires de x_P , x_Q et x_S .

En pratique, les positions de x_P , x_Q et x_S ne sont pas arbitrairement fixées dans le modèle, mais sont le résultat d'un processus d'auto-organisation. La dynamique du modèle, ainsi que l'apprentissage qui s'y opère, doivent concourir à un état des 3 cartes tel que si x_P , x_Q et x_S sont des événements liés, ils se situent dans des positions appartenant à trois bandes modulaires concourantes, comme dans la fig 3.12. C'est effectivement ce que fait le modèle, et c'est en cela qu'il permet de lier les différentes modalités P, Q et S tout en conservant ses cartes dédiées à chacune d'entre elles, à l'instar du cortex qui met en œuvre de façon cohérente des représentations qui sont pourtant éclatées sur sa surface suivant diverses modalités.

3.3.3 Dynamique du modèle : Activations cohérentes

Comme présenté au chapitre 2, les unités du modèle se comportent comme des neurones à prototype. Nous avons également souligné dans ce même chapitre, ainsi que dans la section 3.3.1, que l'unité effectue une reconnaissance globale A^{Rg} , qui est la conjonction (« ET » logique) de reconnaissances « thalamiques » (entrées externes) et corticales (détection d'une bulle d'activité A^* dans une bande modulaire provenant d'une carte donnée). Cette activité de reconnaissance globale A^{Rg} d'une unité est mise en compétition avec celle des autres unités de la carte, ce qui se traduit par la construction d'un profil d'activités A^* au sein de la carte, formant là aussi une « bulle » d'activité autour de celles qui ont la meilleure reconnaissance globale. Ainsi, si l'on poursuit l'exemple de la figure 3.9, une unité de la carte P effectue une reconnaissance thalamique et une reconnaissance corticale liée à la position de l'éventuelle bulle A^* apparaissant dans la bande concernée de la carte associative R. De même pour les cartes Q et S. Les unités de la carte associative, elles, n'ont pas d'entrée externe, mais ont trois entrées corticales, qui correspondent à trois bandes modulaires (cf. figure 3.12). L'activité globale qui sert de base au calcul de A^* dans la carte associative est la conjonction de la détection de bulles d'activité A^* dans les cartes P, Q et S, à des positions particulières au sein de chacune des bandes.

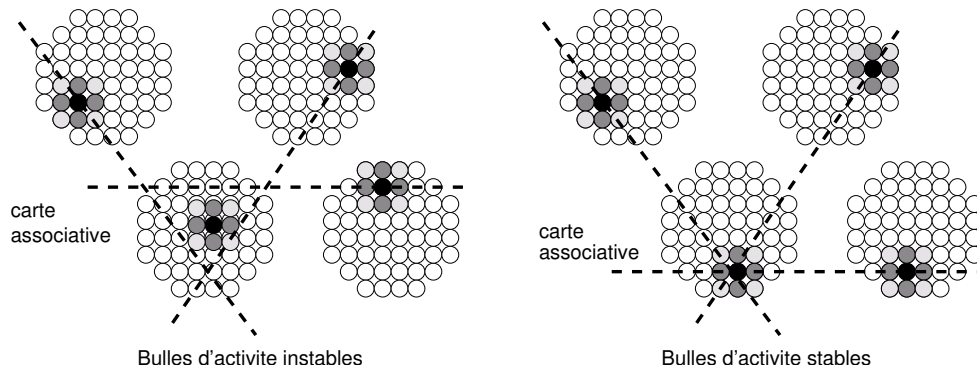


FIG. 3.13 – Concordance des bulles d'activités dans les cartes liées : Lorsque les bulles d'activité ne sont pas en vis-à-vis (à gauche), elles sont instables, car elles s'affaiblissent les unes les autres à travers les liaisons inter-cartes. En revanche, lorsque les zones d'activation sont en vis-à-vis, elles se renforcent, conduisant ainsi à une situation stable (à droite).

On constate ainsi que la compétition au sein d'une carte dans le modèle, dès lors que des bandes modulaires sont impliquées, se fonde sur une reconnaissance corticale, basée sur les A^* d'une carte distante, et donc sur le résultat de la compétition d'une autre carte. La compétition au sein de la carte P, par exemple, dépend du résultat de celle de la carte associative. Or cette dernière dépend aussi du résultat de la compétition de la carte P (tout comme de celle des cartes Q et S). On voit ainsi que les compétitions sont toutes fortement couplées. La dynamique observée est la suivante (on se restreint au cas où une seule bulle de A^* apparaît dans chaque carte). Si les quatre bulles sont telles que celle de la carte associative est à l'intersection (lorsqu'elle existe) des trois bandes modulaires où apparaissent les autres bulles, le système est stable car chaque bulle favorise la présence des autres. Si, en revanche, on a un état du type de celui de la figure 3.11, du fait du « ET » logique réalisé dans les unités, aucune unité de la carte associative ne bénéficie de la conjonction d'une reconnaissance corticale provenant des cartes P, Q et S. Aucune bulle stable n'apparaît dans la carte associative, et donc aucune unité au sein d'une bulle dans les cartes P, Q et S ne se voit systématiquement renforcée par l'apport d'une reconnaissance corticale fiable. Il en résulte que le système est alors en déséquilibre (cf. figure 3.13).

En pratique, le système reste en déséquilibre jusqu'à trouver une configuration stable des quatre bulles, du type de celle de la figure 3.12. Le système de connexion, ainsi que le couplage des compétitions entre les cartes, assure donc ceci : les bulles d'activité A^* se stabilisent sur des lieux connectés entre eux. Si l'on ajoute à cela que cette activité A^* est celle qui module l'apprentissage, comme on le verra au chapitre 5, et en particulier l'apprentissage « thalamique » des cartes P, Q et S, on comprend que l'auto-organisation des prototypes thalamiques fait que les événements liés, appris en même temps à des endroits connectés, sont représentés par des unités effectivement liées sur la carte.

Nous verrons au chapitre 6 que le mécanisme de couplage des compétitions, et l'apprentissage qui en découle, conduit à ce que nous appelons *apprentissage cohérent* : l'apprentissage, bien que local à chaque unité, donne lieu à l'émergence d'une organisation des prototypes au sein des cartes, assurant que des événements correspondant aux différentes modalités d'un même événement soient physiquement reliés dans l'architecture, alors que la connectivité en bande modulaire est partielle.

Le présent chapitre a montré que l'emploi d'une connectivité totale pour réaliser la liaison entre les cartes corticales chargées des différentes modalités était irréalisable. L'emploi d'une connectivité partielle par bandes modulaires, inspiré de la biologie corticale, s'est avéré suffisant pour permettre la prise en compte d'événements relatifs à une modalité donnée dans une carte correspondant à une autre modalité. Nous avons exposé les contraintes qui pèsent alors sur l'activation des unités dans notre modèle : les unités des cartes reliées ayant une activité A^* stable sont en vis-à-vis, situées dans des bandes modulaires connectées les unes aux autres. Pour le montrer, nous avons dû supposer que les événements détectés dans les cartes corticales de notre modèle étaient des « bulles » d'activité A^* , sans expliciter comment ces bulles étaient formées. C'est là l'objet du prochain chapitre, qui expose comment un mécanisme de compétition local permet de faire émerger au niveau global d'une carte cortical la présence d'une telle bulle d'activité.

Compétition locale dans les modèles d'inspiration corticale

On parle aujourd'hui en informatique de « Decision Making », c'est-à-dire d'algorithmes qui prennent une décision. Or qu'est-ce que décider, si ce n'est trancher une question, analyser les multiples aspects d'une situation pour faire un choix, correspondant à un objectif donné. Du point de vue de l'information, décider, c'est réduire une information riche en une information des plus pauvres qui soit : acceptation ou rejet, par exemple. Cette réduction est le point difficile de toute décision, car il faut qu'elle soit pertinente au regard de critères parfois incertains, ou dont le rapport avec l'information à réduire n'est pas facilement explicitable. Décider, c'est bifurquer, et prendre le risque de se priver de tous les possibles encore envisageables avant la décision. Mais c'est aussi une réduction d'information très précieuse : pouvoir décider ou non de déclencher une alarme incendie, d'après plusieurs indices (température, fumée, ...) peut sauver des vies.

Pour résumer, décider, c'est réduire l'information pour lui donner un sens et la rendre exploitable. Ainsi, passer des innombrables pixels qui composent la photo d'une pomme au mot « pomme » est un acte de réduction, qui résulte d'une succession de décisions opérées par l'ensemble du cerveau. C'est en ces termes de réductions, qui se combinent, se complètent, s'autodéterminent, que peuvent être considérés les calculs effectués par les différents modules qui composent notre modèle. Au sein de chaque module, la réduction constructive d'information, qui est une décision a priori locale, est un effet émergent de la mise en compétition de plusieurs calculs. Il s'agit donc d'une *décision collective*, dont l'aspect émergent ressemble à ceux observés dans les automates cellulaires (cf. chapitre 1), est le choix d'activer quelques unités parmi l'ensemble, qui sont considérées comme représentatives des entrées actuellement présentées au réseau. Dans le cadre multimodal présenté au chapitre 3, il est important de préciser que ce choix se fait séparément au niveau de chaque modalité. On parle de compétition locale : les unités d'une même carte rentrent en compétition pour l'activation.

Dans ce chapitre, nous étudions la notion de compétition locale dans les modèles de cortex, dans la mesure où c'est l'existence d'une décision au niveau de chaque parcelle de tissu cortical qui nous apparaît être la clé de la souplesse et de la pertinence des décisions globales prises par les humains lors de leur comportement. Le mécanisme de compétition est, par là-même, indispensable à l'insertion de la perception dans le comportement. Dans les modèles informatiques du cortex, cette décision est élaborée collectivement par les unités qui composent un module, par l'entremise d'un processus de compétition.

Nous abordons tout d'abord l'origine de la notion de compétition locale, tant mathématique que biologique. Nous étudions ensuite les algorithmes de compétition Winner-take-most, et parmi

eux le modèle des cartes auto-organisatrices de Kohonen, qui permet de réaliser la compétition locale sur l'équivalent d'une maxicolonne corticale. Ensuite, nous nous intéresserons à un modèle de compétition local, les champs neuronaux, appelé CNFT (Continuum Neural Field Theory), et aux avantages qu'ils apportent dans la mise en œuvre du processus de compétition. Enfin, nous montrerons comment notre propre modèle réalise la compétition : Il s'inspire des modèles précédemment cités, mais s'en écarte pour permettre de lier la compétition aux relations multimodales étudiées au chapitre précédent.

4.1 La compétition au cœur de l'auto-organisation

Lorsqu'on considère le cortex et les modèles qui en ont été proposés, il apparaît qu'un ne peut pas dissocier la notion de compétition de celle d'auto-organisation dans ce cadre. En effet, le tissu cortical semble s'organiser de lui-même en fonction de l'information qu'il traite, ce qui est réalisé dans les modèles informatiques par un apprentissage compétitif, dont on trouvera une excellente présentation dans [Fritzke, 2006]. Cette capacité d'auto-organisation nous paraît être au cœur de l'extrême souplesse dont fait preuve le tissu cortical en ce qui concerne la répartition des calculs à sa surface.

En effet, bien qu'il existe une relation d'une part entre la nature et la localisation des entrées que reçoit le cortex, et le type de calculs qui s'effectuent dans une région donnée du cortex d'autre part, cette relation apparaît assez peu figée, et prête à être remise en cause pour s'adapter à un changement du monde extérieur ou à une dégradation du tissu cortical. Nous avons par exemple mentionné au chapitre 2 que les aveugles de naissance ont un cortex occipital impliqué dans l'intégration d'informations tactiles. Chez eux comme chez les voyants, cette partie du cortex a la particularité d'être liée à un noyau du thalamus, le corps genouillé latéral. Or, chez les voyants, c'est au niveau de ce noyau que sont rassemblées les informations provenant de la rétine, et cet afflux conditionne l'organisation du cortex occipital pour traiter l'information visuelle par des filtres très dédiés, de type filtres de Gabor [Daugman, 1988]. La comparaison avec le cortex occipital des aveugles montre que le même tissu cortical, selon qu'il est destinataire ou non d'informations visuelles, peut assumer des fonctions liées à des modalités aussi différentes que vision et toucher. Il en va de même des réorganisations observées en cas de lésions [Siroh et al., 1996].

On comprend aisément que de telles capacités de calcul, pour lesquelles la relation entre le substrat et l'information qu'il traite est aussi « flottante », retiennent l'attention des disciplines de traitement de l'information. La modélisation de des processus est désignée dans ces disciplines par le terme d'apprentissage non supervisé, qui est un terme regroupant les techniques de quantification vectorielle, qui nous détaillons dans ce chapitre. Les modèles d'auto-organisation corticale sont inclus dans cet ensemble de techniques, mais ont la particularité d'effectuer cette quantification en respectant un critère de topologie. Quantification vectorielle et conservation de la topologie de l'information sont les deux faces d'une même pièce, à savoir la nature très particulière de la compétition qui sous-tend les processus décisionnels s'opérant sur toute la surface corticale.

4.1.1 Quantification vectorielle

La quantification vectorielle est le traitement effectué par les méthodes d'apprentissage non supervisé compétitif. Il s'agit de représenter un phénomène en n'en retenant que certaines des configurations, les configurations retenues étant représentatives du phénomène. Plus formellement, posons X une variable aléatoire, à valeur dans E , dont $\xi \in E$ est une réalisation, gouvernée par une densité de probabilité $p(\xi)$ inconnue. Le principe de quantification vectorielle consiste

à choisir un ensemble fini de valeurs $(w_1 \dots w_n) \in E^n$, appelées prototypes, représentatives de p . Le but est d'obtenir des prototypes « bien répartis » parmi les valeurs que peuvent prendre les réalisations ξ . Dans les méthodes de quantification vectorielles qui s'inspirent de la biologie, les prototypes modélisent les neurones. Les prototypes réalisent un codage dit *tabulaire*. En effet, lorsqu'un ξ est présenté, la réponse du neurone/prototype w_i est une fonction décroissante de $\|\xi - w_i\|$, que nous noterons θ . La répartition des valeurs $\theta(\|\xi - w_i\|)$ sur les prototypes w_i a un profil qui est maximum pour le prototype $w^*(\xi)$, qui est le prototype le plus proche de ξ :

$$w^*(\xi) = \operatorname{argmin}_{w_i} \|\xi - w_i\| \quad (4.1)$$

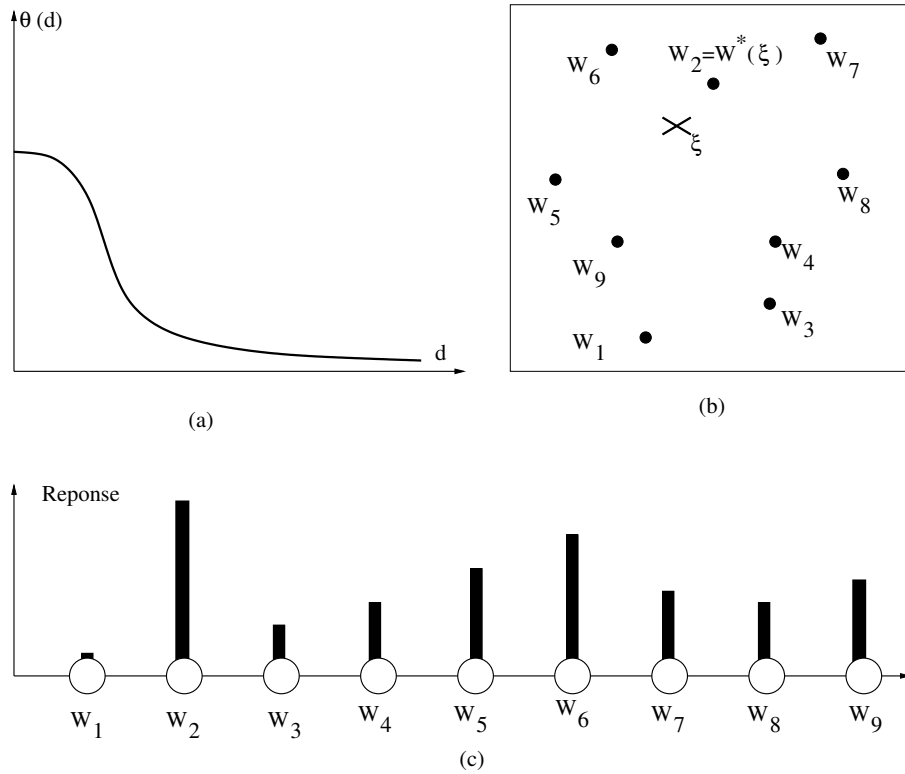


FIG. 4.1 – (a) Courbe d'accord en fonction de la distance $d = \|w - \xi\|$. (b) Position des prototypes dans l'espace des entrées, bidimensionnel dans cet exemple, relativement à ξ . (c) Réponse $\theta(\|\xi - w_i\|)$ des neurones associés aux prototypes de (b), en présence de ξ .

C'est cette répartition qui constitue le codage tabulaire, θ est appelé courbe d'accord (cf. figure 4.1).

Ces notions étant posées, nous sommes à même de définir plus précisément ce que signifie que les w_i soient bien répartis dans E pour représenter p : le processus de quantification vectorielle cherche à minimiser, en jouant sur les valeurs w_i , l'expression 4.2.

$$\int_E \|\xi - w^*(\xi)\|^2 p(\xi), d\xi \quad (4.2)$$

Dans cette expression, on constate que les ξ sont comparés au prototype le plus proche, ce qui correspond à un découpage de E en cellules de Voronoi⁵.

⁵l'ensemble des points plus proches de w_i que de tous les autres prototype définit la cellule de Voronoi de w_i (cf. figure 4.1.1)

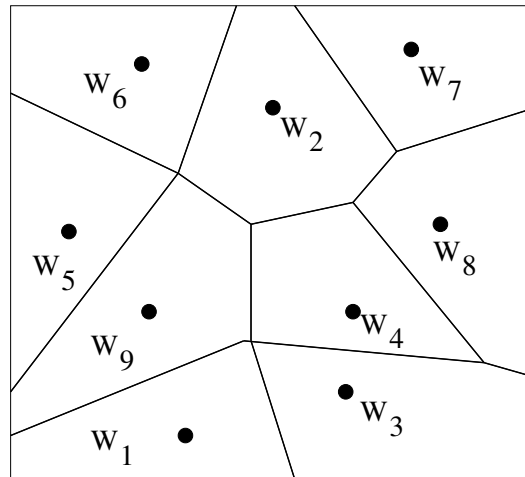


FIG. 4.2 – Pavage de Voronoi d'un ensemble bidimensionnel de points.

Les algorithmes de quantification vectoriels sont très nombreux [Fritzke, 2006], et la minimisation de 4.2 (ou d'expression de même nature) se base sur un processus de mise à jour des w_i en fonction d'échantillons de X (tirés suivant p), qui constituent la base d'exemples. L'algorithme de Lloyd généralisé [Linde et al., 1980] réalise cette procédure de minimisation sans recourir à un mécanisme de compétition. Le principe en est le suivant :

- On partitionne la base d'exemples selon les cellules de Voronoi des w_i .
- On met à jour les w_i pour qu'ils soient au barycentre de leurs cellules de Voronoi.
- on répète ces deux étapes jusqu'à ce que la seconde ne produise plus aucune modification.

Cet algorithme est assez coûteux, puisqu'il faut partitionner la base d'exemples à chaque itération. De plus, il ne peut pas s'utiliser en ligne, à partir d'un flux de valeurs ξ tirées en suivant p . L'apport de la compétition permet de résoudre ces deux problèmes, comme le montre la méthode des K-means [MacQueen, 1967]. Le principe en est très simple. On tire ξ , et l'on détermine $w^*(\xi)$ parmi les w_i . La mise en œuvre de la compétition consiste à dire que $w^*(\xi)$ est l'unique gagnant de la compétition, et qu'il est le seul à bénéficier d'un apprentissage. On parle dans ce cas de « winner-take-all ». Donc à chaque arrivée de ξ , on applique :

$$w^*(\xi) \leftarrow w^*(\xi) + \alpha(\xi - w^*(\xi)) \quad (4.3)$$

Le coefficient α est le taux d'apprentissage, qui n'est pas nécessairement constant. La figure 4.3 montre le résultat de la quantification vectorielle par les K-means. Cet algorithme peut être considéré comme étant à la base de celui implémenté dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen (cf. section 4.2.1), desquelles notre propre modèle s'inspire.

4.1.2 Conservation de la topologie

Biologiquement, la notion de compétition est liée à la présence de relations inhibitrices locales dans le cortex. Ces relations se font entre les minicolonnes d'une même maxicouche corticale. Elles permettent d'éviter l'activation simultanée de colonnes corticales codant des éléments concurrents. Ainsi, dans le cortex visuel, des colonnes corticales codant des contrastes opposés au même endroit de la rétine ne peuvent être actives en même temps, et sont même fortement inhibées l'une par l'autre [Miller et al., 2001]. Cela permet aussi la création de cartes corticales structurées : on observe que des neurones, ou des colonnes corticales voisines dans le

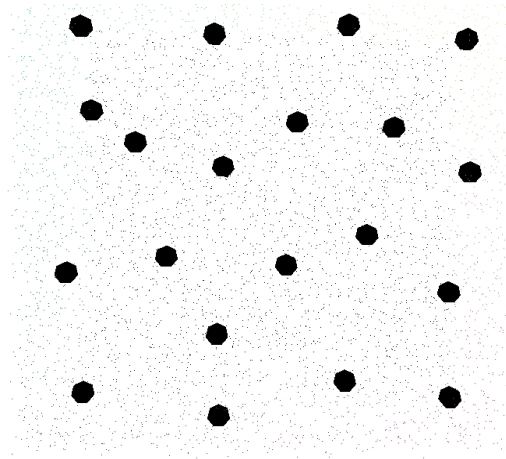


FIG. 4.3 – Quantification vectorielle d'une base d'exemple suivant une distribution rectangulaire par les K-means. Les w_i sont répartis sur toute la base d'exemples.

cortex ont tendance à réagir à des événements proches, comme des sons de fréquences proches dans le cortex auditif, ou des lignes ayant une orientation similaire dans le cortex visuel par exemple [Hubel, 1994b]. On appelle somatotopie pour la représentation tactile, tonotopie pour la représentation sonore, rétinotopie pour la représentation visuelle, ... cette capacité du cortex à refléter la topologie des éléments sensitifs à travers l'organisation des cellules neuronales dans les cartes corticales.

D.J. Willshaw et C. von der Malsburg ont étudié la création de telles cartes topologiquement ordonnées dans le cortex [Willshaw and von der Malsburg, 1976]. Ils en ont conclu que ce degré d'organisation des cartes corticales n'était pas déterminé génétiquement, notamment en observant que, bien que le principe de somatotopie demeure avéré, les connexions entre la rétine et le cortex devaient varier au cours du développement de l'enfant, et en remarquant la grande variabilité de l'organisation des cartes proprement dites selon les individus. Ils ont alors construit un modèle expliquant comment la topologie d'une carte corticale présynaptique est préservée dans une carte postsynaptique qui emploie les activités des neurones de la carte présynaptique comme entrées de ses propres neurones. Ce modèle est basé essentiellement sur l'existence de liaisons entre les neurones d'une même carte. Ces liaisons sont excitatrices à faible distance, et inhibitrices à longue distance. Ce type de liaison ON-center, OFF-surround à l'intérieur d'une carte assure que l'activité neuronale est importante lorsque plusieurs neurones proches sont actifs simultanément, et beaucoup plus faible si des neurones dispersés sont actifs simultanément. Cela suffit à assurer la conservation de la somatotopie (cf. figure 4.4).

Cette organisation des connexions latérales ON-center OFF-surround est reprise par la suite dans de nombreux modèles, dont celui de la CNFT (cf. section 4.3.1). Une version simplifiée, ne présentant que les connexions excitatrices, est présente dans l'algorithme d'auto-organisation le plus connu, la carte auto-organisatrice de Kohonen, présentée dans la section suivante. En effet, bien que les travaux de Willshaw et von der Malsburg soient les premiers à montrer que la conservation de la somatotopie peut être le fruit d'un processus d'apprentissage, expliquant ainsi la formation d'indices primaires dans les cartes (cf. 2.7), une autre approche, celle de Kohonen [Kohonen, 1982b], a permis de rendre compte d'une autre forme de conservation de topologie, qui intervient à un niveau plus fin que celui de la connectivité somatotopique (ou tonotopique, ou rétinotopique, ...), et qui explique la formation d'indices secondaires, dont l'organisation reflète la topologie de l'espace des entrées plus qu'une mise en correspondance des voisinages de deux

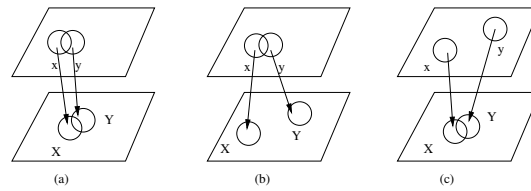


FIG. 4.4 – Organisation de cartes pré et post-synaptiques, d'après [Willshaw and von der Malsburg, 1976]. Les zones présynaptiques x et y forment des liaisons vers X et Y respectivement, dans la carte postsynaptique. La configuration (a), qui conserve la topologie de la carte présynaptique dans la carte postsynaptique, est plus probable que (b) et (c). En (a) et (b), x et y ont des neurones en commun, donc envoient des impulsions d'axones communs, donc X et Y ont des afférences communes. De ce fait, il est probable que X et Y occupent des zones se recouvrant dans la carte postsynaptique, comme en (a), et ne soient pas séparées, comme en (b). Par ailleurs, les synapses de $X \cap Y$ en (a) et (c) sont sensibles à la fois à l'activation de x et de y . Dans la configuration (a), x et y peuvent être actives en même temps, car ce sont des zones contiguës. Les synapses $x \rightarrow X \cap Y$ et $y \rightarrow X \cap Y$ peuvent être les mêmes, si elles trouvent leur origine dans $x \cap y$ et se renforcent alors mutuellement. En revanche, dans la configuration (c), ces mêmes synapses sont en compétition, car x et y sont séparées, et la compétition sur la carte présynaptique assure que ces deux zones ne peuvent être actives simultanément. La configuration (c) est donc instable.

zones de la surface corticale, contrairement au cas des indices primaires. Encore une fois, c'est au niveau du mécanisme de compétition qu'il faut chercher l'origine de ces propriétés, ce qui est présenté dans la section suivante.

4.2 Algorithme de compétition Winner-take-most

Les algorithmes winner-take-all, tels que les K-means, présentés dans la section précédente, ont un inconvénient majeur : ils produisent potentiellement des vecteurs de référence « morts », au sens où ils ne sont les vecteurs les plus proches d'aucun élément, ce qui fait qu'ils ne changent jamais et ne représentent aucun élément. Plus généralement, ces algorithmes sont très sensibles à l'initialisation des vecteurs de référence, et ont tendance à rester « coincés » dans des minima locaux par rapport à la minimisation de l'erreur de distorsion (cf. équation 4.1). Pour éviter cet écueil, d'autres algorithmes choisissent de modifier, non seulement le vecteur $w^*(\xi)$ quand ξ est présente, mais aussi les vecteurs les plus proches de $w^*(\xi)$, selon une métrique qui n'est pas celle de E , et que nous allons détailler. De ce fait, ces algorithmes induisent une topologie dans l'espace des prototypes. Notre propre modèle faisant appel à ce type de méthodes, nous présentons ici plusieurs de ces algorithmes.

4.2.1 Cartes auto-organisatrices de Kohonen

Le plus célèbre des algorithmes Winner-take-most, le modèle des cartes auto-organisatrices de Kohonen a été inventé en 1982 [Kohonen, 1982b, Kohonen, 1982a]. Ce modèle est à la fois l'héritier de l'algorithme des K-means, et possède de solides justifications biologiques. Dans cet algorithme, les vecteurs de référence sont portés par des unités, qui correspondent biologiquement aux colonnes corticales. Ces unités sont placées sur une grille rectangulaire⁶, qui définit la relation

⁶Il s'agit du cas usuel, mais d'autres topologies peuvent être envisagées.

topologique entre les vecteurs (cf. figure 4.5).

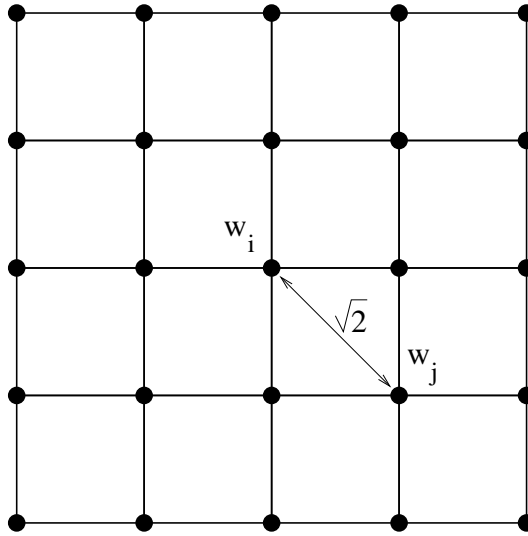


FIG. 4.5 – Grille 5×5 d'unités formant une carte auto-organisatrice de Kohonen. Les unités sont reliées entre elles par la distance euclidienne figurant sur la grille. La valeur associée à la connexion entre deux unités varie avec cette distance. Lorsqu'un élément est présenté au réseau, le vecteur de référence de l'unité qui en est la plus proche (au sens de la distance dans l'espace des éléments) est déplacé vers l'élément, ainsi que les vecteurs de référence des unités « proches » de l'unité « gagnante », au sens cette fois de la distance entre unités dans l'espace de la grille.

L'algorithme de Kohonen, comme celui des K-means, sélectionne pour chaque élément ξ présenté le vecteur de référence le plus proche $w^*(\xi)$. Néanmoins, contrairement aux K-means, ce n'est pas seulement $w^*(\xi)$ qui est alors modifié, mais un ensemble de vecteurs. Dans l'espace de la grille d'unités, on forme une bulle autour de l'unité « gagnante ». Les unités de la grille appartenant à cette bulle sont alors toutes modifiées.

Plus précisément, soit h une fonction décroissante de R^+ telle que $h(0) = 1$ et $h(+\infty) = 0$. Lorsqu'on présente ξ , on détermine $w^*(\xi)$. Comme les w_i sont structurés suivant une topologie, dans notre exemple une grille, on peut utiliser cette topologie pour définir une métrique et calculer une distance $d(w_i, w_j)$ entre deux prototypes, qui dépend uniquement de leur position (qui demeure figée) dans la grille. La règle de mise à jour des prototypes lorsque ξ est présenté est la suivante :

$$\forall i, w_i \leftarrow w_i + \alpha h(d(w_i, w^*(\xi))) \times (\xi - w^*(\xi)) \quad (4.4)$$

Si h vérifie $h(0) = 1$ et $\forall x \neq 0, h(x) = 0$, on retrouve les K-means et la compétition est un Winner-take-all. En général, ce n'est pas le cas, et le gagnant $w^*(\xi)$ est certes celui qui apprend le plus, mais il n'est pas le seul à apprendre : la compétition est un Winner-take-most. Dans le cas où E est un espace d'images extraites aléatoirement d'une image, en considérant une grille de prototypes 10×10 , on aboutit aux prototypes (images) de la figure 4.6. Le fait que la quantification vectorielle soit représentative de la distribution des images nous apprend que l'image est constituée de transitions de contraste. L'effet de la conservation de topologie est visible par le fait que deux neurones voisins (au sens de d) sur la grille ont des prototypes voisins dans E , l'espace des images possibles, au sens de la métrique de cet espace.

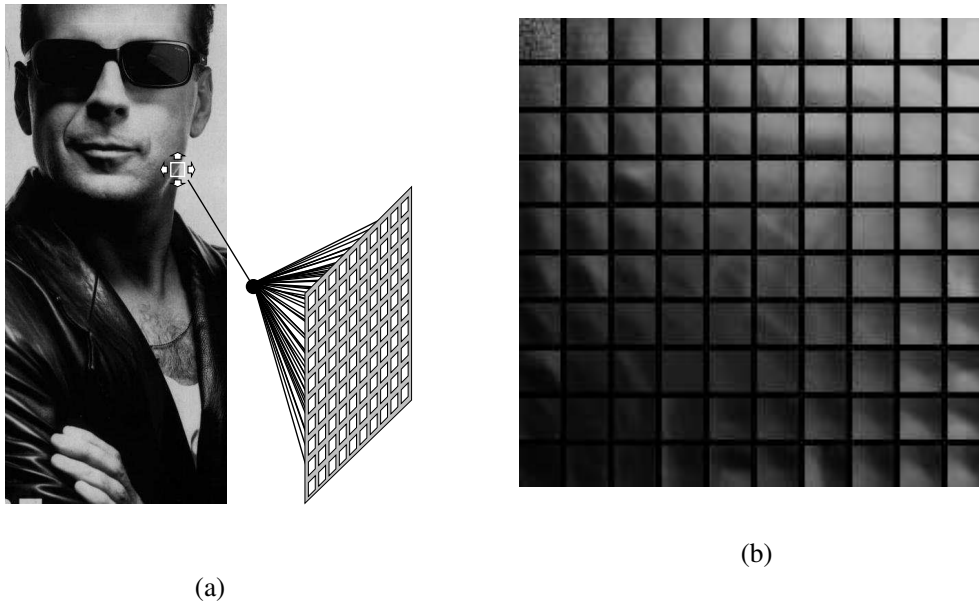


FIG. 4.6 – Apprentissage d'une carte de Kohonen, qui catégorise des imagerie, d'après [Frezza-Buet, 1999]. (a) On présente à la carte des imagerie tirées d'une image. (b) Chaque unité de la carte se spécialise, lors de l'apprentissage sur une imagerie, qui est son prototype. Les prototypes, représentés ici, sont semblables pour des unités proches. De plus, l'ensemble des prototypes couvre au mieux l'ensemble des imagerie fournies en entrée à la carte, tirées de l'image en (a).

On peut représenter ce phénomène en dessinant, dans E , les prototypes à leur emplacement w_i , et en matérialisant les connexions qu'ils ont dans la grille. Pour différents types de distribution, on obtient les résultats présentés sur la figure 4.7.

Les aspects théoriques de cet algorithme sont encore mal maîtrisés : une analyse en est fournie dans [Cottrell et al., 1998]. Nous nous contenterons ici de donner les résultats connus : la capacité d'auto-organisation du réseau, et la convergence de l'algorithme sont prouvés, comme étant presque certains au sens mathématique du terme, uniquement dans le cas d'une grille unidimensionnelle, et d'éléments placés dans un espace également unidimensionnel. Les résultats pratiques de cet algorithme sont heureusement nettement plus probants, et nous allons maintenant en présenter quelques-uns.

Le modèle des cartes auto-organisatrices de Kohonen a connu de multiples extensions. Citons notamment une extension permettant d'utiliser des entrées données sous forme de matrices de

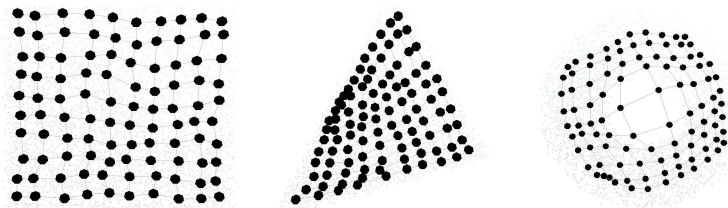


FIG. 4.7 – Représentation de la distributions des prototypes d'une carte de Kohonen dans l'espace des entrées, pour des distributions d'entrées formant un carré, un triangle, et un anneau plat.

similarités, comme en économie par exemple [Graepel et al., 1998]. Dans [Furukawa, 2005], on propose de représenter plusieurs classes de données dans un même réseau en construisant une carte auto-organisatrice dont les unités sont elles-mêmes des cartes auto-organisatrices, chacune classifiant une classe de donnée. Dans [Wiemer, 2003], on propose un modèle de carte auto-organisatrice capable d'utiliser comme entrée des signaux spatiotemporels, et non plus seulement spatiaux : un signal est envoyé en entrée du réseau à chaque pas de temps t , et l'activation du réseau à $t - 1$ influe sur son activation au temps t .

Les cartes auto-organisatrices ont surtout de multiples applications. Citons notamment l'organisation de bibliothèques de documents (WEBSOM) [Kohonen, 1998, Honkela et al., 1997], le data mining, le preprocessing de données sensorielles, la détection et l'identification d'erreurs dans des processus industriels, la reconnaissance vocale,... Plusieurs de ces applications sont détaillées dans l'ouvrage de référence sur les cartes auto-organisatrices [Kohonen, 1997].

4.2.2 Neural Gas

Un autre algorithme d'auto-organisation est Neural Gas, inventé par T. Martinetz et K. Schulten en 1991 [Martinetz and Schulten, 1991]. L'algorithme Neural Gas a été utilisé notamment pour des applications de contrôle visio-moteur de robots [Walter and Schulten, 1993].

Cet algorithme se base sur des unités similaires à celles de l'algorithme de Kohonen, mais contrairement à celui-ci, il ne crée pas de relation topologique de proximité entre ces unités.

Le fonctionnement de Neural Gas est le suivant : On choisit des paramètres initiaux ϵ_i et λ_i , et finaux t_{max} , le nombre de pas maximum de l'algorithme, $\epsilon_{t_{max}}$ et $\lambda_{t_{max}}$. Les ϵ servent à calculer le taux d'apprentissage du réseau, qui décroît avec le temps et qui vaut au temps t , où t correspond aux instants où des ξ sont présentés :

$$\epsilon(t) = \epsilon_i * \left(\frac{\epsilon_{t_{max}}}{\epsilon_i} \right)^{\frac{t}{t_{max}}} \quad (4.5)$$

Les λ correspondent à la « taille » de l'apprentissage, i.e. au nombre d'unité du réseau qui apprennent. Ce nombre décroît lui aussi avec le temps, et vaut au temps t :

$$\lambda(t) = \lambda_i * \left(\frac{\lambda_{t_{max}}}{\lambda_i} \right)^{\frac{t}{t_{max}}} \quad (4.6)$$

A chaque pas de temps t , on présente alors un élément $\xi(t)$ au réseau. Ensuite :

- On ordonne les unités suivant la proximité de leur vecteur de référence avec l'entrée, ce qui leur donne un rang.
- On adapte les vecteurs de référence des unités : Soit U_i l'unité de rang i , W_i le vecteur de référence correspondant. Alors :

$$W_i \leftarrow W_i + \epsilon(t) e^{\frac{-i}{\lambda(t)}} (\xi(t) - W_i) \quad (4.7)$$

De fait de l'absence de topologie prédéfinie, on peut mieux représenter des éléments répartis dans plusieurs zones distinctes dans l'espace des entrées. En effet, Neural Gas permet de placer les vecteurs de référence des unités dans ces zones. En revanche, l'algorithme de Kohonen conserve une proximité entre les unités correspondant à des vecteurs de référence distants, ce qui tend à attirer ces unités les unes vers les autres (cf. figure 4.2.2). De ce fait, on a tendance à obtenir des unités "mortes", qui ne représentent aucun élément de l'espace des entrées, et qui servent uniquement à faire le lien sur la grille de Kohonen entre les unités correspondant à différentes zones de l'espace des entrées.

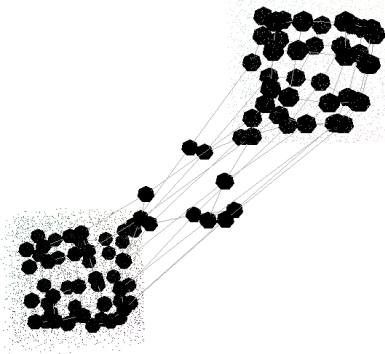


FIG. 4.8 – Une grille de Kohonen, du fait de la relation de topologie entre ses unités, a des difficultés à représenter des éléments situés en deux endroits séparés de l'espace des entrées, comme ici : les entrées sont réparties dans deux zones cubiques séparées. La grille s'étire, et de nombreuses unités sont « mortes » : elles ne représentent en fait aucune entrée

En contrepartie, cet algorithme est plus éloigné du modèle biologique. De plus, il possède un inconvénient majeur pour notre travail : du fait de l'absence de topologie préétablie dans le réseau (on peut toujours en créer une à posteriori), il est difficile de mettre en relation deux réseaux de Neural Gas. Or, notre modèle s'intéresse à la mise en relation multimodale de plusieurs zones corticales, chacune ayant en charge une modalité (cf. chapitre précédent). Cela rend notre travail incompatible avec l'emploi de Neural Gas.

Notons ici qu'une extension de Neural Gas, qui permet d'ajuster dynamiquement le nombre d'unités du réseau, donc sa taille, a été développée par B. Fritske en 1994 [Fritzke, 1994, Fritzke, 1991]. Cette extension s'appelle Growing Neural Gas. Son principal attrait est de permettre la construction d'un réseau de taille adaptée à la représentation de l'espace des entrées : Au fur et à mesure que l'algorithme progresse, il crée des unités. On peut alors stopper l'algorithme quand le réseau représente convenablement l'espace des entrées, en testant son efficacité. La taille du réseau créé à cet instant est alors adaptée au problème. Par ailleurs, Growing Neural Gas comporte une topologie, mais celle-ci est créée au fur et à mesure du déroulement de l'algorithme, et est donc adaptée aux entrées. Growing Neural Gas, comme Neural Gas, place facilement les prototypes dans des zones distinctes de l'espace des entrées (cf. figure 4.2.2).

Le fonctionnement de Growing Neural Gas est le suivant : On initialise le réseau, avec deux unités non connectées. On choisit des taux d'apprentissage ϵ_1 et $\epsilon_n b$ pour l'unité gagnante et ses voisins respectivement. On choisit un âge maximum des connexions a_{max} , après lequel une connexion inutilisée disparaît. On choisit une fréquence de création d'unités Λ . Enfin, on détermine deux taux de décroissance d'erreur α et β , pour la création d'unités, et pour la décroissance générale respectivement. A chaque pas de temps t , on fournit au réseau une entrée $E(t)$. Alors :

- On détermine les deux unités dont le vecteur de référence est le plus proche de l'entrée $U_1(t)$ et $U_2(t)$.
- On crée une connexion $C(U_1(t), U_2(t))$ entre $U_1(t)$ et $U_2(t)$ s'il n'en existe pas déjà une.
- On met à 0 l'âge de la connexion $C(U_1(t), U_2(t))$
- On change le vecteur de référence de $U_1(t)$ suivant $\Delta W_1(t)$ et de toutes les unités $U_n b$ auxquelles elle est connectée (dont $U_2(t)$) suivant $\Delta W_n b(t)$:

$$\Delta W_1 = \epsilon_1(E(t) - W_1(t)) \quad (4.8)$$

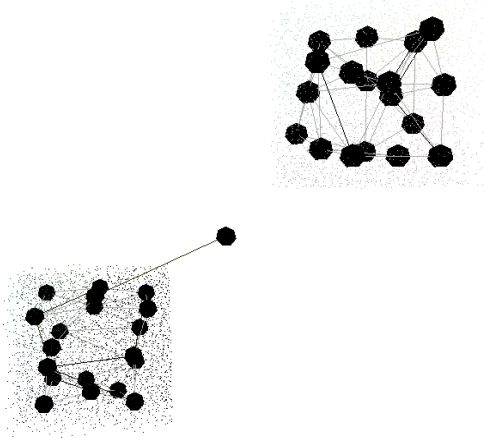


FIG. 4.9 – Avec les mêmes entrées, un growing neural gas a beaucoup plus de facilité, du fait que la topologie entre les unités est définie au fur et à mesure du déroulement de l’algorithme, et non pas a priori : On n’observe ici presque aucune unité morte.

$$\Delta W_n b = \epsilon_n b (E(t) - W_n b(t)) \quad (4.9)$$

- On augmente l’âge de toutes les connexions de $U_1(t)$ de 1
- On élimine toute les connexions donc l’âge dépasse a_{max}
- On calcule l’erreur e actuellement associée à $U_1(t)$:

$$e(U_1(t)) = \|W_1(t) - E(t)\| \quad (4.10)$$

- Si le pas de temps est un multiple de Λ :
 - On détermine l’unité U_q pour laquelle $e(U)$ est maximal
 - On détermine l’unité U_f parmi les voisins de U_q pour laquelle l’erreur est maximale
 - On ajoute une nouvelle unité U_r au réseau, et son vecteur de référence est initialisé à $W_r = (W_q + W_f)/2$
 - On crée une connexion d’âge 0 entre U_r et U_q , ainsi qu’entre U_r et U_f , et on retire celle entre U_q et U_f .
 - On diminue l’erreur de U_q et U_f selon $e(U) \leftarrow \alpha e(U)$
 - On initialise l’erreur de U_r à $e(U_r) = (e(U_q) + e(U_f))/2$
 - On diminue l’erreur des unités selon $e(U) \leftarrow \beta e(U)$

De tels algorithmes incrémentaux représentent une avancée majeure, mais difficilement adaptable pour notre propos : ici encore, le fait même que les algorithmes soient incrémentaux impose de ne pas connaître à l’avance la topologie exacte du réseau quand on le crée, ce qui rend délicat sa mise relation avec d’autres réseaux.

4.2.3 Elastic Net

Le modèle ”Elastic Net” [Durbin and Willshaw, 1987] a été créé par R. Durbin et D. Willshaw pour résoudre le problème classique du voyageur de commerce. Cet algorithme essaie de préserver au maximum la topologie entre deux espaces, en l’occurrence un plan (la carte des cités traversées) et une ligne (le chemin suivi). Cette approche est en fait proche de la quantification

vectorielle : on utilise ici une ligne d'unités pour représenter des éléments (les villes) présents dans un espace bidimensionnel.

Cet algorithme a été utilisé pour créer un modèle d'auto-organisation du cortex visuel primaire, c'est-à-dire de l'auto-organisation des colonnes corticales, pour former des zones de dominance oculaire [Goodhill and Cimponeriu, 2000] et pour représenter les différentes orientations de contrastes.

4.2.4 Conclusion

Depuis les travaux fondateurs de Kohonen, concernant les cartes auto-organisatrices, les méthodes Winner-take-most, et la notion de préservation de topologie ont évolué vers des méthodes qui se sont éloignées du paradigme cortical, qui est très présent dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen. C'est notamment le cas pour les réseaux incrémentaux de Fritzke, qui par ailleurs sont de puissants outils d'analyse de distribution.

En ce qui concerne notre étude, il est essentiel de pouvoir connecter des modules qui s'auto-organisent, ce qui suppose, pour ne pas se noyer dans la gestion des connexions lors d'ajouts d'unités, de garder un ensemble de prototypes fixe. C'est pourquoi notre modèle est plus proche des cartes auto-organisatrices de Kohonen. On notera toutefois l'existence de travaux où des modules auto-organiseurs incrémentaux sont mis en connexion [Frezza-Buet and Alexandre, 2002], mais la complexité de la gestion de l'ajout de neurones les rend difficilement extensibles à de grosses architectures.

4.3 Modèles de compétition locaux

Les algorithmes présentés dans les sections précédentes ont tous un point commun : il impliquent de trouver une unité « gagnante » dans le réseau. De ce fait, ces algorithmes ne sont que partiellement parallélisables [Boniface, 2000]. En effet, le choix de l'unité gagnante est fait en un endroit pour tous les neurones d'un réseau. Cette rupture du parallélisme naturel des réseaux de neurones fait que nous avons choisi, pour notre propre travail, d'utiliser un modèle de compétition local. Ce choix permet d'obtenir des calculs plus rapides pour notre modèle, en employant des ordinateurs parallèles [S.Vialle et al., 2004], mais autorise aussi la désignation de plusieurs gagnants locaux, ce que nous n'avons néanmoins pas exploité. Par ailleurs, ce choix d'un mécanisme local correspond à notre décision d'employer des algorithmes d'inspiration corticale : le cortex ne contient pas de zone « centralisatrice » qui permette le choix d'un neurone « gagnant ». enfin, nous montrerons à la fin de ce chapitre que notre modèle ne peut pas employer un mécanisme de compétition global, parce que les unités d'une carte du modèle reçoivent des entrées différentes.

4.3.1 Champs neuronaux dynamiques

L'algorithme des champs neuronaux dynamiques, appelé Continuum Neural Field Theory, abrégé en CNFT, est celui dont s'inspire, à la base, notre travail pour ce qui est de la compétition locale. Il a été inventé par Amari en 1977 [Amari, 1977]. Ce modèle met en œuvre une compétition au sein d'une carte neuronale considérée comme un continuum. En chaque point x de la carte, on considère qu'il existe une unité qui reçoit une entrée $i(x, t)$ au temps t . Cette unité a une activation $u(x, t)$ au temps t . L'unité x est reliée aux autres unités y par des liaisons de poids $w(x, y)$. La dynamique de $u(x, t)$ est alors donnée par l'équation :

$$\tau \frac{\delta u(x, t)}{\delta t} = -\alpha u(x, t) + \int w(x, y) f(u(y, t)) dy + h + i(x, t) \quad (4.11)$$

f est une fonction croissante (typiquement la fonction step de Heavyside), h est une constante représentant le seuil d'activation du réseau, α est une constante représentant la décroissance naturelle de l'activité et τ est une constante de temps. Amari utilise pour $w(x, y)$ une fonction dépendant uniquement de la distance $d(x, y)$ entre x et y . Cette fonction est une différence de gaussiennes qui a une forme de "chapeau mexicain" (cf. figure 4.10).

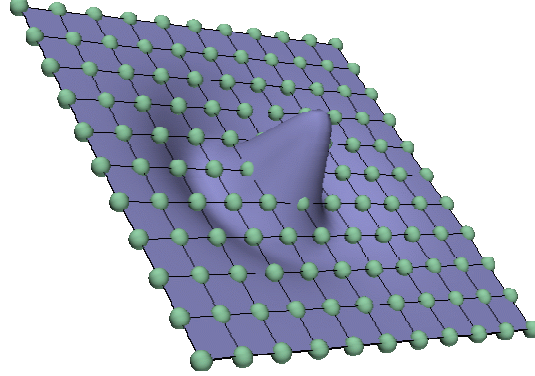


FIG. 4.10 – Fonction de poids de connexions en "chapeau mexicain". Cette fonction est formée par la différence de deux gaussiennes. Une unité est connectée positivement à celles qui sont proches d'elle, et négativement à celles qui sont situées plus loin. Le poids des connexions décroît vers 0 à l'infini. Cette forme de connexion, dite "On-Center, Off-Surround" assure que les solutions stables de l'équation de la CNFT sont des bulles centrées sur les zones de la carte où l'entrée est importante.

L'équation de la CNFT est récurrente : elle définit $\delta u(x, t)/\delta t$ en fonction des $u(y, t)$. De plus, l'implémentation effective est faite en discrétisant l'équation. On obtient alors :

$$\tau \Delta u(x, t) = -\alpha u(x, t) + \sum_{y \in \text{carte}} w(x, y) f(u(y, t)) + i(x, t) + h \quad (4.12)$$

De ce fait, l'application de la CNFT demande d'appliquer plusieurs pas de temps au réseau, jusqu'à ce que l'activation des unités sur la carte se stabilise, ce qui est un processus de relaxation.

Lorsque les paramètres, notamment h , sont choisis judicieusement, la CNFT produit une ou des bulles d'unités actives dans la carte (cf. figure 4.11). Cette situation est celle que nous recherchons dans notre travail. Plus généralement, la CNFT produit un comportement global au niveau de la carte, qui *émerge* du comportement local des unités. Cela est notamment dû au fait que le réseau est récurrent : l'activation d'une zone de la carte influence tout le reste de la carte, et la réaction des unités de la carte va en retour influencer la zone originellement activée.

Notons ici que, en fonction du choix du jeu de paramètres, la CNFT peut produire plusieurs bulles d'activités. C'est notamment le cas quand les unités suffisamment éloignées les unes des autres n'ont plus aucune influence sur leurs activations respectives. On réalise alors, de fait, plusieurs compétitions en parallèle. Cela peut se révéler très intéressant si on veut représenter le cas, biologiquement réaliste, d'une carte corticale ayant plusieurs zones activées en même temps. Néanmoins, avec un jeu de poids identique pour toutes les unités et homogène, qui est sans doute le seul cas où le fonctionnement de la CNFT est à peu près bien compris, on va presque toujours créer le même nombre de bulles d'activités dans la carte, régulièrement espacées. Les études

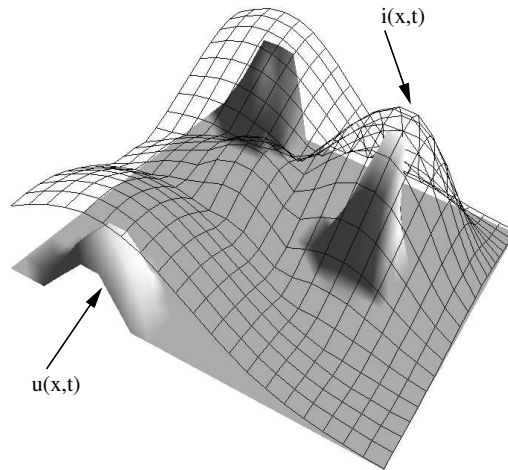


FIG. 4.11 – Résultat de l'application de la CNFT à des entrées $i(x, t)$ sur une grille carrée d'unités. Le résultat de la CNFT $u(x, t)$ est la formation de bulles d'activité autour des maxima de l'entrée $i(x, t)$.

effectuées dans notre équipe, notamment [Douvier, 2003], montrent que la mise au point d'un mécanisme permettant de réaliser plusieurs compétitions ayant un certain degré d'indépendance les unes par rapport aux autres sur une même carte est un problème très délicat à résoudre.

Les résultats théoriques de la CNFT sont encore très partiels : dans [Amari, 1977], Amari a montré la stabilité des bulles dans la CNFT, dans le cas de cartes à une dimension et en l'absence d'entrées. Dans le même cas unidimensionnel, il montre que les bulles d'activité ont tendance à se déplacer vers les zones de fortes excitations. De plus, deux bulles d'excitation vont :

- Se combiner en une seule si elles sont très proches
- Se repousser si elles sont plus éloignées
- N'avoir aucune influence l'une sur l'autre si elles sont très éloignées

Ces résultats sont intrinsèquement liés à l'utilisation d'un jeu de poids en chapeau mexicain. En 1997, J.G. Taylor a montré la stabilité dans le cas de cartes à deux dimensions, toujours en l'absence d'entrées [Taylor, 1997]. La stabilité en présence d'entrées demeure théoriquement indéterminée, et l'étude n'a été faite que pour des jeux de poids spécifiques, correspondant au chapeau mexicain, et pour un réseau continu. Dans [Amari, 1997], Amari étudie le cas de l'apprentissage des poids latéraux du réseau, dans le cas très particulier de l'absence d'entrées, et montre qu'il converge pour permettre d'obtenir une activation stable du réseau. Néanmoins, cela n'est pas généralisable au cas où le réseau reçoit des entrées.

Notons que la CNFT est un mécanisme d'activation neuronale, et ne comporte pas l'algorithme d'apprentissage : utilisé conjointement à d'autres algorithmes, comme les cartes auto-organisatrices de Kohonen, par exemple, il permet de remplacer le choix d'une unité gagnante, centralisé, puis la création a posteriori d'une bulle d'apprentissage autour de cette unité par un mécanisme purement local d'activation compétitive. Cela permet d'obtenir un algorithme plus aisément parallélisable, ce qui est le cas pour notre modèle.

La CNFT a notamment été utilisée dans le cadre de la modélisation de l'attention visuelle [Backer and Mertsching, 2005], de la rétinitopie [Fellenz and Taylor, 2000], de la sélection d'orientation dans le cortex visuel [Giese and Xie, 2002], ainsi que dans le domaine du contrôle de bras robot [Iossifidis and Steinhage, 2001], et dans celui de la navigation de robots autonomes [Bicho and Schoner, 1997]

Dans [Latham et al., 2003], on montre que des réseaux comportant des attracteurs peuvent représenter correctement des variables à travers l'activité d'une population d'unité, et ce alors que l'activité de la population est entachée de bruit, pourvu que ce bruit ne soit pas trop important. Ainsi, par exemple, l'activité d'une carte de CNFT dont les entrées représentent la position d'un objet permettent de retrouver la position de l'objet. Cette stabilité, i.e. cette résistance au bruit dans le réseau est l'une des forces principales des réseaux de neurones auto-organisés.

4.3.2 Utilisation pour représenter le cortex visuel

Les mécanismes d'auto-organisation locale ont notamment été utilisés pour représenter le fonctionnement du cortex visuel, qui a beaucoup été étudié en neurologie. Nous allons présenter ici le cas du modèle RF-LISSOM, développé dans [Siroh and Miikkulainen, 1997] par J. Siroh et R. Miikkulainen. Ce modèle illustre un aspect essentiel de la compétition locale selon nous : elle permet de réaliser une compétition dans une carte pour laquelle toutes les unités ne reçoivent pas toutes la même entrée.

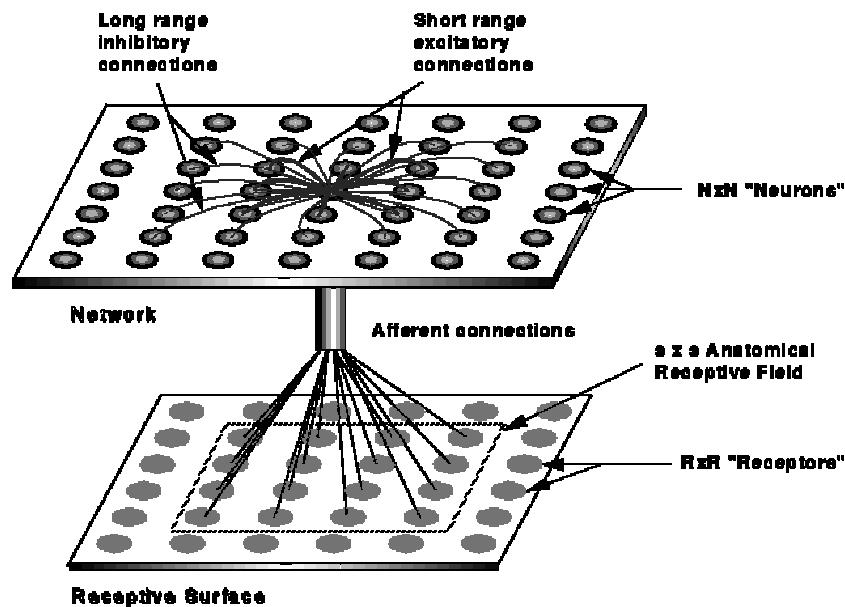


FIG. 4.12 – Architecture du modèle RF-LISSOM, d'après [Siroh and Miikkulainen, 1997]. Sur la carte auto-organisatrice (en haut), on observe les connexions excitatrices et inhibitrices d'une unité, qui forment un système ON-center, OFF-surround. La carte sensorielle (en bas) n'est que partiellement observée par l'unité : elle ne reçoit des informations que d'un champ récepteur, qui est une sous-partie de la carte sensorielle. Le champ récepteur « bouge » avec l'unité, ainsi chaque unité a son champ récepteur propre : les unités ne reçoivent pas toutes la même entrée.

Dans ce modèle, représenté sur la figure 4.12, on considère deux cartes. L'une est la carte sensorielle, qui correspond biologiquement à une rétine. Les unités de cette carte s'activent selon l'entrée sensorielle : l'activation d'une unité correspond à la présence de lumière en cet endroit de la rétine. L'autre carte représente le cortex visuel primaire. Les unités de cette carte corticale sont chacune connectées à une zone réceptrice de la carte sensorielle, les zones réceptrices se recouvrant largement pour des unités proches. Ainsi, deux unités proches ont la plupart de leurs entrées en commun, alors que deux unités éloignées reçoivent des entrées indépendantes. Ce type de connectivité correspond à la rétinotopie évoquée dans la section 4.1.2.

De ce fait, comparer les activations de deux unités distantes n'a aucun sens, puisque ces activations résultent de l'adaptation des unités à deux entrées distinctes et indépendantes. En revanche, la compétition entre deux unités proches est valide, puisque celles-ci reçoivent presque les mêmes entrées. Ainsi, il est vital pour ce modèle d'adopter une compétition purement locale, puisqu'une compétition globale mettrait en concurrence des unités dont l'activité est de fait indépendante. Cette nécessité est liée au fait que les unités ne reçoivent pas toutes les mêmes entrées dans ce modèle. C'est également le cas dans notre propre travail et, par conséquent, nous avons également adopté un modèle de compétition locale.

L'activation d'une unité corticale u selon ses entrées est la suivante : soit σ une fonction sigmoïde, ou pseudo-sigmoïde, R le champ récepteur de l'unité corticale considérée, Θ_i l'activité d'une unité i dans la carte sensorielle, et W_i le poids de la connexion de cette unité sensorielle à l'unité corticale. Alors l'activation corticale est :

$$A_u = \sigma\left(\sum_{i \in R} \Theta_i \times W_i\right) \quad (4.13)$$

L'interaction latérale, c'est-à-dire la compétition locale, modifie cette activité à chaque pas de temps. Soit E l'ensemble des unités reliées positivement à u , I l'ensemble des unités reliées négativement à u , γ_e la force des connexions latérales excitatrices, γ_i la force des connexions latérales inhibitrices et w_{ju} le poids de la connexion latérale de l'unité j à l'unité u . L'activité de u devient :

$$A_u(t) = \sigma\left(\sum_{i \in R} \Theta_i \times W_i + \gamma_e \sum_{j \in E} w_{ju} A_j(t-1) - \gamma_i \sum_{k \in I} w_{ku} A_k(t-1)\right) \quad (4.14)$$

Après que l'activité des unités s'est stabilisée sur la carte, les connexions entre unités sont modifiées selon un apprentissage hebbien normalisé, pour tous les types de poids. Cette homogénéité est une des « élégances » du modèle RF-LISSOM.

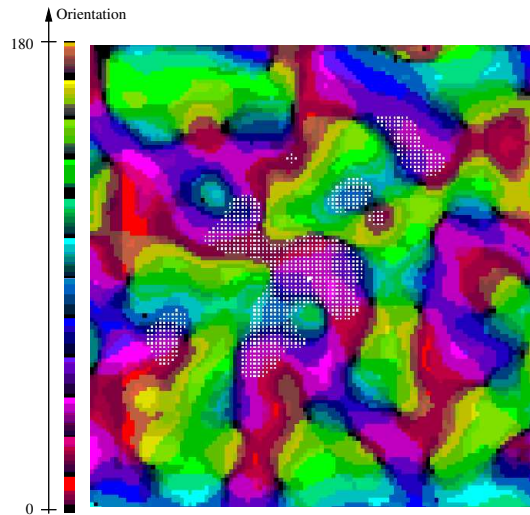


FIG. 4.13 – Auto-organisation d'une carte par RF-LISSOM. Les unités du modèle se spécialisent sur les orientations de contrastes des images qu'elles perçoivent en entrée. Elles sont colorées suivant l'orientation à laquelle elles sont le plus sensibles.

En donnant en entrée au réseau des spots de lumière gaussiens elliptiques et orientés, on constate que le réseau s'auto-organise pourvu que les champs récepteurs des unités corticales se

recouvrent suffisamment (cf. figure 4.13). Ce besoin est d'autant plus grand qu'on présente de nombreux spots gaussiens simultanément au réseau, donc d'autant plus grand que l'information fournie est bruitée. Encore une fois, cela montre que les activités des unités proches doivent être suffisamment liées pour que l'auto-organisation ait un sens.

Le modèle RF-LISSOM présente une avancée considérable : il permet à la fois d'obtenir une rétinotopie qui résulte de l'apprentissage sur une carte visuelle, et d'apprendre les jeux de poids latéraux, qui sont employés pour la compétition. Néanmoins, ces deux apprentissages sont séparés dans le temps : on apprend d'abord les poids W_i correspondant aux entrées visuelles, puis on apprend les poids des connexions latérales, pour revenir à l'apprentissage des entrées visuelles. Réaliser ces différents apprentissages simultanément demeure, à notre connaissance, une question ouverte. L'un de nos grands regrets est d'ailleurs de n'avoir pas réussi à implanter un tel mécanisme dans notre propre modèle.

4.4 Bijama

Notre modèle, Bijama, utilise un mécanisme de compétition locale dans chaque carte corticale du réseau. Ce mécanisme est inspiré par les cartes auto-organisatrices de Kohonen, ainsi que par la CNFT.

On définit dans une carte corticale des liaisons latérales entre les unités, auxquelles correspond un jeu de poids en chapeau mexicain, comme dans la CNFT classique. En revanche, contrairement à la CNFT, l'influence des unités de la carte sur l'activation d'une unité donnée ne se fait pas à travers la somme des influences individuelles des unités, mais à travers des maxima des influences individuelles. Cela constitue une différence majeure, et permet à notre modèle d'employer des cartes de taille et forme variées.

En effet, l'utilisation de la somme des influence latérales rend l'équation de la CNFT très sensible au nombre d'influences latérales qu'elle reçoit. De ce fait, toutes les unités d'une même carte doivent recevoir le même nombre d'influences latérales, avec le même jeu de poids, sous peine de fausser complètement la compétition. Cela pose, entre autre, problème pour des cartes carrées, où les unités proches des coins de la carte reçoivent beaucoup moins d'influences inhibitrices que les unités centrales. Les bulles d'activité vont alors presque toujours se placer dans les coins. On arrive classiquement à résoudre ce problème en employant des cartes toriques, donc sans bords. L'utilisation des maxima pour créer l'inhibition au sein des minicolonnes d'une même maxicolonne a particulièrement été étudiée par J. Lucke [Lucke et al., 2002]. Il montre que l'emploi d'un maximum d'activation, par rapport à une somme, permet d'assurer que les configurations stables de la maxicolonne deviennent toutes instables pour la même intensité d'inhibition. Cela assure que le nombre de minicolonnes actives dans une maxicolonne dépend de l'entrée. Dans le cas où on emploie une somme pour l'inhibition, le nombre de minicolonnes actives dépend de l'intensité de l'inhibition.

Néanmoins, l'utilisation d'un simple maximum n'est pas nécessairement représentative de l'activité des unités sur la carte. Le modèle Bijama utilise donc un *multi-maximum* : Soit x une unité de la carte, $U(x)$ son activité, $W_{x,y}^+$ le poids du lien positif entre x et une unité y , et $W_{x,y}^-$ le poids du lien négatif entre x et y . Alors l'apport positif des activations de la carte pour l'activation de x est la somme des k premiers maxima de $W_{x,y}^+ U(y)$, ce qui concerne des y proches de x , puisque Bijama utilise une gaussienne resserrée comme jeu de poids pour W^+ . De même, l'apport négatif est la somme des i premiers maxima de $-W_{x,y}^- U(y)$. Les constantes k et i sont choisies pour que le multi-maximum soit représentatif de l'activité des unités de la carte, tout en continuant d'assurer l'indépendance des apports à l'activation par rapport au nombre d'unités

de la carte auxquelles l'unité étudiée est liée. Ainsi, on évite les effets de bord qui apparaissent en utilisant la somme des activités pondérées sur la carte, tout en conservant à la compétition un caractère représentatif de l'activité des unités de la carte.

La compétition dans Bijama fonctionne donc comme suit : Soit x une unité, $I(x, t)$ son entrée et $U(x, t)$ son activation. Soit $W_{x,y}^+$ le poids du lien positif entre l'unité x et une unité y de la même carte corticale, et $W_{x,y}^-$ le poids négatif entre ces deux mêmes unités. On note $\{.\}^{\text{top } k}$ les k plus grands éléments d'un ensemble. Alors :

$$\tau \Delta U(x, t) = f(-\alpha U(x, t) + \beta I(x, t) + \gamma \{W_{x,y}^+ U(y)\}^{\text{top } n^+} - \delta \{W_{x,y}^- U(y)\}^{\text{top } n^-}) \quad (4.15)$$

Dans cette équation, les constantes τ, α, β et γ représentent respectivement une constante de temps, et l'importance respective des entrées, des connexions latérales excitatrices et des connexions latérales inhibitrices. f est une pseudo-sigmoïde, une fonction linéaire par morceaux qui remplace une sigmoïde pour des raisons de temps de calcul. n^+ et n^- sont le nombre d'éléments retenus pour construire le multi-maximum, respectivement des influences positives et négatives des unités de la carte sur l'évolution de $U(x, t)$.

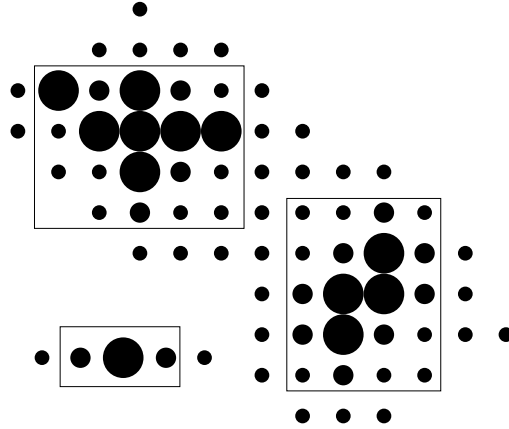


FIG. 4.14 – Méthode de séparation des bulles : on repère les zones contiguës de la carte où l'activité des unités dépasse un seuil θ . Si toutes les activités d'une zone sont inférieures à θ , elle est ignorée. Sinon, nous considérons que cette zone correspond à une bulle d'activité.

Nous avons testé la robustesse de notre modèle à l'existence de bruit dans l'activité sur laquelle se fonde la compétition, ainsi qu'à la disparition de certaines connexions intra-cartes, en employant le protocole suivant : Nous avons isolé une carte seule, afin d'étudier le mécanisme de compétition séparément du reste du modèle, et nous avons présenté à la carte des entrées, qui sont modifiées tous les 100 pas de temps. La carte est carrée, et fait 41 unités de côté. Les distributions d'entrées employées sont composées de la somme d'un bruit compris dans un intervalle $[-\nu, \nu]$ en chaque point de la carte, et d'une gaussienne $\mu \exp(-x^2/\sigma^2)$ centrée aléatoirement sur la carte, avec une amplitude $\mu \in [.5, 1]$ et une largeur $\sigma = 2$. Le bruit permet de tester la robustesse du modèle au bruit. Nous testons également la robustesse du modèle par rapport aux connexions défectueuses, en considérant une probabilité ζ d'existence pour chaque connexion latérale. Nous séparons notre carte en zones contenant chacune une bulle d'activité en décrivant une bulle comme un ensemble contigu d'unités dont les activités sont comprises

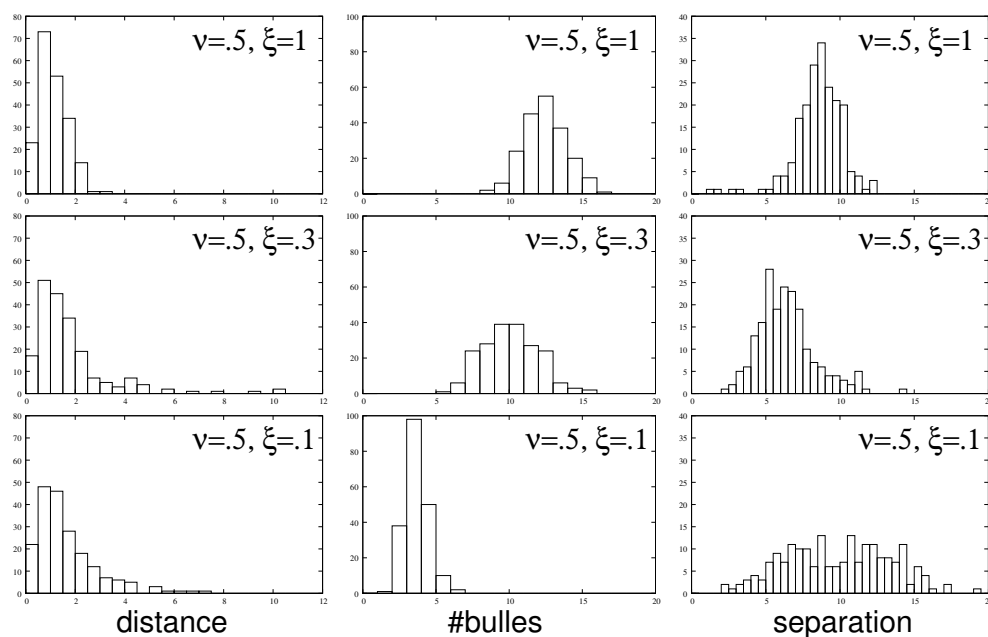


FIG. 4.15 – Résultat de test sur la robustesse du mécanisme de compétition. ν est le bruit de l'entrée, et ζ est la probabilité d'existence des connexions latérales. A gauche, nous mesurons la distance entre le centre de la gaussienne présentée en entrée et le centre de la bulle la plus proche. Au centre, nous comptons le nombre de bulles d'activité. A droite, nous mesurons la plus petite distance existante entre le centre de gravité de deux bulles d'activité distincte. On utilise les valeurs de paramètres suivantes : $n^+ = 2$, $n^- = 5$, $\gamma = 0.2$, $\delta = 0.1$, $\alpha = 0.2$, $\beta = 0.2$, $\tau = 2$, $\theta = 0.2$, $\mu = 0.2$

au-dessus d'une valeur θ . Les bulles ne comportant pas d'unité dont l'activité est supérieure à une valeur μ sont ignorées pour les mesures expérimentales (cf. figure 4.14).

Nous mesurons alors la distance entre les bulles d'activité et l'entrée, le nombre de bulles d'activité et le degré de séparation entre les bulles, pour diverses valeurs de ζ (cf. figure 4.15). Lorsque trop de connexions sont absentes, chaque bulle est constituée d'un ensemble rapproché de pics. Afin de pouvoir plus aisément compter les bulles, nous avons "adouci" le profil d'activité des bulles, en employant comme base de calcul pour nos expériences $U'(x, t)$, qui est le maximum entre $U(x, t)$ et $\zeta \max_j U'(j, t)$, où les j sont les quatre unités adjacentes à x . Chaque expérience est menée sur 200 tests. Les histogrammes des résultats sont présentés sur la figure 4.15.

La séparation entre les bulles, mesurée comme la plus courte distance entre deux bulles, caractérise l'inhibition. On observe ici que les bulles restent bien distinctes, sauf si les 9/10èmes des connexions latérales ont disparu. La distance entre le centre de la gaussienne présentée en entrée et le centre de la bulle la plus proche demeure faible, ce qui montre que le modèle suit son entrée, même en présence d'un bruit d'amplitude comparable à celle de l'entrée. Enfin, nous observons que plusieurs bulles d'activité apparaissent, du fait du bruit présenté en entrée. Le nombre de bulles diminue avec ζ , car la destruction des connexions latérales entraîne la création d'unités n'ayant plus aucune connexion latérale excitatrice. Ces unités ne peuvent pas former de bulle d'activité. Globalement, les résultats montrent que ce modèle possède une grande robustesse à la fois au bruit d'entrée, et à la détérioration des connexions latérales. Cette robustesse ouvre la possibilité de volontairement supprimer des connexions latérales, ce qui permet de diminuer la taille des calculs effectués par le modèle.

Un point important dans notre modèle est le fait que l'entrée $I(x, t)$ varie selon les unités de la carte. Cela est dû au fait que l'entrée est en partie composée par les connexions que reçoit chaque unité des autres cartes du réseau. Comme nous l'avons vu au chapitre précédent, ces connexions varient suivant les entrées, donc suivant les unités. Il est alors important que des unités proches aient des connexions proches. En effet, en réalisant la compétition locale, on compare le degré d'adaptation des unités à leur entrée. Or, comme nous l'avons vu en étudiant le modèle RF-LISSOM, si les entrées n'ont aucun rapport les unes avec les autres, cette comparaison n'a aucun sens.

C'est pour cette raison principalement que l'on ne peut employer un algorithme de comparaison global, comme c'est le cas dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen. En effet, les unités éloignées sur la cartes ont des entrées très différentes. Comparer l'adaptation des unités à ces entrées est donc impossible : la comparaison de l'adaptation de deux unités différentes à deux entrées distinctes est sans valeur. En revanche, les unités proches ont des entrées quasi-identiques. La compétition entre ces unités a donc bien un sens. C'est cela qui motive avant tout le choix d'un algorithme de compétition locale, inspiré de la CNFT, pour notre travail.

La compétition locale permet la création de bulles d'activité dans une carte, là où la reconnaissance de l'entrée est la plus importante. Cette compétition, pour produire la rétinotopie que nous avons évoqué au cours de ce chapitre, demande l'intervention d'un autre mécanisme : l'apprentissage des unités. Ce mécanisme, qui est par ailleurs vital au maintien d'une cohérence multimodale dans notre modèle, comme nous l'avons évoqué au chapitre 3, fait l'objet du chapitre suivant.

5

Apprentissage pour des unités en compétition

Le présent chapitre aborde un point crucial des modèles biologiquement inspirés : l'apprentissage. Nous ne pouvons développer ici toutes les facettes de cette vaste notion, aussi nous contenterons-nous d'aborder les méthodes d'apprentissage que nous avons tenté d'adapter dans le cadre de notre modèle.

Ainsi, l'apprentissage se restreindra, pour nous, à la spécialisation des unités en compétition (cf. chapitre 4). Cette spécialisation permet aux unités de réagir spécifiquement à certaines configurations de leurs entrées. Les unités ont ainsi un comportement discriminant, en ce sens qu'elles réagissent différemment les unes des autres aux différentes configurations possibles de leurs entrées. L'apprentissage permet alors, bien que le codage informatique des différentes unités d'une même carte soit le même, d'obtenir que les unités aient des comportements diversifiés. Nous nous sommes imposés, comme dans le cas de la définition des mécanismes de compétition présentés au chapitre 4, de ne pas déroger à la règle de localité des calculs. C'est une des raisons pour lesquelles nous avons dû adapter certains mécanismes d'apprentissage développés dans la littérature.

La spécialisation des unités s'effectue, dans notre modèle, au niveau des poids associés aux différentes entrées que celles-ci reçoivent. Comme décrit au chapitre 3, ces entrées sont de deux types : extérieures au modèle, dites alors thalamiques, et internes au modèle, dites alors corticales. Tandis que le traitement des entrées thalamiques dans notre modèle suit un schéma directement inspiré de celui des entrées dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen, le traitement des entrées corticales est plus original. C'est donc sur ce dernier que porte essentiellement ce chapitre.

Ainsi qu'annoncé au chapitre 3, l'apprentissage sert à mettre en adéquation une activation de reconnaissance avec le fait de gagner la compétition au sein de la carte. Dans le cas des entrées thalamiques, l'activation de reconnaissance correspond à une mesure de similarité entre l'entrée présente et une valeur « prototype » de l'unité. Si cette valeur de reconnaissance est faible, alors que l'unité gagne la compétition, l'apprentissage a pour effet de modifier le prototype pour augmenter sa similarité avec l'entrée. Ainsi, la prochaine fois que l'unité gagne la compétition, (i.e. activité A^* forte selon les notations de notre modèle), si c'est cette même entrée qui est alors présente, la reconnaissance thalamique sera supérieure, c'est-à-dire plus conforme avec le fait que cette unité-là est gagnante quand cette entrée est présentée. Ce principe est celui qui guide les cartes auto-organisatrices de Kohonen, et de façon plus générale les méthodes de quantification vectorielle basées sur un apprentissage compétitif. L'apprentissage de l'activation de reconnaissance des entrées corticales du modèle est de même nature ; il vise également à

augmenter la corrélation entre la reconnaissance d'une entrée corticale et le fait que l'unité qui reçoit cette entrée gagne la compétition. Toutefois, la spécificité de l'apprentissage cortical que nous proposons tient au fait que les unités n'apprennent pas la valeur des entrées sur lesquelles elles se spécialisent, mais leur présence. Cette distinction essentielle, exposée en détail dans ce chapitre, nous conduit à adopter des règles d'apprentissage spécifiques au niveau cortical. De plus, nous montrerons qu'il est souhaitable, afin de limiter la taille des cartes dites associatives dans notre modèle, c'est-à-dire celles qui sont reliées à plusieurs autres cartes, de permettre à chaque unité de reconnaître plusieurs configurations distinctes de ses entrées corticales, et non pas une seule. Ces considérations permettent de spécifier la règle d'apprentissage corticale que nous employons dans notre modèle.

Ayant ainsi défini le type d'apprentissage nécessaire au niveau des liaisons corticales inter-cartes, nous étudierons les modifications à apporter au processus d'apprentissage pour qu'il prenne en compte la compétition locale intra-carte décrite au chapitre 4. Un exemple d'implémentation de notre modèle, effectué dans le cadre du projet européen MirrorBot, permet de concrétiser les notions présentées dans le reste du chapitre.

5.1 Apprentissage local

Notre modèle Bijama se veut entièrement parallélisable. Par conséquent, chaque unité du modèle doit pouvoir non seulement calculer son (ou ses) activation(s), mais aussi évoluer, donc effectuer un apprentissage, en ayant uniquement connaissance des activités des unités auxquelles cette unité est reliée.

Dans ce contexte, une règle d'apprentissage comme celle des cartes auto-organisatrices est exclue. En effet, l'apprentissage est modulé par un coefficient qui dépend de la distance dans le réseau entre cette unité et l'unité gagnante. Or pour déterminer cette dernière, on effectue une recherche séquentielle sur toutes les unités pour isoler celle dont le prototype est le plus similaire à l'entrée courante. Cette étape séquentielle appartient à de nombreux algorithmes d'apprentissage non supervisé, et rend d'ailleurs leur parallélisation délicate [Boniface, 2000].

La règle de rétropropagation de l'erreur utilisée pour les perceptrons multi-couches est elle aussi inadaptée, par sa forme, à notre cadre de travail. En effet, bien qu'elle exprime une mise à jour locale à chaque neurone, elle s'applique « couche par couche », ce qui impose de superviser la succession des groupes d'unités auxquelles elle est appliquée. Là aussi, cet ordonnancement externe ne correspond pas à notre modèle, bien plus proche du point de vue du déclenchement des calculs des automates cellulaires, comme mentionné au chapitre 1.

D'ailleurs, l'ordre dans lequel les unités effectuent le calcul de leurs activations et apprentissages peut influencer sur le résultat de ces calculs, dès lors que l'on se place dans le cadre d'un modèle faisant intervenir des relations récurrentes entre unités. En effet, l'état d'activation d'une unité u influe sur l'état d'activation d'autres unités, qui à leur tour influent sur le calcul de l'activation de l'unité u .

Afin d'éviter d'introduire un biais dans le calcul, l'ordre dans lequel les calculs sont effectués doit être aléatoire, et doit varier à chaque fois que les activations des unités sont calculées. Une autre solution serait de réaliser l'apprentissage de toutes les unités en même temps. Néanmoins, un tel apprentissage, dit synchrone, est incompatible avec notre modèle pour des raisons liées au mécanisme de compétition employé, et détaillées dans le chapitre 6.

5.2 Activation et Apprentissage de la présence

5.2.1 Activation corticale dans Bijama

Dans le modèle Bijama, les unités d'une carte, comme présenté au chapitre 3, reçoivent en entrée l'état d'activation de bandes d'unités appartenant à d'autres cartes corticales. Une unité Bijama u appartenant à une carte connectée à la carte i perçoit donc des configurations d'activation d'unités de i (cf. figure 5.1(b)). Elle fournit une activité corticale, notée $A_i^c(u)$, qui correspond à la « proximité » entre la configuration d'activation perçue et la configuration d'activation qu'elle favorise, appelée prototype cortical de l'unité u pour la connexion à la carte i .

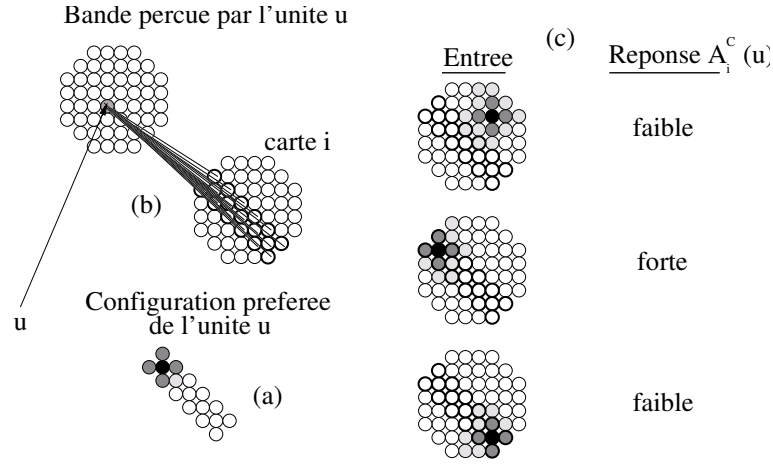


FIG. 5.1 – Activation corticale d'une unité u . (a) Bande corticale perçue par l'unité u . (b) Prototype cortical de l'unité u . (c) Activation corticale de l'unité u suivant les configurations d'activité présentes en entrée.

Cette notion ne correspond pas à une distance, au sens mathématique du terme. Prenons le cas d'une unité u spécialisée dans la reconnaissance de l'activation d'une bulle d'unités spécifiques dans la carte distante i . Quand une telle bulle est perçue, l'unité u doit fournir une activité $A_i^c(u)$ importante. En l'absence de bulle dans la bande perçue par u , u doit fournir une $A_i^c(u)$ nulle (cf. figure 5.1(c)).

Plus précisément, il s'agit dans notre modèle, pour ce qui est de la reconnaissance des entrées corticales, de comparer une configuration d'activation, qui exprime la présence d'une bulle à une certaine position dans la bande (cf. figure 5.1(a)), à la répartition des activités A^* des unités qui composent la bande. Cette configuration de référence est matérialisée par les poids des liens corticaux (cf. figure 5.1(b)) : ces poids sont forts là où la bulle doit se trouver, dans la bande, pour activer l'unité u . Ainsi, si tous ces poids sont nuls, l'unité u ne s'active jamais. Les poids nuls ne signifient pas « s'activer en l'absence d'activité dans la bande ». Nous utilisons dans notre modèle la règle d'apprentissage suivante pour le poids cortical reliant une unité à l'unité distante i :

$$\Delta w_i = \nu(A^* + \omega)(A^* - A^c)A^*(i) \quad (5.1)$$

Dans cette équation, ν est la vitesse d'apprentissage, ω est un terme de fuite, A^c est l'activité corticale de l'unité qui prend en compte la connexion de poids w_i , et les A^* représentent les activités globales des unités, obtenus après la compétition décrite au chapitre 4.

Nous détaillons dans les sections suivantes les raisons qui nous ont amenées à choisir cette règle d'apprentissage, mais nous insistons ici sur le fait que les activations distantes des unités perçues sont traitées comme des valeurs booléennes « présence/absence », ce qui est différent du traitement de reconnaissance thalamique du modèle, où un prototype égal au vecteur nul signifie que l'unité a une forte activité de reconnaissance quand l'entrée est nulle, comme c'est le cas pour les cartes de Kohonen, lorsque la distance euclidienne est utilisée pour comparer les prototypes à l'entrée.

5.2.2 Présence et valeur

L'activation corticale, dans le modèle Bijama, se fait donc suivant la présence d'activité, dans les unités distantes. Cela correspond à l'apprentissage d'un booléen. Par opposition, les cartes auto-organisatrices de Kohonen apprennent des valeurs réelles, mécanisme, ce que nous réservons comme nous l'avons dit à l'apprentissage des données extérieures au modèle Bijama, dit apprentissage de données thalamiques (cf. chapitre 6). Étudions maintenant des exemples simples afin de mieux différencier ces deux apprentissages.

Un cas simple de valeur réelle à apprendre est celui d'un code couleur, par exemple un code RGB. Prenons donc le cas d'une couleur définie par trois valeurs R(rouge), V(vert) et B(bleu), situées entre 0 et 255. La valeur 0 signifie que la composante est entièrement absente, tandis que la valeur 255 signifie que la composante est saturée. Un réseau de neurones chargé de reconnaître et de classifier les différentes couleurs compte des neurones spécialisés dans la reconnaissance de chaque couleur présentée au réseau.

Ainsi, si on présente régulièrement la couleur noire (R :0,G :0,B :0) au réseau, un neurone se spécialise sur cette couleur, donc s'active en sa présence. L'absence d'une composante est ainsi tout autant susceptible de provoquer l'activation d'un neurone du réseau que sa présence : les neurones du réseau apprennent ici à s'activer suivant la *valeur* des composantes, et non pas suivant leur présence. Si le prototype d'un neurone I est formé par le vecteur (w_R, w_G, w_B) , alors, en pondérant la distance entre prototype et entrée par σ , l'activité de I en présence de l'entrée (R, G, B) peut être calculée par :

$$A_I = \exp\left(-\frac{(w_R - R)^2 + (w_G - G)^2 + (w_B - B)^2}{\sigma}\right) \quad (5.2)$$

A l'opposé, prenons le cas d'un pari. On place devant des joueurs trois gobelets retournés, notés G_1 , G_2 et G_3 , qui peuvent ou non recouvrir des jetons. Un gobelet peut recouvrir au maximum 10 jetons. Lorsqu'un gobelet G_i recouvre n jetons, on lui affecte la valeur $G_i = 0, 1 \times n$.

On considère alors les joueurs, que l'on représente par des unités. Chaque joueur peut parier plus ou moins fortement sur la présence de jetons sous chacun des gobelets. Un joueur J voit ses paris résumés dans trois valeurs w_1^J , w_2^J et w_3^J . w_i^J représente le pari que fait le joueur J sur le gobelet G_i . Chacune de ces valeurs est comprise entre 0 (pari nul) et 1 (pari maximal). De plus, à chaque fois qu'un pari est réalisé, on affecte à chaque joueur J une valeur A_J , appelée activité de J , représentant le gain que J a réalisé. Cette valeur est saturée à 1. Elle peut être calculé par :

$$A_J = \sum_{i=1}^3 w_i^J \times G_i \quad (5.3)$$

Ainsi, un joueur J pariant à moitié sur le premier gobelet ($w_1^J = 0.5$) aura au plus une activité A_J de 0.5 si seul le premier gobelet recouvre des pièces. L'activité d'un joueur est

d'autant plus forte qu'il joue lorsque les gobelets sur lesquels il a parié recouvrent beaucoup de jetons. Lorsqu'un joueur obtient une activité non nulle, on dit que l'unité correspondant est activée.

Considérons maintenant un ensemble de joueurs, qui effectuent des paris différents. Si ils jouent lorsque aucun gobelet ne recouvre de jetons ($G_1 = G_2 = G_3 = 0$), l'activité de tous les joueurs est nulle : en l'absence de jetons, il est impossible d'obtenir un gain. En revanche, si tous les gobelets recouvrent un maximum de jetons ($G_1 = G_2 = G_3 = 1$), tous les joueurs obtiennent un maximum de gains. Cela montre que les unités (représentées ici par les joueurs) ne considèrent pas la valeur 0 de la même manière que la valeur 1. En effet, elles sont sensibles, non pas à la *valeur* des composantes d'entrée G_1, G_2 et G_3 , mais à leur *présence*.

Ainsi, l'activation des unités diffère suivant qu'elles sont sensibles à la présence ou à la valeur des composantes étudiées. Il en va de même de leur apprentissage : des unités sensibles à la valeur des composantes peuvent apprendre à s'activer pour des valeurs nulles de ces composantes, alors que ce n'est pas le cas si les unités sont sensibles à la présence des composantes.

La différence essentielle est que, lorsqu'on est sensible à la présence des composantes de l'entrée, aucune unité n'a tendance à s'activer du fait de l'absence d'un élément. Pour en revenir à notre exemple de pari, un joueur qui parie sur le premier gobelet n'augmente pas son gain lorsque le second gobelet se révèle vide. En revanche, dans le cas d'unités sensibles à la valeur des composantes de l'entrée, une unité peut avoir tendance à s'activer du fait de l'absence de composantes. Ainsi, une unité spécialisée dans la détection de la couleur rouge a tendance à s'activer lorsque les composantes de couleur G et B sont nulles.

L'état d'activation des unités corticales distantes, dans le modèle Bijama, que nous étudions dans la section précédente, est traité suivant la présence, et non suivant la valeur : une unité ne peut être sensible qu'à la présence d'activité dans les bandes d'unités distantes qu'elle perçoit, et non pas à l'absence d'activité.

5.2.3 Utilisation de l'apprentissage Hebbien

Règle de Hebb

Le psychologue Hebb a proposé en 1949 un modèle permettant d'expliquer comment les poids synaptiques entre neurones évoluaient [Hebb, 1949]. Selon lui, le poids synaptique w_i entre un neurone u et une de ses entrées i change proportionnellement à la *co-activation* des neurones i et u . En considérant que l'activation $y(u)$ d'un neurone u recevant en entrée l'activation des neurones j s'écrit $y(u) = \sum_j w_j y(j)$, la formulation mathématique de cette règle est :

$$\Delta w_i = \epsilon y(u)y(i) \quad (5.4)$$

Dans cette formulation, $\epsilon > 0$ est un paramètre réglant la vitesse d'apprentissage du poids synaptique w_i . Cette règle est, encore aujourd'hui fréquemment utilisée pour modéliser l'apprentissage des connexions inter-neurales. Après apprentissage, si u et i sont souvent co-activés, alors l'activation de i permet celle de u , et est donc prédictrice de celle-ci. En effet, la valeur de w_i est alors élevée. Par conséquent, lorsque $y(i)$ est élevé, $y(u)$ l'est aussi.

Emploi de l'apprentissage Hebbien pour détecter la présence

L'apprentissage Hebbien est adapté pour détecter la présence des composantes d'entrée. En effet, cet apprentissage amène à augmenter le poids w_i lorsque u et i sont actifs. Par conséquent,

le neurone u va, par la suite, avoir plus tendance à s'activer en présence de l'activation de i . Ainsi, il se spécialise dans la détection de la présence d'une activité $y(i)$.

Par ailleurs, la règle d'activation employée assure que u ne s'active pas plus du fait de l'absence d'un des $y(j)$, pourvu que les poids w_j soient positifs. De plus, la règle d'apprentissage ne permet que d'augmenter ces poids, donc pourvu que les poids w_j soient initialisés à des valeurs positives, l'unité u se comporte comme un détecteur de présence des activités $y(j)$. Ce détecteur devient plus sensible aux entrées j qui sont activées fréquemment en même temps que lui, du fait de l'apprentissage.

Limitation de la croissance des poids Hebbien

La règle de Hebb a l'inconvénient de permettre une croissance illimitée des poids associés aux liens aboutissant à un neurone. Une manière de limiter cette croissance est de garder constante la somme de ces poids. On a alors une règle de Hebb normalisée. Cette règle, comme celles présentées par la suite, fournit une méthode de calcul des poids à un pas de temps $t + 1$ à partir de données valides au pas de temps précédent t . Celle-ci s'écrit comme suit :

$$w_i(t + 1) = \frac{w_i(t) + \epsilon y(u)y(i)}{\sum_j (w_j(t) + \epsilon y(u)y(j))} \quad (5.5)$$

Cette règle demeure adaptée pour la détection de présence, puisque la règle d'apprentissage ne modifie pas le signe des poids w_j . Ainsi, en gardant la même règle d'activation $y(u)$ pour un neurone u , les unités ne peuvent s'activer du fait de l'absence d'une activité $y(j)$.

Une autre variante de la règle de Hebb, qui permet de limiter la valeur des poids est celle dite de Hebb/anti-Hebb. Dans cette variante, l'apprentissage se fait par :

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \epsilon y(i)(y(i) - w_i(t)) \quad (5.6)$$

Cette règle permet elle aussi l'apprentissage de présence, pour autant que $\epsilon < 1$. En effet, le signe des poids w est alors constant, puisque un poids w_i ne peut diminuer, en valeur absolue, que de ϵw_i au plus durant un pas de temps. Pour des poids initiaux positifs, l'activation d'une entrée i ne peut donc pas inhiber l'activation de u .

Exemple d'utilisation des règles de Hebb

Nous allons maintenant illustrer l'emploi des différentes règles d'apprentissage hebbiennes. Pour cela, nous reprenons notre exemple de pari sur des gobelets. Nous supposons que, dans deux cas sur cinq, tous les jetons sont dans le premier gobelet, et dans les autres cas, tous les jetons sont dans le second gobelet. Nous initialisons les poids associés aux gobelets à $\frac{1}{3}$. Nous réalisons alors l'apprentissage avec la règle de Hebb (cf. figure 5.2(a)), avec la règle de Hebb normalisée (cf. figure 5.2(b)), et avec la règle de Hebb/anti-Hebb (cf. figure 5.2(c)), et nous observons l'évolution des poids w_i dans les trois cas.

On observe que la règle de Hebb fournit des poids immenses, qui ne se stabilisent pas, et continuent d'augmenter. Les valeurs étant limitées en informatique, cette règle n'est donc pas directement employable. Les règles de Hebb normalisée et de Hebb/anti-Hebb, en revanche, limitent les poids, et fournissent des résultats semblables. Le signe des poids reste toujours positif, ce qui assure que l'activation de l'unité ne peut être due à l'absence d'une entrée, mais seulement du fait d'une présence.

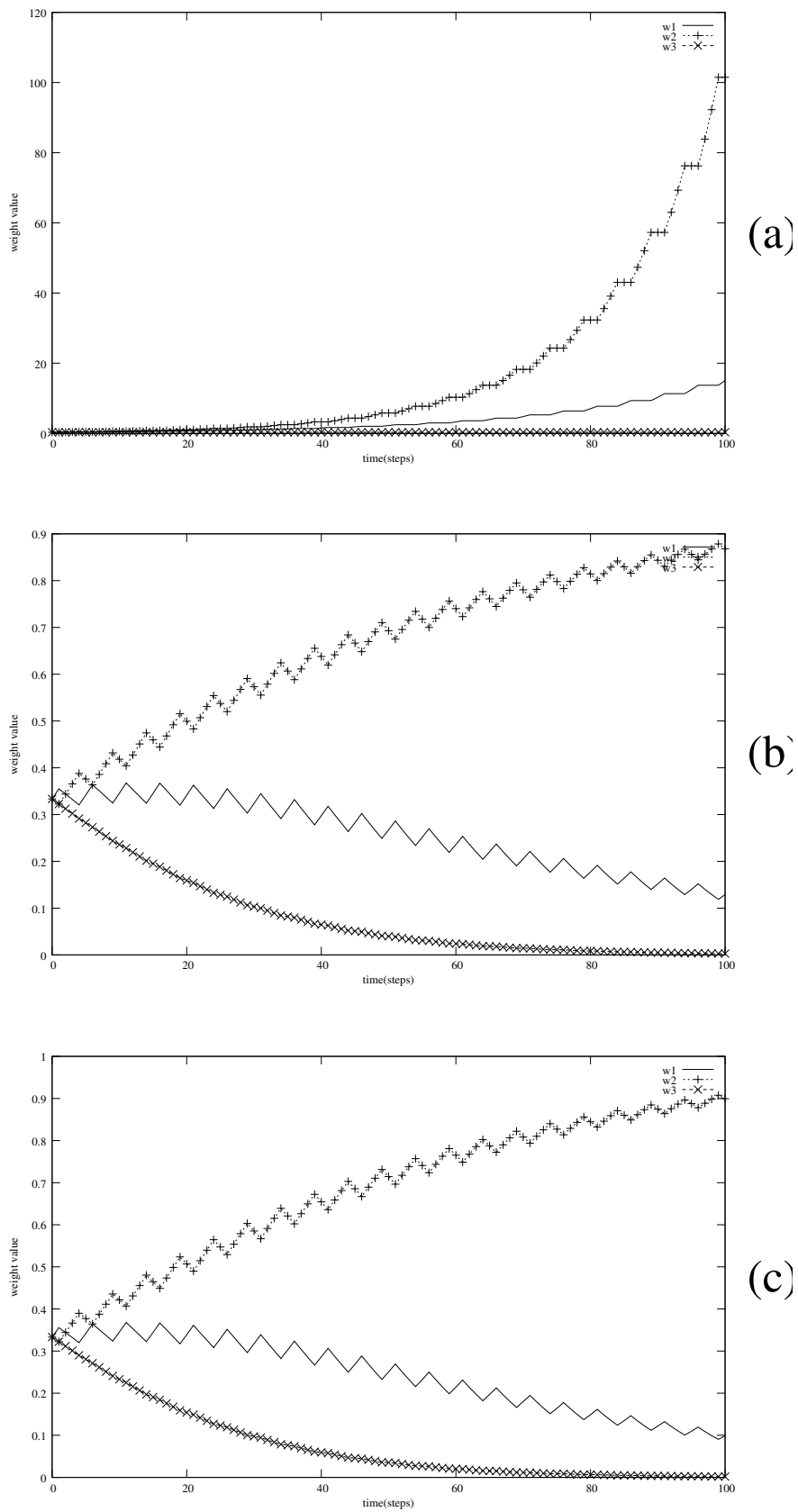


FIG. 5.2 – Valeur des poids w_1 , w_2 et w_3 en fonction du temps, exprimé en pas de temps. (a)règle de Hebb (b)règle de Hebb normalisée (c)règle de Hebb/anti-Hebb

5.3 Apprentissage de présences multiples

5.3.1 Position du problème

Lors de l'apprentissage cortical, dans le modèle Bijama, une unité apprend, comme nous l'avons vu dans la section précédente, à reconnaître la présence d'activité dans des unités distantes. L'unité se spécialise, à travers son jeu de poids cortical, à reconnaître la présence d'activité dans certaines des unités qui alimentent ses entrées corticales. On peut concevoir qu'une telle unité soit sensible à plusieurs configurations d'activité dans la bande corticale qu'elle perçoit. Plusieurs des poids corticaux de l'unité ont alors des valeurs importantes.

Si c'est le cas, alors l'unité considérée est liée à plusieurs unités de la carte distante (toutes celles pour lesquelles elle s'active fortement si elles sont activées fortement). Cela a un intérêt majeur pour notre modèle : une unité appartenant à une carte associative, i.e. une carte reliée à plusieurs autres cartes, peut alors représenter seule plusieurs associations multimodales.

En effet, une unité associative peut représenter une association multimodale lorsqu'elle est sensible à l'activation de chacune des composantes de cette association. Par exemple une unité dans une carte associée à la fois à une carte de couleur et une carte de formes peut représenter un carré rouge uniquement si elle est sensible à la présence d'activité dans une unité représentant « rouge » dans la carte de couleur, et à la présence d'activité dans une unité représentant « carré » dans la carte de forme.

Par conséquent, une unité qui ne serait liée qu'à une entrée pour chaque connexion à une autre carte, serait limitée à représenter une unique association multimodale : celle liant chacune des entrées corticales à laquelle elle est sensible (cf. figure 5.3).

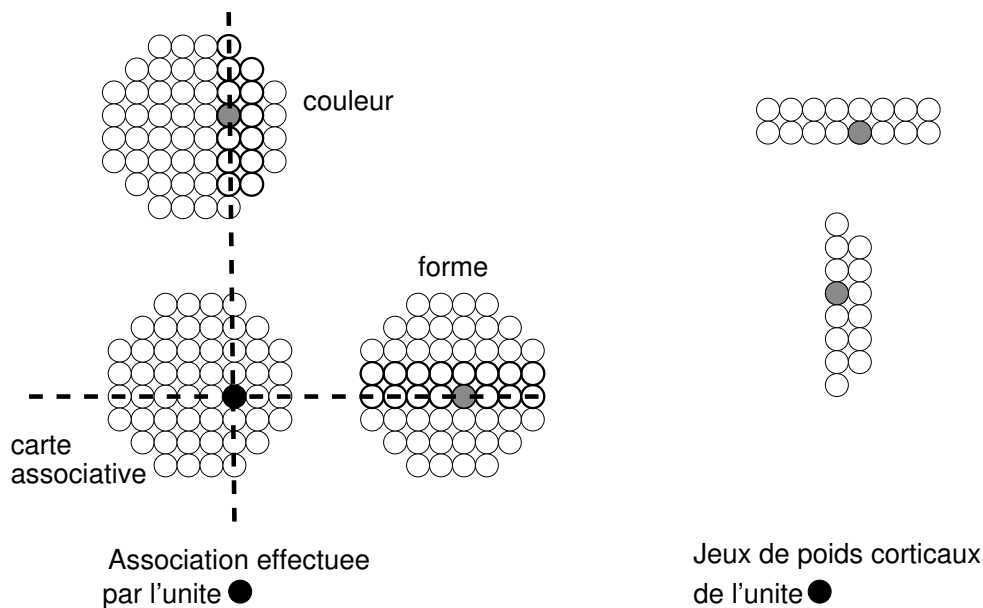


FIG. 5.3 – Une unité associative n'étant liée qu'à une autre unité distante par étage cortical (à droite) réalise exactement une association (à gauche).

En revanche, si une unité est liée à plusieurs entrées pour chacun de ses n étages corticaux, elle peut représenter une association entre les composantes de chaque n -uplet constitué d'unités de chaque bande corticale qu'elle perçoit, auxquelles elle est liée. De ce fait, le modèle Bijama peut comporter moins d'unités associatives qu'il n'y a de combinaisons possibles d'associations

multimodales. Par exemple, une unité associative liée aux couleurs rouge et bleu, et aux formes rond et carré représente les combinaisons suivantes : rond rouge, rond bleu, carré rouge et carré bleu. Il est important de noter qu'il demeure impossible d'obtenir une unité associative qui puisse ne représenter que certaines combinaisons des entrées auxquelles elle est liée. Par exemple, une unité associative ne peut représenter uniquement les deux combinaisons carré rouge et rond bleu sans s'activer pour rond rouge et carré bleu. Néanmoins, la possibilité de créer des liaisons multiples est primordiale pour permettre de limiter la taille des cartes associatives.

Reprenons maintenant l'exemple des paris de la section précédente : Considérer qu'une unité doit pouvoir reconnaître la présence de plusieurs de ces entrées, c'est dire qu'un joueur peut parier sur plus d'un gobelet.

Par ailleurs, du fait de la compétition intra-carte, une seule bulle peut être présente dans chaque carte. Par conséquent, pour une unité donnée, une seule bulle peut être présente dans chaque bande d'unités à laquelle elle est liée. Cette limitation dans les profils d'activité possibles nous permet d'employer efficacement la règle de Widrow-Hoff, comme nous le verrons par la suite.

Cela correspond au fait qu'une seule information soit présente sur une modalité donnée. Pour notre exemple de la section précédente, cela revient à considérer qu'un seul gobelet recouvre des jetons.

L'élément fondamental à retenir ici, c'est que l'apprentissage cortical, dans le modèle Bijama, doit ainsi permettre à une unité de s'activer en détectant plusieurs présences distinctes, *ces présences n'étant jamais actives simultanément* du fait de la compétition.

5.3.2 Cas de l'apprentissage Hebbien

A priori, l'apprentissage Hebbien, que nous prenons ici suivant la règle de Hebb normalisée, se prête à cette contrainte : une unité qui possède des poids non nuls pour plusieurs de ses entrées est sensible à la présence de toutes ces entrées. Néanmoins, nous allons voir que ce n'est pas le cas si l'on considère des unités en compétition.

Pour cela, reprenons notre exemple de paris. Considérons plusieurs joueurs en compétition : on décide qu'un seul joueur peut remporter un pari : celui pour lequel la valeur d'activation A_J est la plus forte. De plus, on considère que seul un gobelet peut recouvrir des jetons, afin que l'exemple corresponde au mieux à la détection de présence dans Bijama : les présences ne sont pas actives simultanément. L'apprentissage des w_i^J se fait suivant la règle hebbienne normalisée, avec $\sum_{i=1}^3 w_i^J = 1$. L'activité w^J du joueur J dépend à la fois de ses paris (les w_i^J) et des gobelets qui recouvrent des jetons (les G_i). L'apprentissage des w_i^J , qui dépend des valeurs de A^J , est donc lié aux valeurs des G_i lors des paris effectués : si le premier gobelet ne recouvre jamais de jetons ($G_1 = 0$), alors on apprend $w_1^J = 0$.

Considérons maintenant trois joueurs J_1 , J_2 et J_3 . Si J_1 joue toujours sur le premier gobelet, il aura le jeu de poids $w_1^{J_1} = 1$, $w_2^{J_1} = w_3^{J_1} = 0$. De même, supposons que J_2 parie toujours sur le second gobelet : on a alors $w_2^{J_2} = 1$, $w_1^{J_2} = w_3^{J_2} = 0$. Supposons maintenant que J_3 parie à la fois sur le premier et le second gobelet, à part égale. On a $w_1^{J_3} = w_2^{J_3} = 0.5$ et $w_3^{J_3} = 0$.

Si le premier gobelet recouvre des jetons ($G_1 = 1$), le joueur gagnant est alors J_1 , avec $A_{J_1} = 1$. J_3 arrive derrière, avec $A_{J_3} = 0.5$. De même, si le second gobelet recouvre des jetons, J_2 est gagnant devant J_3 . Ainsi, J_3 ne gagne jamais.

En effet, les poids de J_3 associés aux différentes composantes d'entrée sont plus faibles que pour J_1 et J_2 . Cela est lié à la règle de Hebb normalisée, qui répartit la somme des poids, donc la force totale de pari d'un joueur, entre toutes les composantes d'entrée qui peuvent être présentes. Un joueur pariant sur plus de composantes différentes aura donc des poids plus faibles. De ce

fait, il ne peut gagner face à un joueur plus spécialisé.

Ainsi, la règle de Hebb normalisée favorise la spécialisation. Il en va d'ailleurs de même pour les autres déclinaisons de la règle de Hebb. Par conséquent, la règle de Hebb n'est pas adaptée pour l'apprentissage cortical dans Bijama. En effet, les unités de Bijama sont en compétition, et le biais introduit par l'apprentissage Hebbien suffirait à assurer que seules les unités spécialisées sur *une seule* composante d'entrée, donc sur la présence de bulle d'activité en un unique point de la bande d'unités observée via la liaison corticale, puissent s'activer. Nous allons maintenant nous intéresser à la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff, dont nous allons voir qu'elle n'impose pas un tel biais.

5.3.3 Cas de la règle de Widrow-Hoff

Règle de Widrow-Hoff

Dans le cadre d'un apprentissage supervisé, où on cherche à atteindre une valeur-cible t avec une activité $y = \sum_i w_i x_i + b$, la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff [Widrow and Hoff, 1960] est une règle de descente du gradient, qui minimise l'erreur quadratique. Nous allons maintenant définir cette erreur, et sa minimisation.

On considère l configurations d'entrées possibles $X_i = (x_i^1 \dots x_i^n 1)$, pour $i \in 1, l$. La dernière composante des X_i , fixe et de valeur 1, est ajoutée pour des commodités de calcul. Pour chaque vecteur X_i , la valeur-cible correspondante est t_i , et on regroupe les t_i dans le vecteur $T = (t_1 \dots t_l)$. Le jeu de n poids utilisé est $W = (w_1 \dots w_n b)$. Les configurations d'entrées sont alors regroupées dans la matrice

$$X = \begin{pmatrix} x_1^1 & \dots & x_1^n & 1 \\ x_2^1 & \dots & x_2^n & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_l^1 & \dots & x_l^n & 1 \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

L'erreur commise est alors $E = T^T - XW^T$. L'erreur quadratique est $L = E^T E$. C'est cette valeur que l'on cherche à minimiser, en changeant W . Pour cela, on essaye d'obtenir :

$$\frac{dL}{dW} = -2X^T T^T + 2X^T XW^T = 0 \quad (5.8)$$

W est alors solution de $WX^T X = TX$. Lorsque $X^T X$ est inversible, on obtient :

$$W = TX(X^T X)^{-1} \quad (5.9)$$

Si $X^T X$ n'est pas inversible, on a recours à la matrice pseudo-inverse, ce que nous ne détaillons pas ici.

La règle de Widrow-Hoff [Widrow and Hoff, 1960] est en fait la version itérative de cet algorithme. Cette règle d'évolution s'écrit ainsi :

$$\begin{aligned} \delta &= t_j - X_j W^T \\ w_i(k+1) &= w_i(k) + \nu \delta x_j^i \\ b(k+1) &= b(k) + \nu \delta \end{aligned} \quad (5.10)$$

Cette règle est notamment employée dans le perceptron monocouche. Elle est également utilisée en étude du conditionnement animal [Rescorla and Wagner, 1972], sous le nom de règle

de Rescorla-Wagner. Dans ce cadre, on considère que la valeur cible t est fixe, et ne dépend pas de l'exemple présenté au système.

Apprentissage de présences multiples

Tout d'abord, il est important de constater que la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff permet d'apprendre des présences et non pas des valeurs (cf. section 5.2). Reprenons notre exemple de paris. La cible T_J pour un joueur J , spécifique à la configuration des entrées (i.e. aux gobelets qui recouvrent des jetons), représente le gain que peut attendre le joueur, compte tenu de la propension qu'a ce joueur à parier sur les gobelets qui recouvrent effectivement, dans la situation présentée, des jetons. Cette propension ne varie pas lors de l'apprentissage. Ainsi, un joueur J_1 qui ne parie que sur le premier gobelet aura pour valeur-cible $T_{J_1} = 1$ si le premier gobelet recouvre des jetons, et $T_{J_1} = 0$ sinon. Cela définit sa politique de pari.

Lorsque le premier gobelet recouvre des jetons, l'apprentissage s'écrit alors, en fonction de A_{J_1} (cf. eq. 5.2) :

$$\begin{aligned}\Delta w_1 &= \nu(T_{J_1} - A_{J_1})G_1 = \nu(1 - A_{J_1}) \times 1 = \nu(1 - A_{J_1}) \\ \Delta w_2 &= \nu(T_{J_1} - A_{J_1})G_2 = \nu(1 - A_{J_1}) \times 0 = 0 \\ \Delta w_3 &= \nu(T_{J_1} - A_{J_1})G_3 = \nu(1 - A_{J_1}) \times 0 = 0\end{aligned}\tag{5.11}$$

De même, lorsque le second gobelet recouvre des jetons :

$$\begin{aligned}\Delta w_1 &= \Delta w_3 = 0 \\ \Delta w_2 &= \nu(T_{J_1} - A_{J_1})G_2 = \nu(0 - A_{J_1}) \times 1 = -\nu A_{J_1}\end{aligned}\tag{5.12}$$

Enfin, si c'est le troisième gobelet qui recouvre des jetons,

$$\begin{aligned}\Delta w_1 &= \Delta w_2 = 0 \\ \Delta w_3 &= -\nu A_{J_1}\end{aligned}\tag{5.13}$$

Comme A_{J_1} est compris entre 0 et 1, lors de l'apprentissage, w_1 augmente, et w_2 et w_3 diminuent. Après apprentissage, les valeurs de poids seront alors : $w_1 = 1$, $w_2 = 0$, et $w_3 = 0$.

La joueur J_1 réagit alors uniquement à la présence de jetons dans le premier gobelet. La présence ou non de jetons dans les autres gobelets n'a aucune influence sur son activation. Ainsi, il détecte bien une présence, et non pas une valeur particulière de ses composantes d'entrée.

Nous allons maintenant montrer que la règle de Widrow-Hoff permet d'obtenir des neurones sensibles à la présence de plusieurs composantes d'entrée. Reprenons notre exemple de paris avec joueurs en compétition de la section 5.3.2. Nous rappelons que les jetons sont maintenant tous situés dans le même gobelet, ce qui correspond aux conditions de l'apprentissage cortical dans Bijama. Nous venons de voir que J_1 a pour poids $w_1^{J_1} = 1$, $w_2^{J_1} = w_3^{J_1} = 0$. De même, J_2 , qui ne veut parier que sur le second gobelet, a pour poids $w_2^{J_2} = 1$, $w_1^{J_2} = w_3^{J_2} = 0$.

Dans le cas de J_3 , qui parie à la fois sur le premier et le second gobelet, on fixe la valeur-cible à $T_{J_3} = 1$ si $G_1 = 1$ ou $G_2 = 1$, et $T_{J_3} = 0$ sinon. Comme seul un gobelet peut recouvrir des jetons, l'apprentissage mène à $w_3^{J_3} = 0$, $w_1^{J_3} = w_2^{J_3} = 1$. Ainsi, lorsque le premier gobelet est rempli de jetons, J_3 réagit aussi fortement que J_1 . De même, il réagit aussi fortement que J_2 si le second gobelet est rempli de jetons.

Ainsi, la règle de Widrow-Hoff ne privilégie pas la spécialisation des unités sur une composante, *pourvu que les composantes ne soient pas simultanément actives*. L'apprentissage cortical

dans Bijama se plaçant dans ce cas de figure, la règle de Widrow-Hoff est bien adaptée à cet apprentissage.

C'est d'ailleurs celle-ci qui a été retenue dans notre modèle. Nous allons maintenant étudier comment cette règle a été modifiée pour former un apprentissage compétitif, qui se rapproche de celui des cartes de Kohonen.

5.3.4 Exemple d'emploi de la règle de Widrow-Hoff

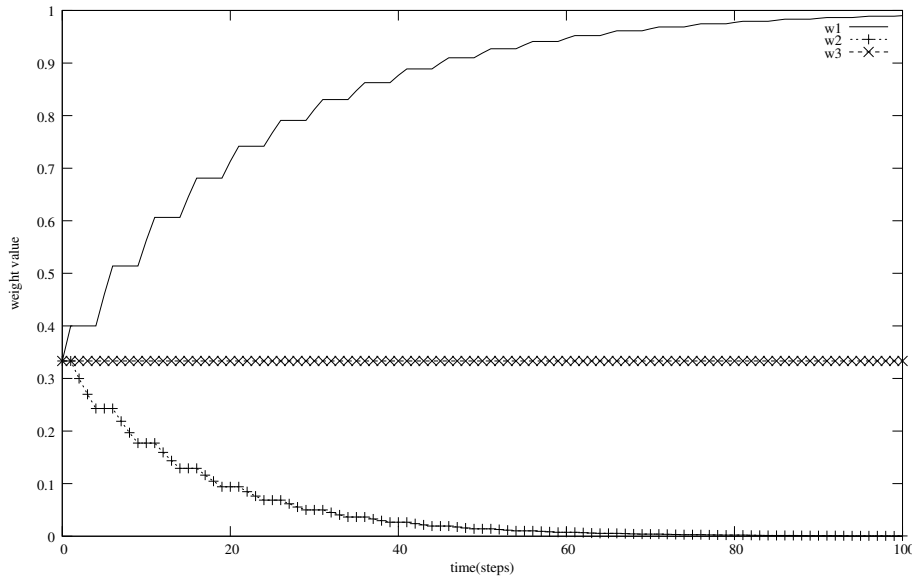


FIG. 5.4 – Valeur des poids w_1 , w_2 et w_3 en fonction du temps, exprimé en pas de temps pour le joueur J_1 , qui suit la règle de Widrow-Hoff

Reprenons la situation de la section 5.2.3 : les jetons sont tous dans le même gobelet, qui est dans deux cas sur cinq G_1 , et dans les autres cas G_2 . On étudie l'évolution des poids du joueur J_1 , qui, comme dans la section 5.3.3, a une valeur-cible 1 lorsque les jetons sont dans le gobelet G_1 , et 0 sinon. On observe (cf. figure 5.4) que le poids w_1 évolue vers 1, et le poids w_2 vers 0. Comme le gobelet G_3 n'est jamais rempli, la valeur de w_3 est constante. Bien que J_1 ne parie pas sur G_3 , le poids associé est non nul après apprentissage.

5.4 Apprentissage compétitif

5.4.1 Principe de l'apprentissage compétitif

Dans le modèle Bijama, l'apprentissage est compétitif : les unités sont en compétition, et seules les unités actives apprennent. La compétition, abordée dans le chapitre 4, permet d'assurer l'auto-organisation d'une carte. L'apprentissage compétitif consiste à réaliser, après avoir déterminé les unités gagnantes de la compétition (celles qui sont actives), un cycle d'apprentissage uniquement pour ces unités.

Ainsi, dans le cas des cartes auto-organisatrices de Kohonen, après avoir déterminé l'unité gagnante, on considère une "bulle" d'unités situées autour de l'unité gagnante. Ce sont ces unités qui apprennent. Leur taux d'apprentissage est fonction de leur distance à l'unité gagnante. En écrivant u_g l'unité gagnante de la compétition, et $f()$ une fonction décroissante positive,

l'apprentissage du poids w_i associé à la composante d'entrée e_i pour l'unité u s'écrit alors, comme nous l'avons vu dans la section 5.2.1 :

$$\Delta w_i = \nu f(d(u, u_g))(e_i - w_i) \quad (5.14)$$

Cette règle d'apprentissage rapproche w_i de e_i lorsque l'unité u est proche de l'unité gagnante. En choisissant bien $f()$, il n'y a pas d'apprentissage pour les unités éloignées de u_g .

Dans le cadre du modèle Bijama, nous conservons le principe d'un apprentissage compétitif. Néanmoins, comme explicité au chapitre 4, nous nous plaçons dans le cadre d'une compétition locale, ne comportant pas de module supervisant le choix d'une unité gagnante. De plus, comme expliqué en 5.1, nous ne disposons pas de séquenceur des calculs, permettant de faire d'abord la détermination des meilleurs, puis l'apprentissage. Tout doit se dérouler en permanence. Nous remplaçons donc, dans la règle d'apprentissage, la distance à l'unité gagnante $f(d(u, u_g))$ par le degré d'activité globale $A^*(u)$ de l'unité. Nous rappelons ici que $A^*(u)$ est l'activité d'une unité u obtenue par compétition sur sa carte, comme décrit au chapitre 4. Cela donne la règle d'apprentissage suivante, utilisée pour l'apprentissage des entrées de type thalamique (externe, cf. section 3.3.1) dans le modèle, appliquée à chaque cycle d'évaluation du réseau, pour chaque unité :

$$\Delta w_i = \nu A^*(u)(e_i - w_i) \quad (5.15)$$

Néanmoins, cette règle n'est pas adaptée pour l'apprentissage des entrées de type cortical. En effet, elle permet d'apprendre des valeurs, et non des présences (cf. section 5.2). Dans notre modèle, nous la réservons en conséquence uniquement pour l'apprentissage thalamique (cf. section 5.5.1). Pour l'apprentissage cortical, nous avons adapté la règle de Widrow-Hoff suivant le même esprit.

5.4.2 Adaptation de la règle de Widrow-Hoff à l'apprentissage compétitif

Pour l'apprentissage cortical, nous allons donc adapter la règle de Widrow-Hoff, dont nous venons de voir qu'elle était adaptée à l'apprentissage de la détection de plusieurs présences (cf. section 5.3.3).

Une unité u doit ici apprendre seulement si elle est active (si elle est dans la bulle gagnante de la compétition, cf. chapitre 4), donc on introduit l'activité de sortie de l'unité A^* , c'est-à-dire l'activité de compétition, en produit du coefficient d'apprentissage ν . Soit $A^*(i)$ l'activité globale de l'unité i perçue par u via la connexion de poids w_i . La règle d'apprentissage du poids w_i s'écrit :

$$\Delta w_i = \nu A^*(T - A^c)A^*(i) \quad (5.16)$$

Dans cette équation, T est la cible à atteindre par A^c , l'activité corticale de u . Cette cible sera explicitée dans la section 5.5.

5.4.3 Exemple d'apprentissage en compétition

Reprenons notre exemple des gobelets, cette fois afin d'illustrer l'apprentissage compétitif. A nouveau, nous supposons que, dans deux cas sur cinq, tous les jetons sont dans le premier gobelet, et dans les autres cas, tous les jetons sont dans le second gobelet.

En reprenant la situation de la section 5.2.3, on étudie l'évolution des poids du joueur J_1 , qui, comme ci-dessus, a une valeur-cible 1 lorsque les jetons sont dans le gobelet G_1 , et 0 sinon.

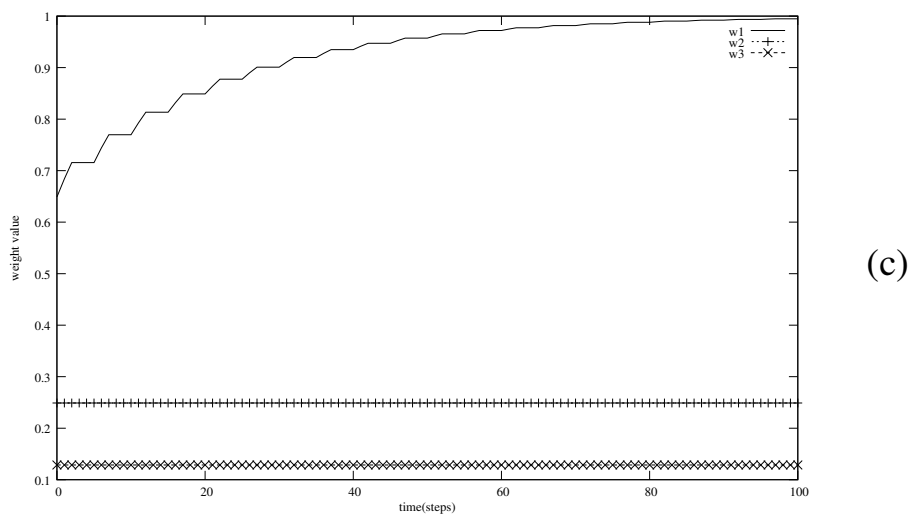
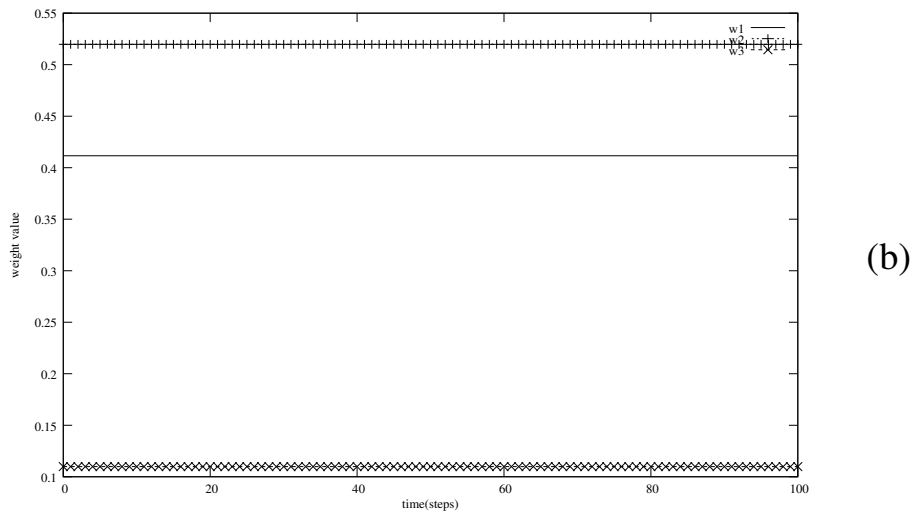
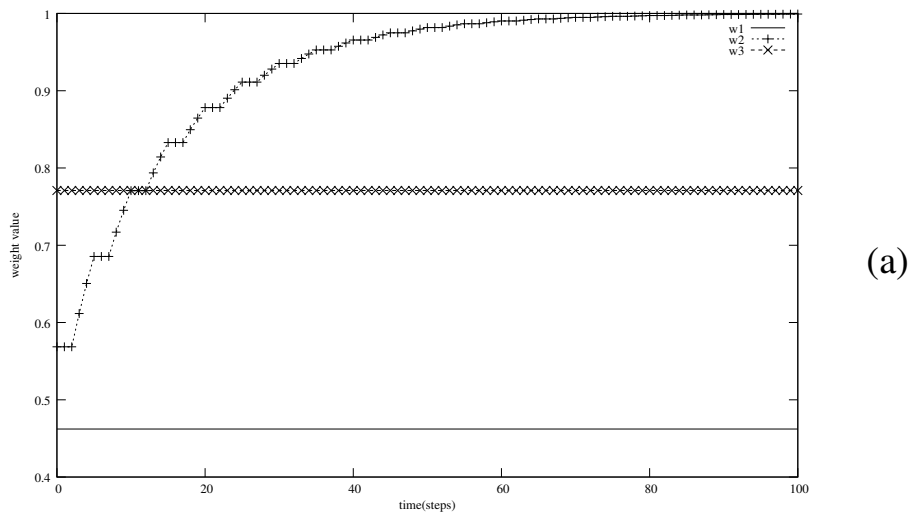


FIG. 5.5 – Valeur des poids en fonction du temps, exprimé en pas de temps. (a) joueur J_1 (b) joueur J_2 (c) joueur J_3

On observe (cf. figure 5.4) que le poids w_1 évolue vers 1, et le poids w_2 vers 0. Comme le gobelet G_3 n'est jamais rempli, la valeur de w_3 est constante. Bien que J_1 ne parie pas sur G_3 , le poids associé est non nul après apprentissage.

Nous prenons ici le cas de trois joueurs J_1 , J_2 , et J_3 , qui parient sur la présence de jetons dans les gobelets. La cible T à atteindre pour ces trois joueurs est fixée à 1, dans tous les cas : tous les joueurs cherchent ici à maximiser leurs gains. L'activité globale A^* d'un joueur est fixée à 1 si il est le joueur, dit gagnant, dont l'activité A_J est la plus grande. Les autres joueurs ont une A^* nulle. Par conséquent, seul le joueur gagnant réalise un apprentissage.

Les résultats sont présentés dans la figure 5.5. On constate qu'un des joueurs se spécialise sur G_1 (J_3) : son poids w_1 augmente. Ce joueur est celui qui est toujours actif lorsque les jetons sont dans G_1 . La valeur de w_1 est, de ce fait, invariable pour les autres joueurs. De même, J_1 se spécialise sur G_2 . Comme G_3 ne contient jamais de jetons, aucun joueur ne s'y intéresse, et les valeurs de w_3 sont constantes pour tous les joueurs. J_2 n'est jamais premier dans la compétition, et ses valeurs de poids demeurent donc inchangées.

5.5 Apprentissage dans Bijama

5.5.1 Apprentissage thalamique

Dans le modèle Bijama, nous souhaitons que le niveau d'activité atteint pour chaque type d'entrée soit prédicteur du niveau d'activité global A^* de l'unité. Par ailleurs, l'unité ne doit apprendre que lorsqu'elle est activée globalement (lorsque A^* est non nul). Pour les entrées de type thalamique, cela nous a conduit à utiliser une règle inspirée de celle des cartes de Kohonen :

$$\Delta w_i = \nu A^*(e_i - w_i) \quad (5.17)$$

Cette règle tend à rapprocher les poids de l'entrée, lorsque l'activité de l'unité est importante. Or cela renforce la réponse thalamique de l'unité pour l'exemple présent. Par conséquent, cette règle permet bien d'augmenter l'activité thalamique dans les cas où l'activité globale de l'unité est forte.

5.5.2 Apprentissage cortical

Pour les entrées de type cortical, la situation diffère. En effet, l'unité détecte la présence d'activité dans les unités distantes, et non la valeur de ces activités (cf. section 5.2). Pour obtenir cela, on calcule l'activité corticale en fonction des activités de sortie $A^*(i)$ des unités distantes i de la bande corticale perçues par l'unité par :

$$A^c = \sum_i w_i A^*(i) \quad (5.18)$$

De ce fait, l'apprentissage doit augmenter w_i lorsque l'unité i contribue à l'activation corticale de l'unité étudiée, donc lorsque A^* et $A^*(i)$ sont élevées. Dans un premier temps, nous avons utilisé une règle d'apprentissage inspirée de celle de Hebb normalisée :

$$w_i(t+1) = \frac{w_i(t) + \nu A^* A^*(i)}{\sum_j w_j(t)} \quad (5.19)$$

Pour ν suffisamment faible, en effet, la somme $\sum_j w_j$ varie peu entre $t+1$ et t , ce qui permet de simplifier le calcul.

Néanmoins, cette règle souffre de l'écueil évoqué dans la section 5.3.3 : chaque unité ne peut en fait être liée qu'à une seule unité distante. De ce fait, il est impossible de réaliser un réseau multimodal, dans lequel des unités peuvent être stimulées par plusieurs événements distincts.

Nous avons alors décidé d'utiliser une règle d'apprentissage inspirée de la règle de Widrow-Hoff, afin de permettre plusieurs entrées prédictrices de l'activation d'une unité pour chaque connexion corticale :

$$\Delta w_i = \nu A^*(A^* - A^c)A^*(i) \quad (5.20)$$

La cible T choisie pour la règle de Widrow-Hoff, dans le cadre de l'apprentissage compétitif (cf. section 5.4.2) est A^* . Cela signifie que l'apprentissage tend à rapprocher A^c de A^* : l'activité corticale devient alors prédictrice de l'activité de sortie de l'unité, qui est son activité globale après compétition. C'est d'ailleurs également le cas pour l'activité thalamique, comme nous l'avons dit dans la section précédente.

L'utilisation d'une règle d'apprentissage inspirée de celle de Widrow-Hoff permet à une unité de la carte associative d'être active pour plusieurs configurations d'activation dans les cartes connectées à la carte associative, à la simple condition que ces configurations soient exclusives (cf. section 5.3.3). On peut ainsi limiter grandement la taille des cartes associatives. Dans les cas que nous avons étudiés, nous avons d'ailleurs employé des cartes associatives de même dimension que les cartes auxquelles elles étaient connectées.

Règle de Widrow-Hoff à poids décroissants dans Bijama

Le problème de l'apprentissage de présences multiples est résolu par l'emploi de la règle de Widrow-Hoff. Néanmoins, cette règle demande que la valeur-cible fixée pour l'apprentissage d'une unité soit choisie en fonction de l'exemple présenté à l'unité, et en fonction de ce que l'on veut qu'elle représente, déterminant ainsi une politique pour cette unité. Or nous souhaitons réaliser un modèle dans lequel l'apprentissage est autonome, ce qui signifie que ce choix doit pouvoir être fait localement par l'unité. Par ailleurs, nous avons déjà, dans les sections précédentes, expliqué que l'apprentissage, dans Bijama, doit rapprocher les valeurs des activités thalamiques et corticales de la valeur de l'activité de sortie de l'unité, A^* (nous y reviendrons au chapitre 6), qui est l'activité après compétition de l'unité. C'est notamment ce qui nous a poussé à choisir A^* comme valeur-cible de la règle de Widrow-Hoff utilisée dans l'apprentissage cortical.

Comme les unités Bijama apprennent essentiellement lorsqu'elles ont une forte activité de sortie, cette valeur-cible est importante lors de l'apprentissage. Par conséquent, les poids associés aux entrées ont tendance à augmenter. De plus, dans Bijama, plusieurs unités apprennent pour chaque exemple, puisque plusieurs unités sont présentes dans la bulle d'activité A^* . Les poids de toutes ces unités augmentent alors. En employant la règle de Widrow-Hoff telle quelle, tous les poids associés aux entrées saturent à 1 (leur valeur maximale), et les unités n'ont alors aucun comportement discriminatoire au niveau cortical : elles réagissent toutes identiquement. Afin d'éviter cette situation, nous avons choisi de faire régulièrement baisser les poids, afin que les entrées rarement associés à l'unité aient des poids nuls. La règle d'apprentissage corticale devient :

$$\Delta w_i = \nu(A^* + \omega)(A^* - A^c)A^*(i) \quad (5.21)$$

ω est un terme de fuite, qui doit être faible et positif : il permet à l'unité d'apprendre un peu même lorsqu'elle n'est pas située dans la bulle d'activité A^* . Dans ces conditions, l'unité diminue la valeur d'un poids w_i lorsque l'activité corticale A^c est forte, et que l'entrée $A^*(i)$ correspondant

au poids présente une forte activité. En d'autres termes, l'unité apprend à ne pas avoir d'activité corticale lorsqu'elle n'est pas dans la bulle d'activité A^* . L'ajout du terme de fuite empêche que tous les poids w_i atteignent la saturation, en diminuant ceux qui correspondent à des activités distantes dont l'unité ne reconnaît pas la présence.

Nous allons maintenant observer l'apprentissage de la présence, et ses effets, sur un cas concret d'utilisation du modèle Bijama. Son étude sera complétée dans le chapitre 6.

5.6 Association corticale dans le cas de la mise en relation mots-actions

5.6.1 Relations mots-actions dans le cortex

A partir d'études portant sur l'imagerie cérébrale [Pulvermuller, 2003], on a pu montrer que l'encodage des mots dans les zones auditives du cortex n'est pas purement phonétique, comme on aurait pu s'y attendre. En effet, cet encodage semble lié aux actions motrices auxquelles correspondent les mots. Ainsi, une stimulation des zones motrices liées au pied accélère les décisions lexicales liées à un vocabulaire correspondant aux actions motrices du pied (KICK par exemple). Le processus de décision lexical n'est donc pas décorrélié du processus moteur, même lorsqu'aucune action n'est effectuée.

La nature de cette relation mots-actions dans le cerveau n'est pas connue à l'heure actuelle. Néanmoins, le modèle Bijama permet de montrer comment cette relation peut émerger du simple fait de la présence de liaisons entre les zones représentant les mots et celles représentant les actions. Nous avons donc cherché à retrouver le résultat physiologique en implémentant une version simplifiée du problème dans le modèle. Ce travail a été effectué dans le cadre du projet européen MirrorBot.

5.6.2 Implémentation Bijama

Pour effectuer cette mise en relation, nous avons considéré deux cartes corticales primaires, i.e. relatives à une unique modalité sensorielle. La première est une carte lexicale, dans laquelle sont représentés des mots considérés comme une suite de phonèmes. La seconde correspond à une carte de zones motrices, et permet de considérer des actions liées à différentes parties du corps. Le lien entre ces deux cartes se fait, dans notre modèle, via une carte associative, qui ne correspond pas directement à une modalité sensorielle (cf. figure 5.6).

Nous nous sommes limités à six mots et trois actions, représentés sur la figure 5.7. Chaque mot correspond à une action spécifique. Ces mots ont été tirés du lexique employé dans le cadre du projet MirrorBot.

Les actions et les mots ont été codés par des vecteurs binaires. Les actions sont directement codées par des vecteurs de dimension 3 placés équidistants les uns des autres, selon la distance cartésienne : on a choisi de coder Head par $(0, 0, 1)$, Body par $(0, 1, 0)$ et Hand par $(1, 0, 0)$. Les mots sont codés par quatre phonèmes chacun, en utilisant un phonème vide si le mot est plus court. Chaque phonème est un mot binaire de longueur vingt. La distance entre deux mots est la somme des distances cartésiennes entre les phonèmes les composants. Nous sommes conscients des fortes limitations de cette méthode de calcul, mais bien qu'elle ne permette pas de représenter correctement la notion de distance phonétique, elle nous semble suffisante pour illustrer la mise en relation mots-actions. C'est de plus celle utilisée dans le projet MirrorBot. Chaque mot est associé sémantiquement à une unique action, comme indiqué sur la figure 5.7.

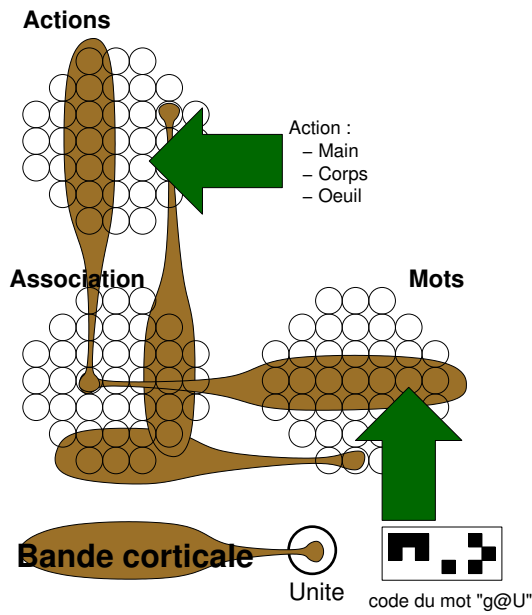


FIG. 5.6 – Architecture du modèle, dans la mise en relation mots-actions. Une carte associative est reliée à la fois à la carte mots (phonétique) et à la carte actions. Les liaisons entre cartes sont matérialisées par des bandes modulaires, en suivant la notation du chapitre 3.

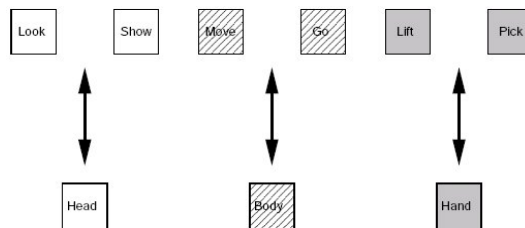


FIG. 5.7 – Mots et actions employés pour illustrer la mise en relation mots-actions. Les flèches représentent les liaisons entre les mots et les parties du robot qui réalisent l'action.

La carte associative doit ici faire le lien entre tous les mots et toutes les actions. Une même unité de cette carte peut devoir représenter plusieurs associations (cf. figure 5.8). L'emploi d'une règle d'activation et d'apprentissage permettant la multi-association, telle qu'étudiée dans les précédentes sections, est alors indispensable. Dans le chapitre 6, nous discutons les résultats de l'expérimentation sur cette application. Nous montrons simplement ici deux résultats d'auto-organisation : l'un en employant une carte phonétique seule, l'autre en mettant en relation la carte phonétique avec la carte d'action, via la carte associative en employant notre modèle (cf. figure 5.9). On remarque que, dans le cas d'une carte phonétique isolée, l'auto-organisation observée est strictement liée à la proximité phonétique entre les mots (les unités représentant GO et SHOW, par exemple, sont proches sur la carte car proches phonétiquement). Lorsqu'on emploie le modèle Bijama, l'auto-organisation obtenue dans la carte phonétique est influencée par la carte « action », ce qui rappelle le résultat observé dans le cortex (cf. figure 5.9). Cette influence cause notamment le rapprochement, sur la carte, des unités représentant les mots LOOK et SHOW, qui correspondent à des actions de la même partie du corps, bien qu'ils soient distants phonétiquement. Cette influence est réalisée via la carte associative, qui relie les

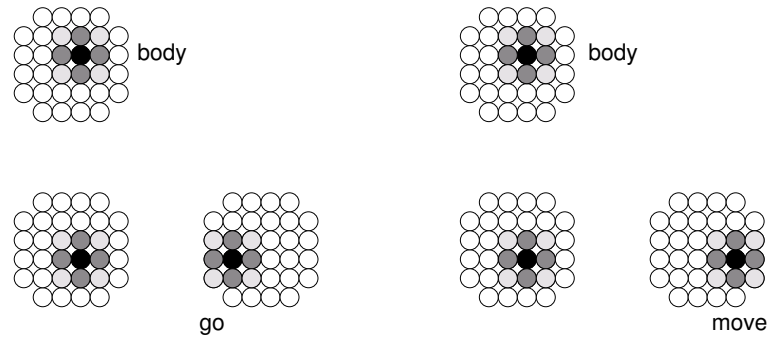


FIG. 5.8 – Multi-association : une unité associative doit pouvoir représenter à la fois l’association entre go et body (à gauche), et entre move et body (à droite)

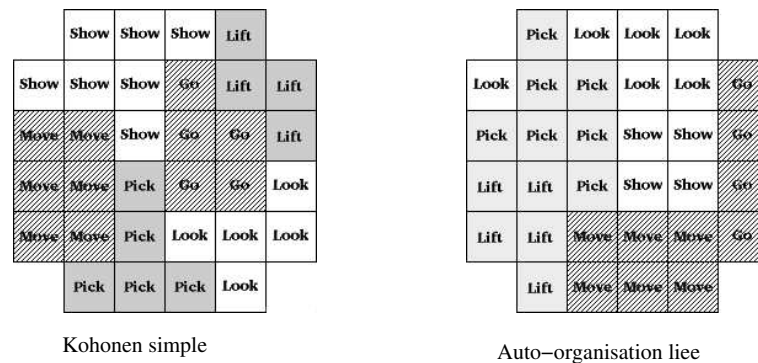


FIG. 5.9 – Résultat de l’auto-organisation sur la carte phonétique. A gauche, l’auto-organisation est réalisée en séparant artificiellement la carte phonétique du reste du modèle, et en réalisant ainsi une compétition semblable à celle effectuée dans une carte de Kohonen. A droite, la carte phonétique est insérée dans le modèle.

deux autres cartes. Ce phénomène, que nous appelons *apprentissage cohérent*, a été présenté au chapitre 3. Les règles d'apprentissage et d'activation employées pour réaliser les liaisons inter-cartes, qui ont été présentées dans ce chapitre, permettent l'émergence de ce phénomène, central dans notre travail. La réalisation d'un apprentissage et d'une activation, liée à la présence, et non à la valeur, au niveau des liens corticaux est essentielle afin d'assurer l'activation cohérente : les bulles d'activité A^* , sur les différentes cartes, ne peuvent être stables qu'à des lieux connectés entre eux par les bandes modulaires. La multi-association, en autorisant une seule unité, dans une carte associative, à représenter plusieurs associations entre les unités des autres cartes, assure que la taille de la carte associative soit du même ordre que celle des autres cartes, ce qui évite une explosion combinatoire, lorsque le nombre d'associations entre les unités des différentes cartes du modèle augmente. Nous discutons ce point, central dans notre modèle, au chapitre suivant, après l'avoir déjà abordé au chapitre 3.

En abordant notre modèle successivement sous l'angle de la multimodalité dans le chapitre 3, de la compétition dans le chapitre 4, et de l'apprentissage dans ce chapitre, nous avons présenté les différents mécanismes que Bijama met en œuvre. Dans le chapitre suivant, nous emploierons les notions que nous avons étudié pour présenter le modèle Bijama d'un point de vue informatique, et étudier ses propriétés.

6

Modèle d'exécution Bijama

La contribution que nous proposons par notre étude s'inscrit dans ce que l'on appelle aujourd'hui les sciences cognitives, discipline qui se situe à l'intersection de domaines scientifiques comme les neurosciences, la psychologie, la philosophie,... et bien sûr l'informatique. Nous avons, dans les chapitres précédents, mis l'accent sur les rapports qu'entretient notre travail avec des disciplines autres que l'informatique, profitant au passage de ces éclairages pour présenter tel ou tel choix de conception de notre modèle, tel ou tel mécanisme. Néanmoins, dans la mesure où notre étude est d'abord une contribution à l'informatique, nous avons choisi dans ce chapitre de présenter le modèle lui-même. Ainsi, le lecteur qui ne souscrirait pas à la pertinence des références interdisciplinaires que nous employons pour décrire ce qui a inspiré la conception de notre modèle pourra trouver dans ce chapitre la présentation d'un algorithme, au sens purement informatique du terme.

Nous céderons également ici à deux tentations. La première est l'emploi de termes appartenant au domaine de la biologie, comme « entrées thalamiques » ou « cartes corticales ». Que le lecteur biologiste nous pardonne le raccourci abusif que représente l'emploi de ces termes dans notre cas, tant notre modèle est un point de vue simpliste de la réalité du cortex, sujet à des interprétations de notre part. Il y trouvera en contrepartie le bénéfice d'un discours plus imagé, qui, nous l'espérons, atténuera le caractère parfois aride que revêt la description d'un algorithme et qui, par l'usage de ces images-là, rend hommage à la biologie du cortex qui a significativement orienté notre travail de conception.

La deuxième tentation à laquelle nous cédon est de parler de modèle d'exécution concernant notre travail. En effet, si on prend ce terme en référence à un modèle de calcul, il définit une calculabilité, sur laquelle on peut établir des preuves, comme c'est le cas pour la machine de Turing ou le λ -calcul de Church. Sans avoir poussé le formalisme jusque-là, nous nous sommes néanmoins efforcés de bien circonscrire un ensemble d'opérateurs, qui rend notre travail assez proche de la conception d'un modèle formel. Il s'instancie d'ailleurs sous la forme d'une librairie C++, basée sur des patrons de classe, dont l'architecture constitue, en soi, une spécification formelle des types de calculs qui relèvent de notre modèle.

6.1 Le modèle d'exécution Grumpf

6.1.1 Contexte

À mon arrivée dans l'équipe, j'ai disposé de la librairie Grumpf⁷ pour réaliser mes simulations. Cette librairie permet de décrire une architecture connexionniste à l'aide des classes C++, et fournit des outils de visualisation, de sauvegarde, d'exécution pas à pas, qui sont utiles lors de la phase de mise au point. Rappelons que la programmation de réseaux d'automates fait intervenir des effets émergents, aussi est-il souvent difficile de prévoir les effets de telle ou telle règle de mise à jour, d'où la nécessité d'outils de visualisation.

Grumpf définit un modèle d'exécution assez général, mais néanmoins suffisamment contraint pour être parallélisé. Cette librairie tire directement parti des travaux menés notamment par S. Vialle à Supélec [Boniface et al., 1999, Gustedt et al., 2006], concernant l'exécution parallèle de ces automates sur machines multiprocesseurs. Une extension aux cas des clusters de PC est en cours de réalisation, en collaboration avec l'équipe Algorille du Loria, et Grumpf, et par extension notre travail, tirera parti de ces avancées sans exiger de modification de code, puisque les problèmes liés à l'exécution parallèle sont masqués aux utilisateurs, dont nous sommes.

6.1.2 Le modèle d'exécution

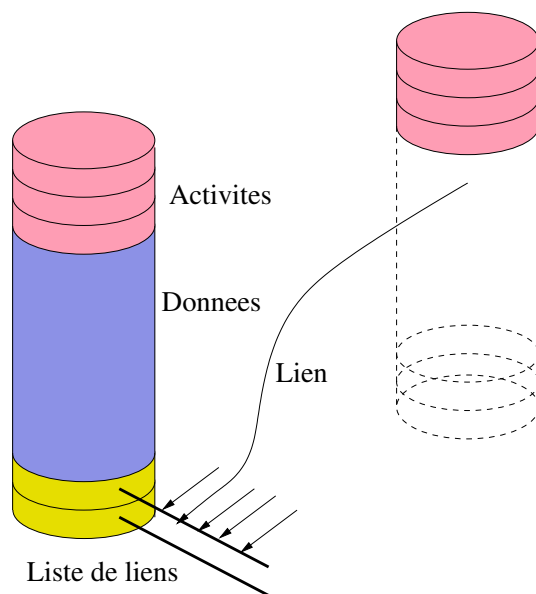


FIG. 6.1 – Une unité du modèle Grumpf (à gauche) reliée à une autre unité (à droite). L'unité de gauche peut lire les activités de l'unité de droite.

La librairie Grumpf permet de définir des automates cellulaires, puis de les mettre en réseau, pour enfin en lancer l'exécution. Ces automates doivent avoir une structure spécifique, définie comme suit (cf. figure 6.1). Un automate est constitué d'un nombre fixe de variables réelles (flottantes), ce nombre pouvant différer d'un automate à l'autre. Ces variables, dites « activités », sont la partie de l'automate qui pourra être consultée par un autre automate. L'automate dispose de données privées, ce qui permet en pratique de spécifier des automates différents les uns des

⁷Graphical Utilities for the Modelling of Parallel Functions

autres. Enfin, un automate dispose d'un nombre fixé de listes de liens. Un lien est un droit de lecture (et non d'écriture) des activités d'un automate distant (cet automate distant est dit « extrémité » du lien). Le fait de regrouper les liens dans des listes permet de les typer : on peut constituer la liste des liens latéraux, la liste des liens excitateurs, ...

Construire une architecture Grumpf revient à spécifier différentes classes d'automates, puis à en créer des instances dont on relie certaines avec d'autres en ajoutant des liens dans l'une ou l'autre des listes que ces instances hébergent. Une fois l'architecture construite, on lance l'exécution. Celle-ci est une succession de mises à jour de *tous* les automates du réseau. Pour un automate, une mise à jour consiste à accéder aux automates de la cible des liens contenus dans ses listes, puis à affecter un calcul afin de modifier ses propres activités. Une mise à jour de tous les automates du réseau constitue un pas de temps, et c'est là qu'intervient l'exécution parallèle, puisque ces mises à jour peuvent se faire simultanément. Les difficultés relatives à une exécution parallèle efficace de ce modèle sont hors de portée de notre étude, nous renvoyons le lecteur intéressé à [S.Vialle et al., 2004], ne retenant ici que le caractère parallèle des mises à jour du modèle à chaque pas de temps. Chaque classe d'automate a sa propre règle de mise à jour, et on peut construire des réseaux où tous les automates ont des comportements différents. Néanmoins, pour rester dans l'esprit des automates cellulaires, on préférera des réseaux homogènes, constitués de nombreuses instances issues d'un nombre restreint de classes, et dont les connexions sont régulières.

6.1.3 Exécution

Le modèle Grumpf permet l'évolution des unités en mode synchrone ou en mode asynchrone. En mode synchrone, les unités changent toutes d'état simultanément, et basent le calcul de leur nouvel état sur l'état précédent du réseau. En mode asynchrone, les unités changent d'état une à une, en basant le calcul du nouvel état sur l'état actuel du réseau. Dans ce cas, Grumpf assure que l'ordre dans lequel les unités changent d'état est aléatoire, et change à chaque pas de temps.

Dans notre travail, nous employons le mode asynchrone de changement d'état des unités du réseau, afin d'éviter des effets de saturation du réseau, comme nous allons le montrer. Notre modèle, comme nous l'avons montré au chapitre 5, emploie des méthodes de compétition, telles que la C.N.F.T., qui permettent l'apparition de bulles d'activité sur les cartes d'unités. Afin de former ces bulles, les unités subissent des influences excitatrices, et la présence d'activité dans des unités a une influence inhibitrice sur les autres unités de la carte.

Afin de simplifier le raisonnement, prenons le cas d'une carte dans laquelle toutes les unités subissent une même influence excitatrice, constante et non nulle, et où chaque unité subit une influence excitatrice des unités qui lui sont voisines et une influence inhibitrice des unités plus lointaines. Prenons alors la configuration où aucune unité n'est excitée. En mode d'activation synchrone, aucune unité ne subit alors d'influence inhibitrice, et toutes les unités de la carte vont s'exciter simultanément. On a alors saturation du réseau. Au pas de temps suivant, chaque unité va subir une forte influence inhibitrice, puisque toutes les autres unités, qui l'inhibent, sont excitées. De ce fait, chaque unité va cesser son activité, et on se retrouve dans la situation d'origine. Un tel « clignotement » d'activité saturée sur toute la carte est complètement contraire au comportement souhaité, à savoir l'apparition de bulles d'activité stables sur la carte.

Reprenons maintenant cet exemple en mode d'activation asynchrone. Les premières unités qui changent d'état le font en fonction d'une carte dans laquelle aucune, ou peu d'unités sont activées, subissent donc une influence inhibitrice nulle ou faible. Ces unités vont donc s'activer. Les unités qui calculent ensuite leur changement d'état subissent une influence inhibitrice plus grande, puisque plusieurs unités sont maintenant actives sur la carte. Elles ne vont donc pas

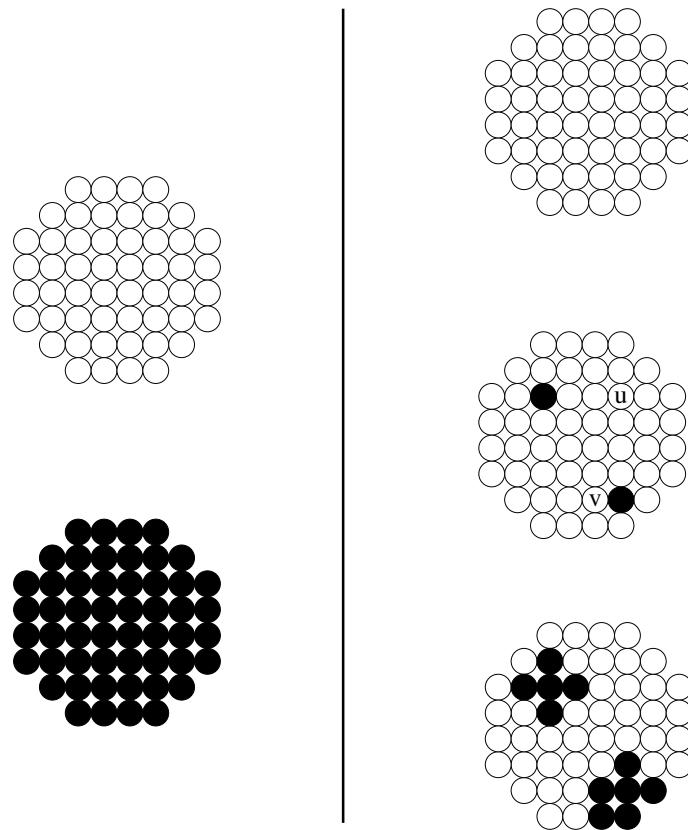


FIG. 6.2 – Comparaison du fonctionnement synchrone et du fonctionnement asynchrone pour une règle de compétition donnée. En mode synchrone (à gauche), le réseau oscille entre un état dépourvu d'excitation (en haut) et un état saturé (en bas). A droite, en mode asynchrone, depuis un état vide d'excitation, quelques unités s'activent (au centre). Ensuite, une unité u est trop inhibée pour s'activer. L'unité v subit la même inhibition, mais la présence d'une unité activée à ses cotés contrebalance cette inhibition, et elle s'active. On obtient une carte comportant des bulles d'activités (en bas).

s'activer, sauf si une unité proche d'elles est déjà active, et a donc une influence excitatrice sur elles. Ainsi, les unités qui s'activent forment des « blocs » d'unités proches les unes des autres, aussi appelés bulles d'activité. Le mode asynchrone de changement d'état des unités permet donc d'éviter l'écueil observé dans le mode synchrone : on n'observe pas de saturation d'activité dans le réseau.

6.2 Principe des règles de mise à jour du modèle Bijama

Le modèle d'exécution Grumpf est très général, il sert d'ailleurs de base à un système de résolution d'équations différentielles dans le cadre d'une collaboration entre le laboratoire LMOPS et Supélec, ce qui est très éloigné de notre sujet. Face à la généralité de ce modèle, il nous est apparu nécessaire de le restreindre, afin de proposer un modèle qui permette l'auto-organisation de représentations multimodales à partir de ressources de calcul initialement indifférenciées. Cette contribution originale est le fruit de nombreuses mises au point, mais aussi de l'abandon de nombreuses idées a priori élégantes qui se sont finalement révélées inefficaces, confrontées à la réalité de la simulation. Notre modèle s'appelle Bijama, pour *BIologically Inspired Joint Associative MAPs*, et ajoute à Grumpf l'organisation des activités de l'unité en différents étages de traitement, que l'on peut « empiler » pour constituer la fonction de mise à jour d'une classe d'automates.

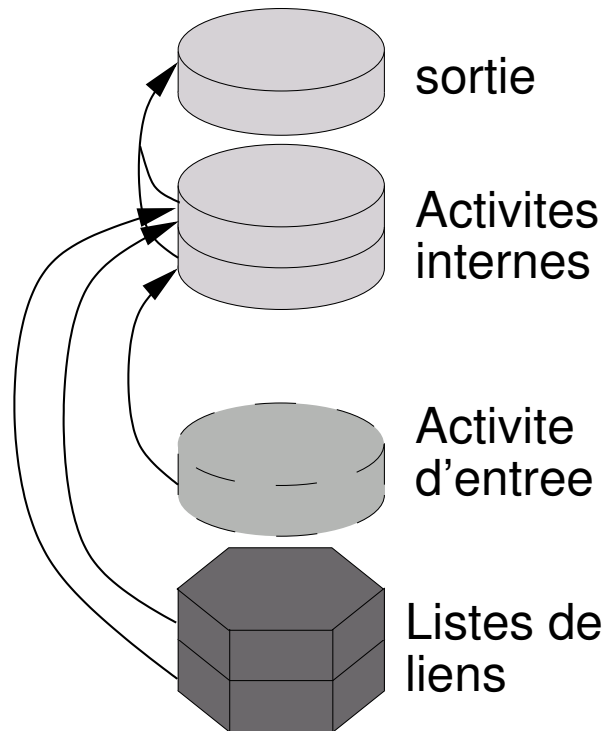


FIG. 6.3 – Principe de fonctionnement du modèle Bijama : une activité d'entrée est employée, avec des listes de liens et des activités internes, pour calculer une activité de sortie.

Un traitement, dans le modèle Bijama, est un calcul qui, à partir d'une activité d'entrée, d'activités internes, et éventuellement d'une ou plusieurs listes de liens, fournit une activité de sortie (cf. figure 6.3).

Empiler un étage B sur un étage A consiste à utiliser la sortie de A comme entrée à B . Ainsi, l'activité globale de l'automate est la sortie du dernier étage empilé, et l'on note A^* cette valeur.

Bien que Grumpf l'autorise, nous interdisons dans le modèle Bijama la lecture via les liens d'une activité de l'automate distant autre que son activité A^* : la sortie du dernier étage d'un automate est la seule qu'il expose aux autres automates dans le modèle Bijama.

Nous décrivons les étages que la librairie Bijama prédéfinit pour la définition d'architectures multimodales dans les sections suivantes, mais l'utilisateur peut en définir d'autres, et restera conforme au modèle Bijama tant qu'il ne déroge pas à la règle précédemment énoncée. Notons toutefois dès maintenant que l'activité de dernier étage, A^* , peut être consultée par tous les étages : elle sert usuellement à moduler le taux d'apprentissage au niveau d'un étage où siège une règle d'adaptation.

6.3 Cartes corticales

Comme évoqué dans les chapitres précédents, les modèles d'inspiration corticale mettent en œuvre des champs neuronaux dynamiques. Il s'agit d'ensemble d'unités, reliées entre elles par un profil de connexion bidimensionnel, via lequel s'opère un mécanisme de compétition (cf. chapitre 4). Un problème, relatif à la définition de ces champs, est souvent éludé dans la littérature biologique ; il s'agit du problème du bord de ces champs.

En effet, le cortex est un champ neuronal constitué de tellement de neurones que l'on peut se permettre de négliger cette question dans une étude portant sur une petite parcelle de sa surface. Dans le cadre de la modélisation des champs neuronaux, il en va tout autrement puisque le nombre d'unités manipulées est nécessairement plus restreint. On a alors recours à des mécanismes de compétition indépendants des effets de bord, comme le Winner-Takes-All dans les SOM, ou alors à une topologie torique [Rougier and Vitay, 2006].

Quoi qu'il en soit, simuler un champ de neurones suppose de le borner, et c'est dès lors qu'il est borné que ce champ devient une « carte ». Notre modèle a vocation à impliquer plusieurs cartes et peut, de fait, permettre de représenter la communication entre les différentes cartes corticales comme, par exemple, celles répertoriées par Brodmann. Cela dit, alors que les biologistes ont recours à la notion de carte pour se focaliser sur telle ou telle région du cortex, ils savent que les contours de ces cartes sont flous, variables d'un individu à l'autre, et qu'il ne s'agit là que d'une abstraction pour se repérer dans le continuum fonctionnel qu'est la surface formée par le tissu cortical.

En ce qui concerne notre modèle, il nous a semblé plus simple de constituer des cartes séparées, qui sont effectivement chacune un champ neuronal borné. Ces cartes sont chacune en charge d'une partie spécifique du modèle. Certaines cartes sont spécialisées dans la reconnaissance d'une modalité sensorielle. On parle alors de cartes primaires. D'autres forment une liaison entre cartes corticales. On parle alors de cartes associatives.

6.3.1 Forme des cartes corticales

Afin de pouvoir relier un nombre quelconque de cartes corticales entre elles, nous avons choisi d'utiliser des cartes de forme « ronde », ainsi que nous l'avons expliqué au chapitre 3, ce qui permet d'employer des directions de connexion quelconques entre cartes. Nous rappelons ici brièvement l'intérêt que cela présente.

Dans notre modèle, relier deux cartes corticales a une grande influence sur leur auto-organisation. Les unités de deux cartes corticales reliées perçoivent chacune de la carte distante une bande modulaire orientée selon la direction de connexion entre les cartes. Nous avons montré

que, chaque carte représentant une modalité, les éléments de chaque modalité susceptibles d'apparaître ensemble ne peuvent être présents que dans des bandes modulaires en vis-à-vis, afin que les unités correspondant à ces éléments se perçoivent les unes les autres.

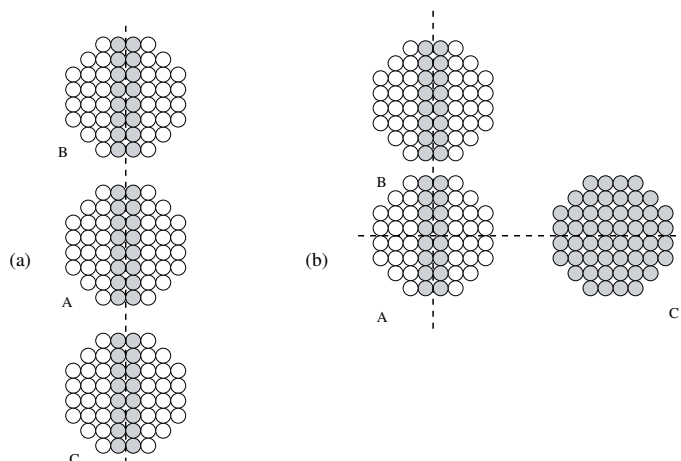


FIG. 6.4 – Direction de connexion unique (a) ou multiples (b). On représente en gris les unités qui, dans chaque carte, peuvent être reliées à la bande corticale en gris dans la carte B. Une direction de connexion unique limite les unités de la carte C pouvant lui être reliée, ce qui n'est pas le cas si les directions de connexion sont différentes.

Détaillons plus avant cette notion, en nous appuyant sur le schéma de la figure 6.4. Dans le cas de la figure 6.4(a), où les axes de connexion sont colinéaires, chacune des unités grisées de la carte A est reliée à toutes les unités grisées de B, ainsi qu'à toutes les unités grisées de C. Finalement, si l'on fait la fermeture transitive⁸, suivant la relation « est connecté à », de l'ensemble des unités grisées de B, on obtient toutes les unités grisées de la figure 6.4(a).

Si maintenant on considère le cas de la figure 6.4(b), et que l'on construit la même fermeture, à partir des mêmes unités de B, on constate que cette fois-ci toute la carte C est incluse dans la fermeture. Or, suite au processus de relaxation décrit au chapitre 3, les bulles se stabilisent au sein de chaque carte à des endroits effectivement connectés. Dans notre cas, si une bulle apparaît dans la bande grisée de B, la bulle en A ne peut être que dans la bande grisée de A, et celle de C dans les unités de C appartenant à la fermeture transitive construite à partir de la bande grisée de B. On voit (6.4(a)) que dans le cas de directions de connexion colinéaires, ces unités de C sont en nombre réduit, alors que dans le cas de directions de connexion perpendiculaires (6.4(b)), tout C est un lieu possible pour la bulle.

Un système multi-cartes à connexions colinéaires est donc beaucoup plus contraint, ce qui peut nuire à la relaxation vers un ensemble d'états stables suffisamment riche pour capturer par apprentissage la relation entre la modalité exprimée en B et celle exprimée en C, via la carte associative A.

Ainsi, employer des directions de connexions différentes pour toutes les connexions d'une carte donnée aux autres cartes du modèle permet d'avoir de moindres contraintes sur l'organisation des cartes, et aide donc le modèle à effectuer l'auto-organisation sur les différentes cartes. Néanmoins, en employant des cartes rectangulaires, ce qui est la forme habituelle, la connexion suivant les différentes directions n'est pas homogène, puisque le nombre d'unités par bande de connexion diffère suivant la direction de connexion. Afin d'éviter cela, nous employons des cartes

⁸ $\alpha \in$ la fermeture transitive d'un ensemble A suivant R si $\exists x \in A$ tel que $xRyRz\dots R\alpha$.

de forme ronde, ce qui permet de ne pas privilégier de direction de connexion, et donc de toutes les autoriser. Ainsi, on peut connecter à une carte un nombre quelconque d'autres cartes, suivant des directions toutes différentes.

6.3.2 Mise en relation multimodale

Le modèle Bijama, afin de représenter les interactions entre les différentes modalités sensorielles, emploie des liaisons inter-cartes, ainsi que décrit au chapitre 3. Ces liaisons ne relient pas toutes les unités d'une carte à toutes celles d'une autre carte. Il y a trois raisons à cela. Premièrement, une telle connectivité complète ne correspond pas à la réalité biologique des connexions entre zones du cortex [Burnod, 1989]. Le modèle Bijama, s'inspirant sur ce point précis de la réalité biologique, évite donc d'y avoir recours, soutenant l'idée que cette connectivité par bande doit avoir une utilité fonctionnelle, comme nous allons le détailler. Deuxièmement, une connectivité complète est très coûteuse à la fois en taille mémoire, pour représenter la structure, et en temps de calcul, dès lors que toutes les liaisons interviennent dans les calculs. L'intérêt fonctionnel à limiter la connectivité nous apparaît être celui de permettre de forcer le problème de perception multimodale à s'organiser dans notre modèle. La limitation de connectivité dans notre modèle peut être comparée, par exemple, à celle qui permet d'obtenir une analyse par composantes principales (a.c.p.) à l'aide d'un perceptron [Oja, 1992].

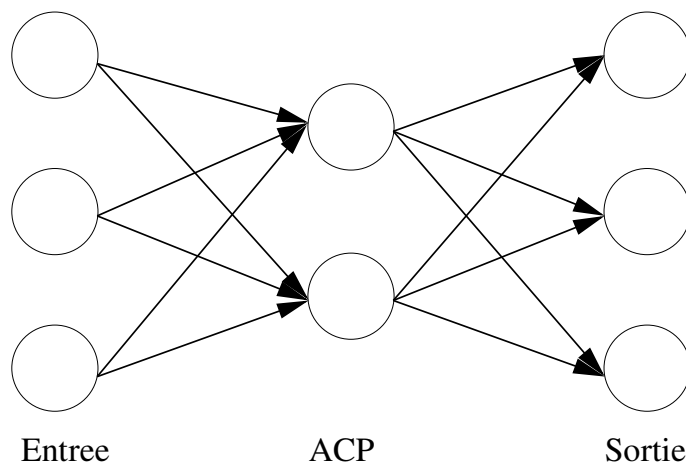


FIG. 6.5 – Perceptron effectuant une analyse en composantes principales. La taille de la couche cachée fixe le nombre de composantes fournies par le réseau. Lors de l'apprentissage supervisé, la couche de sortie doit reproduire la couche d'entrée.

L'analyse en composantes principales consiste à étudier un ensemble de données multidimensionnelles (un nuage de points, par exemple), afin de trouver les directions selon lesquelles les données varient le plus, donc celles qui fournissent le plus d'information sur une donnée. Ces directions sont appelées les composantes principales de l'ensemble de données. Le perceptron employé pour l'A.C.P. comporte une couche d'entrée et une couche de sortie de même taille, et on demande au perceptron de reproduire sur la couche de sortie l'activation présente sur la couche d'entrée. On intercale entre ces deux couches une couche intermédiaire de taille n inférieure aux couches d'entrée et de sortie (cf. figure 6.5). Lors de l'apprentissage supervisé du réseau, les neurones de la couche intermédiaire apprennent à représenter les valeurs de la projection des composantes d'entrée selon leurs n composantes principales. Le réseau a donc organisé les données qui lui sont fournies, parce qu'il possède une couche cachée de petite taille, donc une

connectivité limitée, qui « l'oblige » à extraire l'essentiel de l'information, ici les composantes principales.

On retrouve ce principe de limitation dans une carte auto-organisatrice de Kohonen, qui effectue une quantification vectorielle, donc organise les données qui lui sont fournies, lorsque le nombre d'unités dans la carte, qui correspond au nombre de prototypes présents dans le modèle, est inférieur au nombre de données classifiées. C'est le nombre restreint d'unités du modèle qui permet alors l'organisation des données. Dans notre modèle, la limitation de connectivité entre les différentes cartes peut être vue comme un moyen d'obtenir une organisation des données qui prend en compte la multimodalité sur les cartes corticales. En effet, en limitant la connectivité, nous forçons les éléments qui sont en relation suivant les différentes modalités à être représentés dans des unités en vis-à-vis, selon la direction de connexion corticale entre les cartes correspondant aux modalités. Ce point, plus abondamment présenté dans le chapitre 3, sera repris dans la section 6.5.1.

Ainsi, pour des raisons de traitement informatique, le modèle Bijama emploie une connectivité limitée entre cartes corticales, et nous choisissons d'utiliser une limitation de connexion inspirée de la biologie. Cette connectivité limitée permet d'obtenir une organisation des cartes corticales représentative des liaisons multimodales entre les différentes cartes. Elle se fait sous la forme de bandes modulaires. Ces bandes relient à une unité donnée de l'une des deux cartes reliées une bande orientée d'unités de l'autre carte. Dans la suite de notre propos, on appellera $B_i(u)$ la bande d'unités de la carte i reliées à l'unité u .

6.4 Unités Bijama

Comme décrit au chapitre 2, les unités Bijama modélisent non des neurones du cortex, mais des microcolonnes corticales. Le modèle de microcolonne employé est inspiré de celui de E. Guigon dans [Guigon, 1993], en ce sens qu'il comporte plusieurs étages. La différence est que chez Guigon, les étages ont chacun une entrée et une sortie, et que la sortie des étages est modulée par les calculs effectués par d'autres étages. Dans le cas des unités de notre modèle Bijama, la notion d'étage est différente, puisqu'elle se réfère à une succession de traitements sur un flux d'information qui traverse tous les étages de l'unité (cf. 6.2).

En notant i un étage, on note l'activité correspondant à sa sortie A^i . Toutes les activités d'une même unité sont comprises entre une unique valeur minimale A_{min} (en général 0) et une valeur maximale A_{max} (en général 1). Cela permet de créer des étages employant les activités d'autres étages comme entrées plus aisément en évitant des problèmes numériques d'échelle des valeurs.

Comme nous l'avons dit, la sortie du dernier étage fournit l'activité globale A^* de l'unité. Cette activité est l'activité « externe » de l'unité : c'est la seule qui soit visible en-dehors de l'unité. Ainsi, bien que l'unité effectue de nombreux calculs, qui fournissent chacun une activité, elle peut être considérée comme une « boîte noire » fournissant une unique valeur A^* , vue de l'extérieur. Nous y voyons une analogie, qui mériterait d'être mieux étayée par des données anatomiques, avec le fait qu'une colonne corticale intègre de l'information pour finalement ne conditionner l'activation que de quelques neurones pyramidaux dont les axones se projettent loin de l'unité.

6.4.1 Modularité

Les unités Bijama sont modulaires : les unités peuvent comporter un nombre variable d'étages, y compris au sein d'une même application. L'empilement des étages détermine le calcul effectué

par l'unité pour calculer son activité globale A^* .

Par exemple, une unité qui effectue une simple somme pondérée d'entrées, comme les neurones d'un perceptron, comporte un unique étage. Bien que les unités Bijama aient été conçues pour représenter des microcolonnes corticales, elles peuvent dans ce cas représenter de simples neurones. Une unité effectuant une comparaison entre deux sommes pondérées comporterait trois étages : un étage pour chaque somme pondérée, et un pour la comparaison. L'étage de comparaison est alors l'étage global, qui fournit la sortie A^* .

Nous allons dans les paragraphes suivants présenter les étages que nous avons employés dans le cadre de notre modélisation de microcolonnes corticales. Cette liste n'est pas exhaustive : Bien d'autres types d'étages peuvent être créés dans le cadre du modèle Bijama, et nous passons sous silence certains étages disponibles dans notre librairie Bijama, qui fournissent des fonctions de débogage.

6.4.2 Étages corticaux

Les étages dits corticaux modélisent l'apport de données provenant d'autres cartes corticales dans une unité. Ces étages sont centraux dans notre modèle : ce sont eux qui permettent de créer le phénomène de résonance étudié dans le chapitre 3. L'activité d'un étage cortical représente la détection de l'activation globale d'unités distantes auxquelles l'unité courante (à laquelle appartient l'étage) est liée.

Les composantes d'une entrée corticale sont en fait les valeurs d'activité A^* d'unités Bijama situées sur une autre carte corticale que l'unité étudiée. L'étage cortical accède à ces valeurs sans pouvoir préjuger de la façon dont A^* est produit au niveau de l'unité distante, et il se peut très bien que le calcul distant corresponde à un empilement d'étages très différent de celui de l'unité locale, qui en lit le résultat. C'est par exemple le cas quand deux unités instances de classe différentes sont connectées, ce qui est souvent le cas lorsque des connexions inter-cartes sont mises en place. Les composantes d'entrées d'un étage cortical donné proviennent toutes d'une même carte corticale distante. Plus précisément, ces entrées proviennent toutes d'une unique bande modulaire, comme expliqué dans le chapitre 3.

Un étage cortical base son apprentissage non sur la valeur de ses entrées, mais sur la présence de celles-ci (cf. chapitre 5). En effet, l'activité fournie par l'étage cortical est le fruit de la détection de l'activation globale (i.e. de la présence d'une forte activité A^*) de certaines unités distantes qu'il perçoit. Ces unités sont celles qui sont liées à l'unité courante.

En considérant les entrées de l'étage cortical c_i comme les activités globales $A^*(v)$ des unités v , et en notant w_v les poids associés à ces entrées, l'activité corticale A_i^c , qui est la sortie de l'étage cortical i est :

$$A_i^c = \sum_v w_v A^*(v) \tag{6.1}$$

Les poids associés aux unités sont appris. Comme pour l'étage thalamique, que nous présentons plus loin, cet apprentissage s'effectue contiennent mais est effectif uniquement quand l'activité globale A^* de l'unité est élevée. Lorsque c'est le cas, les unités activées sur les cartes distantes sont liées plus fortement à l'unité courante, et l'activité corticale est rapprochée de l'activité globale. Pour des raisons explicitées en détail au chapitre 5, la règle d'apprentissage s'inspire de celle de Widrow-Hoff [Widrow and Hoff, 1960], et introduit un terme de fuite ω qui évite une saturation des poids corticaux :

$$\Delta w_v = \nu(A^* + \omega)(A^* - A_i^c)A^*(v) \tag{6.2}$$

6.4.3 Étage de regroupement cortical

Les étages corticaux fournissent de nombreuses activités, correspondant chacune à la reconnaissance de schémas d'activités dans une autre carte corticale. Ces activités doivent être regroupées afin de pouvoir, à terme, fournir une activité corticale globale. C'est là le rôle de l'étage de regroupement cortical R_c .

Nous avons employé la règle suivante : une unité ne doit avoir une forte activité de regroupement cortical que si une unité liée à l'unité courante est active dans toutes les cartes distantes reliées à la carte corticale de l'unité courante. Une explication plus approfondie en est fournie au chapitre 3. Le regroupement cortical calcule donc un « ET » logique entre toutes les activités corticales. Ce « ET », néanmoins, doit être « tolérant ». En effet, afin d'amorcer la mise en place des bulles d'activité A^* dans les différentes cartes corticales du modèle, une activité, faible, doit être présente même lorsque certains étages corticaux fournissent une activité nulle. L'activité de regroupement corticale se calcule donc comme suit, pour un paramètre de tolérance α :

$$A^{Rc} = \sqrt[n]{\prod_i (A_i^c + \alpha)} - \alpha \quad (6.3)$$

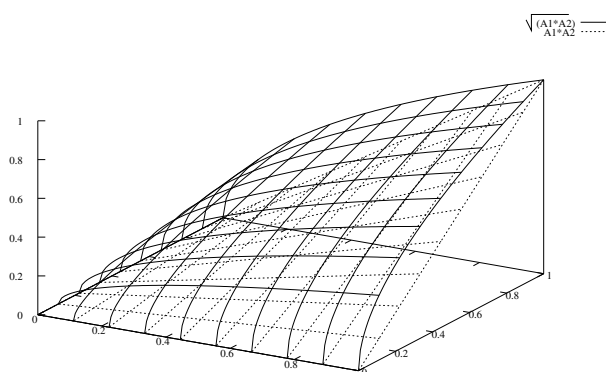


FIG. 6.6 – Comparaison entre A_1A_2 (en pointillés) et $\sqrt{A_1A_2}$ (lignes pleines). L'utilisation de la racine carrée permet d'obtenir un A^{Rc} « tolérant », de valeur non négligeable même lorsque A_1 est faible (mais non nul), contrairement à A_1A_2 .

On effectue une moyenne géométrique pour calculer le « ET » logique. En effet, cette moyenne est, pour $\alpha = 0$, nulle lorsque l'un des termes est nul, ce qui correspond bien au « ET ». La tolérance que fournit α est accentuée par l'emploi d'une racine dans le calcul de A^{Rc} , comme nous le montre la figure 6.6. Une unité Bijama ne présentant que des étages corticaux, et un étage de regroupement cortical est décrite dans la figure 6.7.

6.4.4 Étages thalamiques

Les étages dits thalamiques sont conçus pour modéliser l'apport de données extra-corticales dans le réseau de cartes corticales. Dans les architectures que nous proposons, une carte corticale donnée ne traitant a priori qu'un seul type de données extra-corticales, une unité donnée ne comporte en général qu'un étage de type thalamique.

Un étage thalamique se comporte comme un neurone à prototype (cf. chapitre 2) vis-à-vis de ses entrées : il compare ses entrées à un prototype interne. Ce prototype représente l'entrée idéale, pour laquelle l'étage thalamique fournit l'activité maximale. L'activité fournie par l'étage

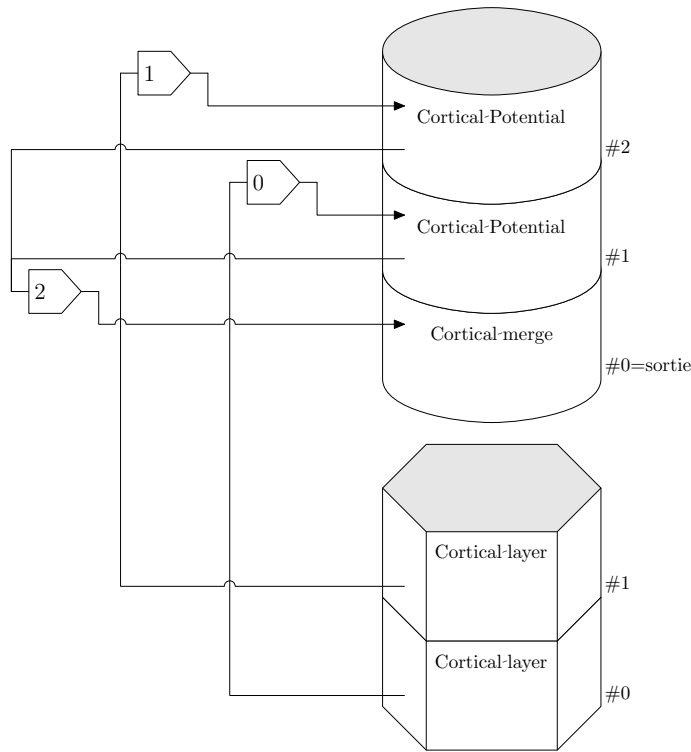


FIG. 6.7 – Unité Bijama présentant deux étages corticaux (#1 et #2), et un étage de regroupement cortical (#0). Chaque étage cortical est associé à une liste de liens, qui contient des liaisons vers une bande corticale contenue dans une carte distante. L'activité de regroupement cortical est l'activité globale de l'unité (sortie). Les opérateurs 0 et 1 correspondent à l'équation 6.1 et l'opérateur 2 à l'équation 6.3.

thalamique est une fonction décroissante de la distance entre l'entrée perçue par l'étage et son prototype. Cette distance est, le plus souvent, calculée comme étant la distance euclidienne entre l'entrée et le prototype, obtenue à partir des valeurs de leur composantes. En notant $E = (e_1, \dots, e_n)$ l'entrée et $P = (p_1, \dots, p_n)$ le prototype, la distance d^2 vaut :

$$d^2 = \sum_{i=1}^n (e_i - p_i)^2 \quad (6.4)$$

En notant t l'étage thalamique, on choisit comme fonction décroissante de la distance une gaussienne, et l'activité A^t vaut :

$$A^t = e^{-\alpha d^2} \quad (6.5)$$

Un étage thalamique apprend son prototype. Comme discuté au chapitre 5, l'apprentissage thalamique se fait lorsque l'activité globale de l'unité est forte. La règle d'apprentissage, obtenue d'après celle des cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen, 1997], est alors, pour une vitesse d'apprentissage δ :

$$\Delta p_i = \delta A^*(e_i - p_i) \quad (6.6)$$

6.4.5 Étage de regroupement global

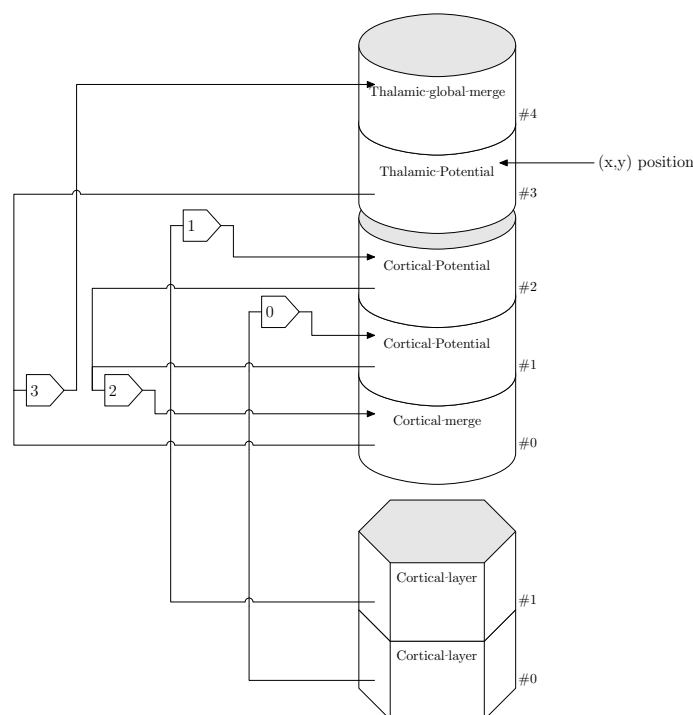


FIG. 6.8 – Évolution de l’unité Bijama de la figure 6.7. On a ajouté un étage thalamique (#3) et un étage de regroupement global(#4). Le regroupement global permet d’associer l’activité thalamique à l’activité globale précédente, à savoir l’activité de regroupement cortical(#0). Elle est la nouvelle activité globale de l’unité. L’opérateur 3 correspond à l’équation 6.7.

L’activité fournie par un étage thalamique doit être regroupée avec les activités fournies par les autres étages, afin de former une nouvelle activité globale. C’est là le rôle de l’étage de regroupement global R_g . Notre modèle s’inspirant, pour ce qui est des principes de modulation de certaines activités par d’autres, du modèle ART de S. Grossberg [Grossberg, 1976], comme discuté au chapitre 3, l’activité thalamique, seule, peut permettre une activation globale faible de l’unité, de valeur β . Cela correspond à l’état sensibilisé d’une colonne corticale dans le modèle de Burnod [Burnod, 1989], étudié au chapitre 2. En d’autres termes, l’activité de regroupement global est le résultat de la modulation de l’activité thalamique par l’activité globale précédemment utilisée (le plus souvent, l’activité de regroupement corticale). L’activité de regroupement globale s’écrit alors :

$$A^{R_g} = A^t \times (A^{R_c} + \beta) \quad (6.7)$$

Lorsque $A^t = 0$, alors $A^{R_g} = 0$, même si $A^{R_c} \neq 0$. Cela correspond à la prépondérance de l’activité primaire dans le modèle ART. En ajoutant un étage thalamique et un étage de regroupement global à l’unité décrite dans la figure 6.7, on obtient l’unité de la figure 6.8.

6.4.6 Compétition

Lorsqu’une activité de regroupement a été calculée pour l’unité, elle représente l’ensemble de la reconnaissance des entrées extérieures à la carte corticale courante pour l’unité. Toutes

les unités d'une carte font individuellement ce calcul. Le modèle Bijama permet alors d'implémenter la compétition sur la base des A^{R_g} précédemment calculés entre les unités d'une même carte corticale, ce qui est détaillé dans le chapitre 4. Nous allons ici nous contenter de décrire les propriétés du mécanisme de compétition, et son intérêt pour notre modèle. Tout d'abord, rappelons que ce mécanisme définit l'évolution, pour une unité x , d'une activité $U(x)$ (le résultat de la compétition) en fonction d'une entrée $I(x)$ et des activités $U(y)$ des autres unités y de la carte corticale étudiée, pondérées par un jeu de poids positif $W_{x,y}^+$ et un jeu de poids négatif $W_{x,y}^-$. Après ajout de l'étage de compétition, U est la nouvelle activité globale de l'unité. Les unités implémentées dans le modèle Bijama n'ajoutent en général aucun étage après l'étage de compétition, mais cela reste envisageable d'un point de vue informatique.

La compétition effectuée est entièrement locale : contrairement au mécanisme des cartes auto-organisatrices de Kohonen, par exemple, elle ne fait pas appel à une centralisation. Afin d'obtenir ce résultat, le mécanisme n'emploie pas une unité « gagnante » pour fournir une bulle d'activité centrée après compétition sur l'unité gagnante. Le modèle est conçu pour produire une bulle d'activité U à l'aide d'un algorithme dérivé de celui de la C.N.F.T.

Notre algorithme se base sur l'activité globale de l'unité avant ajout de l'étage de compétition, que nous notons ici $I(x)$. Cette activité correspond en général à A^{R_g} . On note $U(x)$ l'activité de compétition de l'unité x , et $W_{x,y}^+$ et $W_{x,y}^-$ les poids associés aux liaisons positives et négatives reliant les unités x et y d'une même carte. On calcule pour chaque unité x les unités y pour lesquelles $W_{x,y}^+U(y)$ est le plus grand et on fait de même pour $W_{x,y}^-U(y)$. Cela permet de calculer un multi-maximum (cf. section 4.4) sur les liaisons locales, qui permet d'éviter une trop grande sensibilité du mécanisme de compétition au nombre de liaisons qu'a une unité dans la carte locale, ce qui entraînerait des effets de bord, comme exposé plus loin. L'évolution de $U(x)$ s'écrit :

$$\tau \Delta U(x, t) = f(-\alpha U(x, t) + \beta I(x, t) + \gamma \left\{ W_{x,y}^+ U(y) \right\}^{\text{top } n^+} - \delta \left\{ W_{x,y}^- U(y) \right\}^{\text{top } n^-}) \quad (6.8)$$

L'utilisation de calculs locaux a deux intérêts pour notre modèle : premièrement, il permet d'employer une implémentation parallélisée, obtenue à l'aide du logiciel PARCEL-6, développé par S. Vialle dans le laboratoire ERSIDP. Deuxièmement, et de manière plus fondamentale, l'emploi d'une compétition centralisée dans notre modèle serait erronée, car elle comparerait des activités non comparables entre elles.

En effet, l'activité I employée en entrée du mécanisme de compétition est, en général, une activité de regroupement globale. Son calcul dépend donc de celui des activités corticales. Or l'activité corticale d'une unité mesure la présence d'activité dans les unités auxquelles elle est réceptive *dans la bande d'unités distantes qu'elle observe*. La comparaison entre les activités corticales de deux unités n'a donc de sens que si elles observent la même bande corticale, ou au moins des bandes corticales proches, redondantes l'une avec l'autre. Cette condition n'est remplie que si les unités comparées sont proches sur la carte corticale. Ainsi, la compétition, donc la comparaison, n'a de sens, dans notre modèle, qu'entre unités proches. Par conséquent, un mécanisme de compétition « global », qui compare l'activité pour des unités distantes sur la carte, est inadéquat pour notre modèle. C'est pourquoi nous avons employé un mécanisme local de compétition, qui compare les activités des unités proches.

Par ailleurs, le mécanisme de compétition employé dans Bijama se veut résistant aux effets de bord dus à la géométrie de la carte corticale (cf. section 4.4). En effet, la C.N.F.T. est très sensible au nombre de liaisons locales que possède une unité, du fait qu'elle se base sur la somme $\sum_y W_{x,y}U(y)$ pour effectuer la compétition. Les unités situées sur les bords de la carte n'ayant pas le même nombre de liaisons que celles situées au centre, on observe des bulles d'activité

U essentiellement sur les bords. La solution classique consiste à employer des cartes toriques, sans bords. Notre emploi de cartes rondes, imposé par les liaisons multimodales du modèle (cf. chapitre 3), ne permet pas cela.

Nous avons donc modifié le mécanisme de compétition pour qu'il devienne moins sensible au nombre de liaisons locales. Cette modification consiste en un remplacement de la somme des activités observées à travers les liaisons locales, pondérées par des poids, par un multi-maximum de ces activités. En fait, c'est l'emploi d'un maximum qui permet d'obtenir l'indépendance du mécanisme au nombre de liaisons. Néanmoins, le maximum d'activité, à lui seul, n'est pas représentatif de l'activité de toutes les unités sur une carte, sur laquelle se fonde la compétition. Nous avons donc employé les n^+ plus grandes valeurs de $W_{x,y}^+ U(y)$ et les n^- plus grandes valeurs de $W_{x,y}^- U(y)$ à la place de la somme de ces valeurs. C'est cela que nous appelons un multi-maximum, noté $\{W_{x,y}^+ U(y)\}^{\text{top } n^+}$ pour les connexions positives (respectivement $\{W_{x,y}^- U(y)\}^{\text{top } n^-}$ pour les connexions négatives) dans notre mécanisme de compétition.

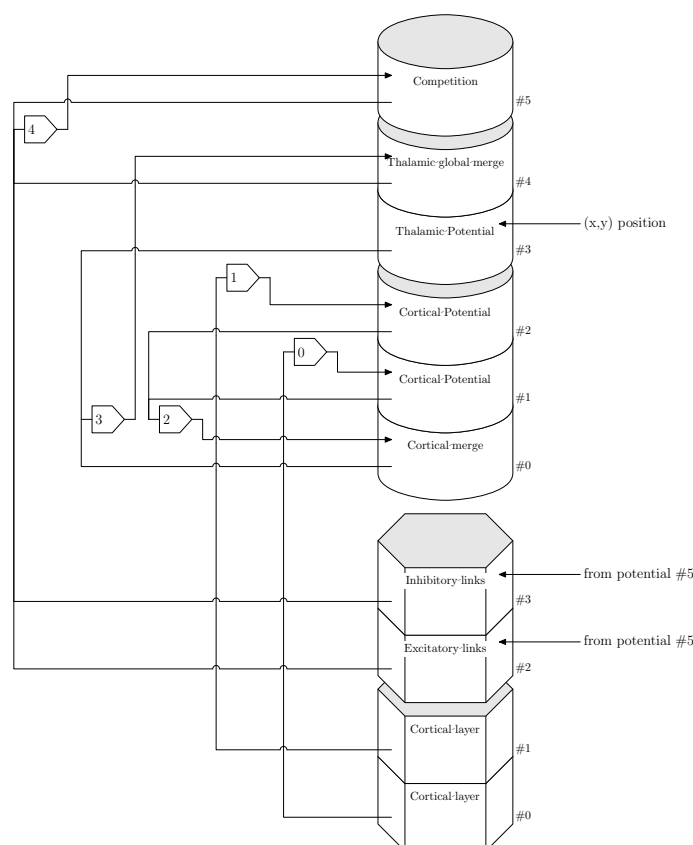


FIG. 6.9 – Évolution de l'unité Bijama de la figure 6.8. On a ajouté un étage de compétition (#5). Cet étage met en compétition l'activité de regroupement A^{Rg} (potentiel #4) pour calculer la valeur U de l'équation 6.8, qui est ici le potentiel #5. L'opérateur 4 correspond à cette équation. Ce mécanisme de compétition amène la distribution des potentiels #5 de la carte à comporter des bulles d'activité isolées. Il requiert d'accéder aux valeurs U des unités voisines de la carte via des liens excitateurs (liste 2) et inhibiteurs (liste 3).

En ajoutant un étage de compétition à l'unité de la figure 6.8, on obtient l'unité de la figure 6.9.

6.5 Propriétés importantes du modèle Bijama

Le paragraphe précédent a principalement présenté le modèle depuis le point de vue très local d'une unité, et c'est bien le seul point de vue qui soit possible en termes informatiques, puisque nos calculs sont strictement locaux. Néanmoins, et c'est tout l'intérêt et l'enjeu des approches connexionnistes pour l'informatique, il émerge des propriétés locales un comportement global de traitement multimodal de l'information. Il nous paraît important ici de décrire ces phénomènes globaux, même si cette description ne complète en rien la spécification du modèle, pour laquelle le paragraphe précédent est complet. Nous articulons cette description globale autour des deux points qui, selon nous, sont les points forts de Bijama : l'auto-organisation conjointe et le compromis entre influences locales et globales.

6.5.1 Auto-organisation conjointe

L'auto-organisation des différentes cartes est conjointe, dans notre modèle. Par ce terme, nous voulons dire que l'auto-organisation dans chacune des cartes corticales est influencée par l'auto-organisation dans les autres cartes. Cette influence réciproque est nécessaire : elle permet d'obtenir une organisation des cartes qui permette aux bulles d'activité dans les différentes cartes corticales de se trouver en vis-à-vis (cf. chapitre 3 et section 6.3.1). Dans ces conditions, si on considère deux cartes corticales reliées ensemble, la bulle d'activité corticale, dans l'une des cartes, est située dans la bande corticale observée par les unités formant la bulle d'activité de la seconde carte. Réciproquement, les unités de la bulle d'activité de la première carte perçoivent, dans la bande corticale de la seconde carte qu'elles observent, les unités appartenant à la bulle d'activité de la seconde carte.

Le mécanisme d'apprentissage (cf. chapitre 5) assure que les unités ne peuvent effectuer un apprentissage, dans les étages corticaux, que lorsque les conditions suivantes sont réunies :

- Elles sont situées dans une bulle d'activité globale A^* (A^* module en effet l'apprentissage).
- Il existe une bulle d'activité A^* dans la bande corticale d'unités distantes qu'elles observent (le mécanisme d'apprentissage cortical est basé sur la détection de présence).

Or l'apprentissage va pousser le modèle à reproduire les circonstances dans lesquelles il a produit de l'apprentissage. Par conséquent, après apprentissage, l'auto-organisation des différentes cartes corticales produit une situation globale dans laquelle les unités des différentes cartes qui tendent à être actives en même temps sont situées dans des bandes corticales qui s'observent mutuellement, i.e. qui sont connectées. Cette influence réciproque dans l'auto-organisation des différentes cartes corticales du modèle est notre résultat majeur : elle permet d'obtenir des cartes corticales auto-organisées qui peuvent s'influencer dans leur activation réciproque, et ce en employant une connectivité limitée, organisée en bandes de connexion orientées, entre cartes corticales.

6.5.2 Compromis entre influences locales et globales

L'auto-apprentissage d'une carte corticale va donc être influencé par celui des autres cartes. Une telle influence, s'exerçant sur la totalité du modèle, peut être qualifiée de globale. Néanmoins, les influences propres à chaque carte corticale, que nous nommons influences locales, ne sont pas pour autant oubliées dans l'auto-organisation de la carte.

Ces influences locales, représentées en général par un étage thalamique, demeurent au contraire prépondérantes. Afin de s'en assurer, notre modèle s'est inspiré du principe A.R.T. dans les étages de regroupement, comme exposé dans la section 6.4.5. Lorsqu'elles sont présentes, les

influences locales, et elles seules, peuvent provoquer l'activation de l'unité. Les autres influences (provenant des étages corticaux, donc correspondant à l'influence globale) ne font que moduler cette activation.

Cela permet d'obtenir une auto-organisation proche de celle qu'on pourrait obtenir en laissant la carte corticale évoluer seule. L'influence globale va, pour l'essentiel, choisir une auto-organisation qui lui est favorable parmi toutes celles que l'on pourrait obtenir avec l'influence locale seuls. Parfois, néanmoins, l'auto-organisation conjointe ne peut respecter entièrement la continuité entre les prototypes thalamiques des unités proches que l'on observe dans le cas d'une auto-organisation classique. Il se produit alors une « rupture » sur la carte corticale. De telles ruptures de continuité ont été observées dans la zone V1 du cortex, et reproduites par d'autres moyens, notamment dans les travaux de R. Miikkulainen [Siroh and Miikkulainen, 1997], exposés au chapitre 4, qui, contrairement aux nôtres, autorisent un apprentissage des liens excitateurs et inhibiteurs impliqués dans la compétition. Dans notre modèle, ces ruptures de topologie, que l'on pourra observer dans le prochain chapitre, apparaissent naturellement comme un effet de bord de l'auto-organisation conjointe, lorsque le compromis entre influences locales et globales est difficile à réaliser sur une carte corticale.

6.6 Application à la mise en relation mots-actions

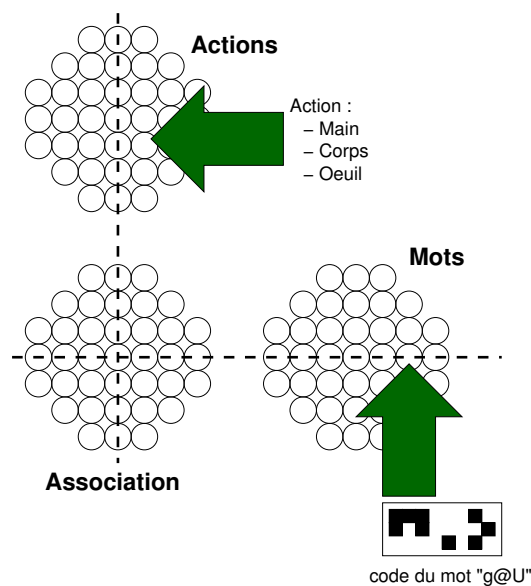


FIG. 6.10 – Architecture du modèle de relation mots-actions. La carte associative est reliée aux cartes phonétiques (à droite) et d'action (en haut).

Comme décrit dans la section 5.6, nous avons appliqué notre modèle à la mise en relation de phonèmes composant des mots et d'actions correspondant à ces mots (plus précisément, nous avons considéré les parties du corps actives dans ces actions). L'architecture des cartes employées pour cela est rappelée dans la figure 6.10.

Le but de notre travail est de montrer que l'organisation des actions influence celle des phonèmes, i.e. que la classification des mots dans la carte phonétique n'est pas purement phonétique, mais dépend aussi de la signification des mots classifiés. Nous avons donc figé l'organisation de la carte action (cf. fig. 6.11), afin de mieux percevoir ce phénomène. La carte phonétique est

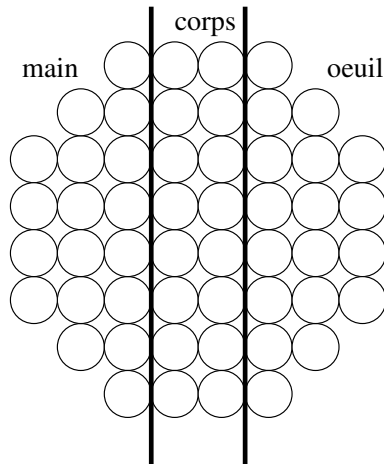


FIG. 6.11 – Organisation de la carte action : cette organisation est figée, et chaque action est représentée par une bande verticale d'unités dans la carte.

la seule à réaliser un apprentissage thalamique. Les unités employées dans cette application du modèle Bijama sont les suivantes :

- Dans la carte phonétique P , les unités possèdent chacune un étage thalamique, permettant de reconnaître le mot employé à un moment donné. Elles possèdent également un étage cortical, permettant de relier les unités à la carte associative. Un étage de regroupement cortical est également présent (bien qu'inutile ici), de même qu'un étage de regroupement local. Enfin, un étage de compétition permet d'assurer la présence de bulles d'activité sur la carte corticale.
- Les unités de la carte action motrice M sont semblables à celles de la carte phonétique. La différence entre elles se situe au niveau de l'étage thalamique. En effet, l'étage thalamique des unités de la carte action est dédié à la reconnaissance des actions. De plus, cet étage ne réalise pas d'apprentissage, afin de « figer » la carte M , ce qui facilite l'interprétation de son influence sur la carte P .
- Les unités de la carte associative A ne comportent pas de couche thalamique. Elles comportent, en revanche, deux étages corticaux. L'un de ces étages relie les unités à la carte action, l'autre les relie à la carte phonétique. Un étage de regroupement cortical met en commun les informations de ces deux étages, et un étage de compétition permet d'obtenir des bulles d'activité sur la carte.

Il est important de remarquer que les prototypes (les jeux de poids) associés aux entrées thalamiques phonétiques (respectivement motrices) dans la carte P (respectivement M) ne correspondent pas, en général, à des mots (resp. à des actions) réels. En effet, ces prototypes sont constitués par des vecteurs réels, et non binaires, dont l'évolution est gérée par l'apprentissage thalamique décrit au chapitre 5. Dans les figures 6.12 et 6.13, ces prototypes sont représentés par le mot (respectivement l'action) le plus proche, afin d'avoir des résultats lisibles.

Afin de pouvoir comparer l'auto-organisation biaisée à une auto-organisation simple, nous avons réalisé l'auto-organisation d'une carte phonétique seule, non reliée à une autre carte. Le résultat est présenté sur la figure 6.12. On observe que l'auto-organisation est ici purement phonétique : les mots dont la prononciation est proche sont proches sur la carte. Cette représentation ne permet donc pas de représenter la sémantique associée aux mots, puisqu'elle ne prend en compte que leur représentation phonétique.

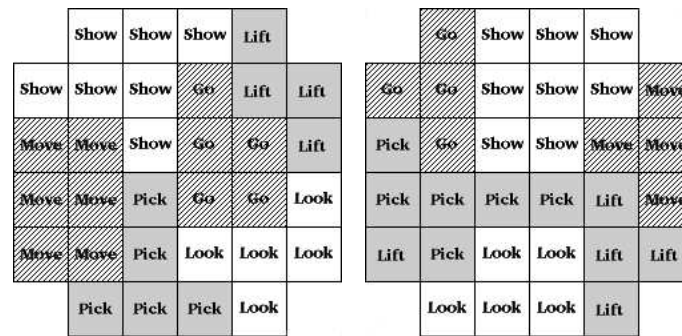


FIG. 6.12 – Deux exemples de résultats de l’auto-organisation de la carte phonétique, quand elle est artificiellement isolée du reste de l’architecture. On observe que les mots « look » et « show », sémantiquement proches, mais phonétiquement lointains, sont séparés sur la carte.

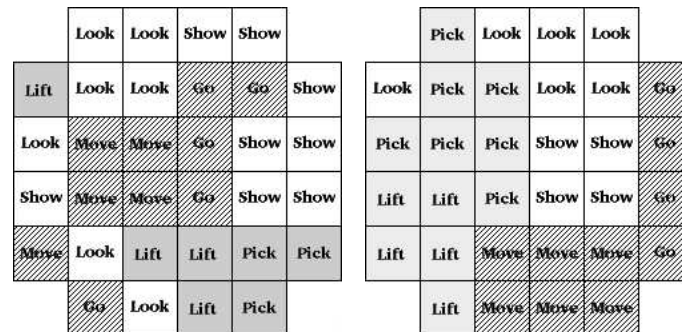


FIG. 6.13 – Deux exemples de résultats de l’auto-organisation de la carte phonétique, quand elle est reliée à la carte d’actions via une carte associative. On observe que les mots « look » et « show », sémantiquement proches, mais phonétiquement lointains, sont conjoints sur la carte.

Par contraste, lorsque l’auto-organisation phonétique est biaisée par la présence d’actions, en employant le modèle Bijama, les mots se regroupent selon les actions auxquelles ils sont reliés, comme on l’observe sur la figure 6.13. Cela permet d’assurer que tous les mots liés à des actions de la main sont reliés, via la carte auto-organisatrice, à des zones de la carte action correspondant à une action de la main.

Les relations inter-cartes assurent ici que les bulles d’activité A^* présentes dans les cartes P et M se trouvent dans des bandes corticales qui se croisent dans la carte A au niveau de la bulle d’activité A^* . Les unités de cette bulle, dans la carte A , représentent l’association entre le mot représenté par les unités de la bulle dans la carte P et l’action des unités de la bulle dans la carte M .

L’inclusion du facteur sémantique (les actions) dans l’auto-organisation de la carte phonétique ne supprime pas pour autant le facteur phonétique, qui demeure au contraire très présent. Ainsi, les mots sont représentés par des blocs compacts d’unités, et les mots proches phonétiquement tendent à demeurer proches sur la carte, même s’ils correspondent à des actions différentes. C’est par exemple le cas des mots « GO » et « SHOW » dans la figure 6.13. .

L’auto-organisation conjointe, que l’on observe ici, ne remplace pas l’auto-organisation suivant un critère local (phonétique) par une organisation suivant un critère distant (les actions liées aux mots). Elle effectue un compromis entre ces deux extrêmes, en biaisant l’auto-organisation locale par des critères distants, ce que nous avons décrit en 6.5.2. On obtient ici un état auto-

organisé semblable à celui obtenu avec une carte de Kohonen seule, mais choisi parmi toutes les auto-organisations phonétiques possibles afin de représenter au mieux la relation mots-actions.

Le modèle Bijama assure en fait une cohérence globale à l'auto-organisation. C'est cela que nous entendons par le terme d'auto-organisation conjointe. Les représentations phonétiques de la carte P sont contraintes par la topologie du modèle, qui se veut représentative des propriétés physiques des effecteurs associés aux actions. Ainsi, un mot (par ex. « pick ») dédié à une action (de la main) ne doit pas pouvoir déclencher une autre action (par ex. de la tête). La cohérence globale construite par le modèle Bijama assure que ces relations sont conservées, bien que les unités correspondantes soient situées sur des cartes distantes.

6.7 Conclusion

Nous avons, dans ce chapitre, présenté les aspects computationnels du modèle Bijama, ce qui complète les esquisses que nous en avons faites dans les premiers chapitres de ce document. Notre modèle permet de définir une classe de calculs, à partir de laquelle on peut construire des modules « corticaux » ; les mettre en relation, tout en préservant un certain style de programmation, basé sur des mécanismes de compétition, l'acceptation de données externes, la mise en relation multimodale via des connexions en bandes orientées.

Permettre de programmer *une* architecture Bijama aisément est l'objet de notre librairie Bijama, qui vise également à fournir des garde-fous lors de la mise au point, via le fort typage des templates C++, mais aussi la génération automatique de figures telles que 6.7 à partir du code. Si on ajoute à cela les outils de visualisation fournis par Grumpf, et la parallélisation offerte par Parcel-6, Bijama est dernier maillon d'une suite logicielle permettant de programmer effectivement des systèmes d'inspiration corticale, ayant les propriétés de calcul émergentes que nous avons détaillées dans ce chapitre.

Toutefois, bien que l'application à la catégorisation sémantique des mots présentée dans la section 6.6 soit encourageante, la confrontation de Bijama au problème du contrôle d'un bras robot a soulevé un problème de fond qui, en plus de nous poser des difficultés, a amélioré notre compréhension des rapports entre multimodalité, auto-organisation et contrôle. C'est ce dont nous rendons compte au chapitre suivant, qui fournit un point de vue original, à notre connaissance, des modalités d'insertion d'un module d'inspiration corticale dans une boucle perceptivo-motrice complète d'un agent situé.

Boucle perceptivo-motrice et apprentissage par renforcement dans Bijama

Notre modèle Bijama, présenté dans le chapitre précédent, permet de lier ensemble différentes modalités, représentées sur des cartes corticales distinctes. Par rapport à la notion de perception active présentée dans le chapitre 1, il présente toutefois un manque évident : action et perception y sont considérées indifféremment l'une de l'autre, ce qui ne permet pas de mettre en œuvre la notion de perception active, selon laquelle la perception est génératrice de l'action. Ainsi, dans l'exemple de la relation mots-actions présenté au chapitre précédent, la carte action se comporte comme une carte sensorielle : les actions sont fournies au modèle, qui les lie aux représentations phonétiques. Bien que ceci soit suffisant pour expliciter la mise en relation de deux modalités, ce qui était le but de cette expérience, cela ne correspond pas à la situation d'une véritable action qui est fournie par le modèle et non pas donnée en entrée. La perception est organisée en fonction de l'action dans notre modèle, mais cela n'est pas suffisant pour parler de perception active, or cette notion demeure à nos yeux un point essentiel. En effet, pour nous, considérer la perception comme active, c'est notamment considérer qu'elle permet de repérer les actions réalisables, donc que l'organisation des représentations perceptives doit être apprise afin de faciliter la réalisation d'actions appropriées à la situation sensorielle.

Afin de pouvoir employer le modèle Bijama pour fournir des actions à partir de entrées sensorielles, nous avons exploré plusieurs approches. La première est l'emploi d'un modèle inverse, qui permet de réaliser un apprentissage dans lequel on connaît l'action que doit fournir le modèle. Cela permet donc de se ramener au cas de l'apprentissage dans lequel les actions sont des entrées du modèle, tout comme les sensations. Nous avons par la suite perçu les limitations de cette approche, et nous nous sommes orientés sur une approche à base de récompense, dans lequel les actions effectuées par le modèle (et non plus fournies à lui) sont évaluées, ce qui donne lieu à une modification de la configuration d'activation des cartes du modèle, et permet de diriger l'apprentissage.

Tout au long de ce chapitre, nous baserons notre discussion sur un exemple concret de relation sensorimotrice : le bras visuellement guidé. Ce problème, qui est l'objet de nombreuses études dans les domaines robotiques, psychophysiques, et neurophysiologiques, dont un grand nombre sont intégrées dans [Shadmehr and Wise, 2005], peut être décrit ainsi : un bras articulé est constitué de segments rigides qui peuvent tourner autour des points qui les relient entre eux, terminé par un effecteur. L'information de position angulaire des articulations de ces segments

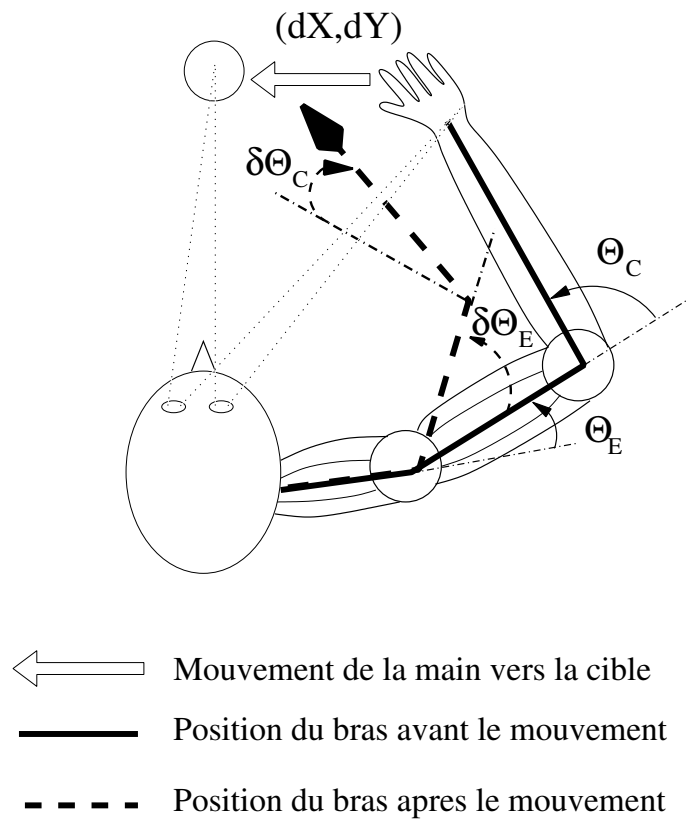


FIG. 7.1 – Modèle du bras visuellement guidé. Dans la posture $\Theta = (\theta_E, \theta_C)$, le mouvement $\delta\Theta = (\delta\theta_E, \delta\theta_C)$ fournit un déplacement $V = (\delta X, \delta Y)$.

est une information sensorielle, dite proprioceptive. La main doit atteindre une cible. La position de la main, ainsi que celle de la cible, sont observées visuellement. Cette information sensorielle visuelle est fournie au modèle. Un modèle de bras visuellement guidé doit pouvoir donner une commande motrice, portant sur les articulations du bras, afin d'atteindre la position de la cible avec la main. Nous nous limitons au cas d'un bras composé de deux segments (bras et avant-bras), avec deux articulations (épaule et coude) dans un cadre visuel bidimensionnel (cf. figure 7.1). Bien que ce cadre soit bien plus limité que celui d'un bras réel, il nous semble suffisant pour illustrer notre propos.

7.1 Problème du modèle inverse

Dans une relation sensorimotrice, on appelle modèle direct le calcul qui fournit le résultat sensoriel en fonction d'une action motrice. En prenant l'exemple du bras visuellement guidé, le modèle direct fournit le résultat sensoriel, tant visuel que proprioceptif, d'un mouvement du bras. Lorsqu'on souhaite contrôler le bras, une approche courante consiste à recourir au modèle inverse, qui fournit la commande motrice permettant d'aboutir à un résultat sensoriel. Cette technique est notamment employée en automatique pour générer la commande. Elle est cependant loin d'être réservée à l'automatique, et des modèles à base de réseaux de neurones peuvent en tirer parti.

7.1.1 Automatique

Dans le cadre de l'automatique, l'introduction d'un modèle inverse est souvent indispensable pour permettre d'obtenir la commande fournie à un robot. En effet, l'emploi d'un tel modèle permet de réaliser une commande suivant le résultat souhaité. Considérons qu'on cherche à asservir un système afin qu'il atteigne l'état X , en lui appliquant une commande M . L'état obtenu par la commande peut se noter $X = f(M)$. f traduit le modèle direct. Le modèle inverse fournit la fonction g telle que $M = g(X)$: g permet de retrouver M , commande à fournir, en fonction de l'état souhaité X .

Or, en règle générale, on veut que le robot fournisse un état donné, ou une modification de l'état d'origine. Le second cas peut se ramener au premier, dès lors que l'on connaît l'état originel du modèle. L'emploi d'un modèle inverse apparaît dès lors indispensable. Néanmoins, obtenir ce modèle n'est pas toujours simple. En effet, l'existence même de la fonction g n'est pas garantie. notamment, il est possible que plusieurs commandes permettent d'obtenir l'état souhaité. Dès lors, il faut effectuer un choix afin d'obtenir l'unicité de $g(X)$. Ce choix se fait couramment en optimisant certains critères, tels que l'effort fourni par le robot, par exemple.

Il est délicat de manipuler des fonctions non linéaires, ce qui est souvent le cas de f et g . On emploie, pour y remédier, une approximation linéaire obtenue en suivant la formule de Taylor qui s'écrit, pour f , en le point M :

$$f(M + m) = f(M) + J_M(f) \times m + o(m^2) \quad (7.1)$$

$J_M(f)$ est une matrice, appelée jacobien de f en M . Si on écrit X_1, \dots, X_n les composantes de X et M_1, \dots, M_l les composantes de M , $J(f)_{M_{ij}} = \frac{\partial X_i}{\partial M_j}(M)$. L'approximation linéaire employée permet de simplifier le calcul de f au voisinage de M . On peut faire de même pour g :

$$g(X + x) = g(X) + J_X(g) \times x + o(x^2) \quad (7.2)$$

On a alors $J_X(g) = (J_M(f))^{-1}$, et on appelle cette matrice la jacobienne inverse de f . Nous ne nous étendrons pas plus avant sur l'automatique industrielle, qui sort du cadre de cette thèse, et nous nous contentons dans la suite de ce chapitre d'employer les notions concernant le modèle inverse introduites par l'approche automatique de l'asservissement.

7.1.2 Approche corticale et modèle inverse

Les modèles basés sur une approche corticale peuvent eux aussi employer un modèle inverse. C'est d'ailleurs ce que nous avons fait après nos premiers essais sur le problème du bras avec notre modèle. En effet, nous avons tout d'abord souhaité employer le balbutiement moteur. Cette méthode consiste à placer le système dans un état X , à réaliser un mouvement M aléatoire, et à observer la modification d'état dX . On fournit ensuite ces données au modèle, qui apprend la relation $dX = f(X, M)$.

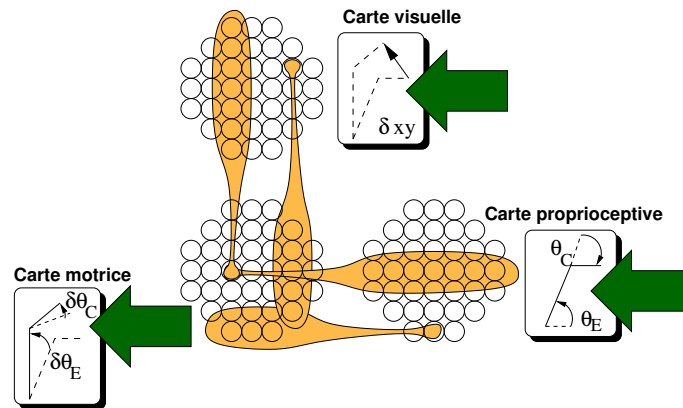


FIG. 7.2 – La première architecture Bijama pour le problème du bras visuellement guidé. La carte motrice, dans laquelle est défini le mouvement $\delta\Theta$ est également la carte associative reliant la carte proprioceptive, qui prend en charge la posture Θ , et la carte de déplacement visuel, qui prend en charge V .

Plus concrètement, dans le cadre du problème du bras visuellement guidé, nous avons employé deux cartes sensorielles, et une carte motrice. La carte motrice fournit une modification des angles d'articulation $d\Theta = (d\theta_E, d\theta_C)$. La carte proprioceptive fournit l'état de ces mêmes angles $\Theta = (\theta_E, \theta_C)$, et la carte visuelle fournit le vecteur reliant, en coordonnées cartésiennes, la main à l'objet $dV = (dX, dY)$ (cf. figure 7.2). L'emploi du balbutiement moteur consiste à choisir au hasard un état (θ_E, θ_C) du bras, et un mouvement $(d\theta_E, d\theta_C)$. Le modèle direct (fourni par le déplacement réel du bras) permet d'obtenir (dX, dY) , qui est une modification d'état, puisqu'il représente un changement de position de la main depuis sa position initiale jusqu'à une cible.

L'apprentissage permet alors d'apprendre $(dX, dY) = f((\theta_E, \theta_C), (d\theta_E, d\theta_C))$. A priori, après apprentissage, on attend du modèle, dont la mission que nous mettons en exergue est d'assurer la cohérence multimodale, qu'il complète l'une des trois données visuelles, proprioceptive ou motrice, quand on lui fournit les deux autres. En particulier, pour la commande, on fournit Θ , la proprioception, et dX , le déplacement souhaité. On attend alors du modèle après apprentissage qu'il puisse fournir la commande $d\Theta$ permettant de faire bouger l'extrémité du bras dans la direction dX . Néanmoins, tel n'est pas le cas. En effet, l'apprentissage par balbutiement présente un défaut majeur : il permet d'apprendre tous les mouvements réalisables, mais pas d'obtenir tous les déplacements visuels. Cela devient apparent quand on considère la densité

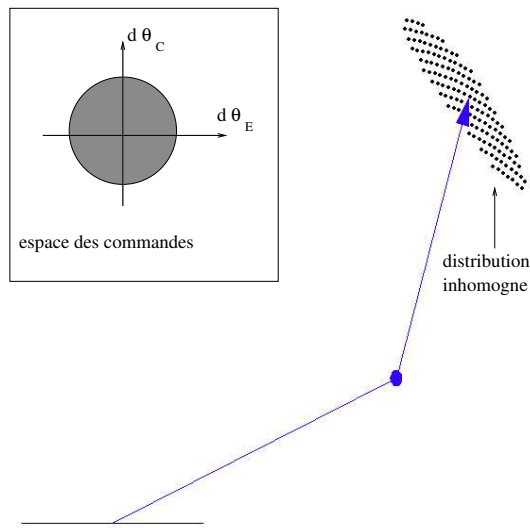


FIG. 7.3 – Zone atteinte par l'extrémité d'un bras visuellement guidé lors d'un apprentissage par balbutiement moteur. Les différentes directions de déplacement ne sont pas toutes correctement représentées.

de distribution des exemples considérés lors de l'apprentissage par balbutiement : certains déplacements visuels ne sont presque jamais effectués lors de l'apprentissage, alors que d'autres sont sur-représentés. Cela est visible sur la figure 7.3, où nous montrons l'effet, dans le domaine visuel, d'un ensemble de déplacement uniformément répartis dans une boule de centre $(0, 0)$ dans le domaine moteur $(d\theta_E, d\theta_C)$. Or l'apprentissage d'unités en compétitions, basé sur la quantification vectorielle (cf. chapitre 4) est très sensible à la densité de distribution des exemples présentés. Des exemples présentés avec une fréquence double pourront être représentés par un nombre d'unité double par rapport aux autres exemples. Par conséquent, les situations sous-représentées dans la base d'exemples employée lors de l'apprentissage sont sous-représentées sur les cartes auto-organisatrices, voire pas représentées du tout.

Si on souhaite, comme c'est notre cas, pouvoir représenter tous les déplacements visuels possibles, l'apprentissage par balbutiement moteur est par conséquent inadapté. L'emploi du modèle inverse permet de remédier à ce problème (cf. figure 7.4). En effet, on peut alors fournir au hasard un état (θ_E, θ_C) et un déplacement visuel (dX, dY) , le modèle inverse permettant de calculer le mouvement $(d\theta_E, d\theta_C)$ correspondant. On a alors une distribution régulière de déplacements visuels, ce qui assure la représentation de tous les déplacements visuels par des unités dans les cartes corticales. En revanche, certains mouvements seront peut-être sous- ou sur-représentés, mais cela n'a pas d'importance. Les mouvements sous-représentés sont tout simplement inutiles pour obtenir tous les déplacements visuels, c'est-à-dire pour atteindre tous les buts possibles.

7.2 Approches corticales d'asservissement sensorimoteur

7.2.1 Mapping « direct »

On peut réaliser un asservissement sensorimoteur en reliant directement le mouvement effectué à la situation sensorielle désirée. On parle alors de mapping direct commande-sensation. Un exemple d'un tel mapping est fourni par [Ritter et al., 1992]. Dans ce livre, on utilise le cas du

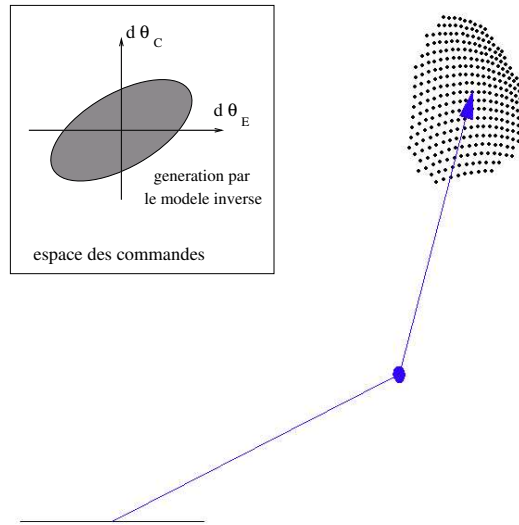


FIG. 7.4 – Zone atteinte par l’extrémité d’un bras visuellement guidé lors d’un apprentissage employant un modèle inverse linéaire. Toutes les directions de déplacement visuel sont bien représentées. La déformation de la zone atteignable observée est dû à l’approximation linéaire employée dans le modèle inverse, lors de l’usage de la jacobienne.

bras visuellement guidé dans un contexte tridimensionnel, avec un bras possédant trois articulations. Nous nous ramenons cependant ici au cas bidimensionnel du bras à deux articulations. Cela nous permet notamment de ne considérer que des cartes corticales bidimensionnelles : en effet, le modèle proposé emploie des cartes tridimensionnelles, et considère que la matrice de connectivité locale des unités neuronales dans le cortex peut correspondre à un tel cas, bien que le cortex lui-même demeure bidimensionnel. Nous sommes en désaccord avec cette vision de la connectivité locale du cortex, qui ne nous semble pas correspondre à la réalité biologique étudiée dans le chapitre 2.

On considère dans le modèle de Ritter une carte corticale, représentant à la fois les postures du bras $\Theta = (\theta_E, \theta_C)$, et la position visuelle $V = (X, Y)$ de la main (cf. figure 7.5). Le modèle direct est alors $(X, Y) = f(\theta_E, \theta_C)$ et le modèle inverse $(\theta_E, \theta_C) = g(X, Y)$. Afin de représenter deux types de valeurs, chaque unité u de la carte corticale se voit assigner deux ensembles de prototypes. Le premier est un prototype postural $\Theta^u = (\theta_E^u, \theta_C^u)$. Le second est un prototype visuel $V^u = (X^u, Y^u)$ associé à une matrice 2×2 A_u . Cette matrice représente le jacobien local en (X^u, Y^u) de g , $(\frac{d\Theta_i}{dV_j})$. L’apprentissage employé dans le modèle de Ritter est similaire à celui d’une carte de Kohonen, sachant qu’on fournit au modèle à la fois Θ et V , ce qui permet l’apprentissage de Θ^u , V^u et A^u pour les unités situées dans la bulle de l’unité gagnante de la compétition. Après apprentissage, quand on fournit au modèle V , l’unité gagnante g de la compétition fournit le déplacement $\Theta^g + A^g \times (V^g - V)$. L’apprentissage du modèle de Ritter permet d’obtenir une erreur en position de 0.06%, très faible. Ce résultat très positif est néanmoins à relativiser, en considérant qu’il est spécifique à une situation précise, et demande à être réappris entièrement si le bras, l’effecteur ou la tâche demandée changent un tant soit peu, ce qui le rend notamment inapproprié à l’utilisation d’outils, comme nous le montrons dans la section 7.2.3. Ce modèle est donc très précis, mais pas aisément extensible.

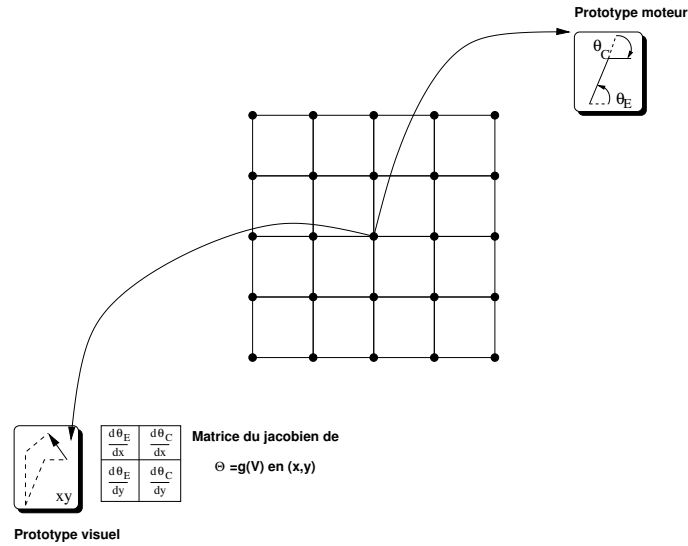


FIG. 7.5 – Carte employée dans [Ritter et al., 1992] : les unités possèdent à la fois un prototype visuel et un prototype moteur. Le prototype visuel est de plus accompagné d'une matrice représentant le jacobien de $\Theta = g(V)$.

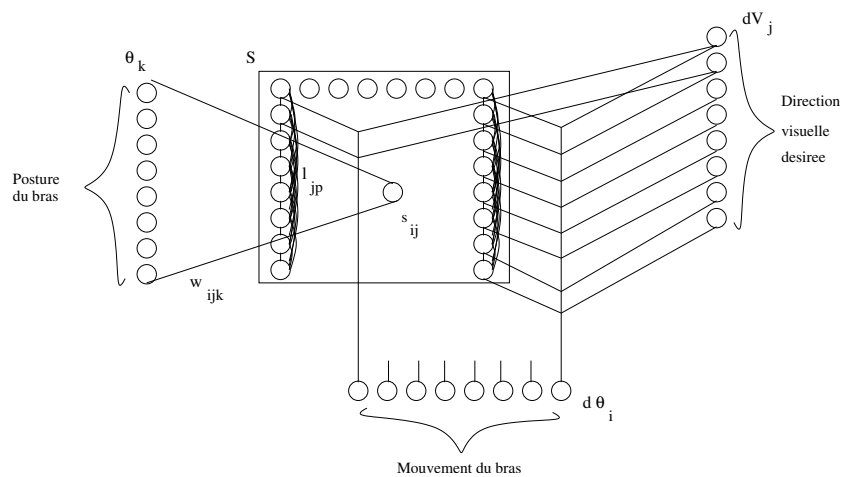


FIG. 7.6 – Modèle de P. Baraduc : on exprime, dans S , $d\Theta$ en fonction de dV à Θ constant. Θ intervient dans l'écriture des coefficients s_{ij} de S via les poids w_{ijk} .

7.2.2 Mapping « relationnel »

Le mapping direct s'oppose au mapping relationnel, qui relie non pas V à Θ , mais dV à Θ et $d\Theta$. Ce type de mapping a notamment été employé dans le modèle de P. Baraduc [Baraduc, 1999], que nous avons étudié au début de notre thèse dans le cadre du projet AVIM du programme interdisciplinaire du CNRS Robéa. Le choix d'un mapping relationnel est, pour Baraduc, dû à un choix de vraisemblance biologique : l'analyse des erreurs commises par l'homme dans une tâche de bras visuellement guidé lorsque l'information proprioceptive est manquante plaide pour un mapping relationnel, et non direct. Dans ce modèle, les prototypes visuels et proprioceptifs sont choisis afin de pouvoir, dans leur ensemble, représenter au mieux toutes les situations sensorielles possibles. Baraduc appelle l'ensemble de prototypes ainsi construit des *distribases*. Ces distribases sont déterminées lors de la conception du modèle. Il n'a donc pas pour enjeu leur apprentissage, puisqu'elles sont fixées. En revanche, on apprend la relation liant les prototypes visuels et proprioceptifs entre eux. Concrètement, on emploie un ensemble de positions du bras $\Theta_1, \dots, \Theta_n$, un ensemble de déplacements visuels dV_1, \dots, dV_l et un ensemble de mouvements $d\Theta_1, \dots, d\Theta_m$ (cf. figure 7.6). En écrivant A^{Θ_k} l'activité de l'unité Θ_k , la relation liant $d\Theta$ à dV est alors décrite dans une matrice S dont les coefficients s'écrivent :

$$s_{ij} = \sum_k A^{\Theta_k} w_{ijk} + \sum_p l_{jp} s_{ip} \quad (7.3)$$

Les connexions latérales dans S sont

$$l_{jp} = \cos\left(\frac{2\pi(j-p)}{N_p}\right) \quad (7.4)$$

L'activité motrice est

$$d\Theta_i = \sum_j dV_j s_{ij} \quad (7.5)$$

Le seul apprentissage réalisé concerne les w_{ijk} , qui relie la proprioception au reste du modèle. Cet apprentissage se fait sous la forme :

$$\delta w_{ijk} = \delta(d\Theta_i dV_j - s_{ij}) \Theta_k \quad (7.6)$$

Ce modèle est basé sur une approximation linéaire. En reprenant l'équation 7.2, on obtient :

$$g(V + dV) = g(V) + J_V(g) \times dV + o(dV^2) \quad (7.7)$$

On peut alors écrire, comme $g(V) = \Theta$, $g(V + dV) - g(V) = d\Theta$. De plus, à V fixé, Θ est fixé aussi, et inversement. On peut donc écrire $J_\Theta(V)$ à la place de $J_V(g)$. On a alors, pour Θ fixé, lorsque l'approximation linéaire est valable :

$$d\Theta = J_\Theta(V) \times dV \quad (7.8)$$

C'est cette relation qu'exprime l'équation 7.5 : $d\Theta$ se calcule à partir de dV . L'équation 7.3 exprime quand à elle l'écriture de $J_\Theta(V)$ en fonction de Θ . En d'autres termes, elle exprime comment Θ influence le calcul de $d\Theta$ à partir de dV (cf. figure 7.6). Dans ce modèle, le codage des informations proprioceptives par l'activation des unités $\theta_1 \dots \theta_n$ est monotone, comme celle des unités s_{ij} , et ressemble à celui employé dans les perceptrons. Ce point sera discuté plus en détail dans la section suivante.

Il est intéressant de noter que ce modèle permet une connexion largement incomplète, similaire en cela à notre modèle, comme décrit au chapitre 4.

Notre modèle emploie, lui aussi, un mapping relationnel. Dans les premières versions pour la tâche du bras visuellement guidé, nous avons employé trois cartes corticales, correspondant à dV , $d\Theta$ et Θ (cf. figure 7.2), et notre modèle relie ces trois paramètres, ce qui en fait un modèle relationnel. Dans cette première version de l'architecture, la carte $d\Theta$ servait de carte associative entre dV et Θ . L'apprentissage était effectué par balbutiement moteur, contrairement au modèle de Baraduc qui utilise un modèle inverse pour l'apprentissage : La posture du bras Θ et le déplacement $d\Theta$ étaient choisis au hasard, ce qui permettait de calculer le déplacement visuel dV . Comme décrit dans la section 7.1.2, cela ne permet pas en fait de réaliser un bon apprentissage, car l'ensemble des déplacements visuels ainsi appris est déformé. Néanmoins, nous nous sommes dans un premier temps placés dans le cas particulier d'un bras plié à environ 90° au coude, et dans ce cas la densité de distribution de dV obtenue par balbutiement moteur est correcte. Nous verrons dans la section 7.4 comment notre modèle réussit à s'affranchir du problème de densité de représentation dans le cas d'un balbutiement moteur.

7.2.3 Comparaison

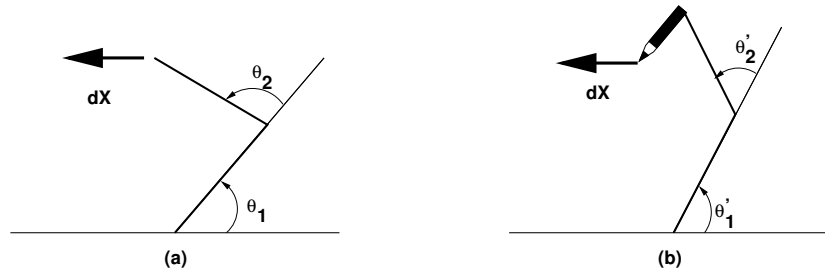


FIG. 7.7 – Déplacement du bras, avec et sans outil, dans un modèle relationnel. (a) Déplacement du bras sans outil. (b) Déplacement du bras avec outil. Bien que la posture du bras soit différente, on effectue le même mouvement dans les deux cas.

Le choix du mapping relationnel, plutôt que celui du mapping direct, présente un avantage majeur : la possibilité d'utiliser des outils sans avoir à réorganiser les représentations motrices (donc sans avoir à réaliser un nouvel apprentissage). Prenons le cas de la figure 7.7, où un même déplacement est à réaliser soit par la main, soit avec un outil. Si l'on suppose que l'on sait produire un déplacement dX désiré quelle que soit la position $\Theta = (\theta_1, \theta_2)$ du bras, c'est-à-dire si l'on suppose que le réseau sait calculer $d\Theta = g(\Theta, dX)$, le fait de rajouter un outil (cf. figure 7.7-b) ne change que la proprioception Θ actuelle. Or dans la figure 7.7-a, le système fournit $d\Theta = g(\Theta, dX)$ pour faire le déplacement alors que dans la figure 7.7-b, $d\Theta' = g(\Theta', dX)$ est utilisé. Dans ces deux cas, toutefois, les calculs ne se basent que sur la connaissance de la fonction g qui peut être apprise sans outil. Dans le cas du mapping direct, la relation entre Θ et la position de l'extrémité du bras n'est pas réutilisable s'il s'agit maintenant de relier Θ à la position de l'extrémité de l'outil. Il semblerait que la nature n'ait pas retenu cette solution pour le système moteur humain [Baraduc et al., 1999].

Deux différences majeures séparent notre modèle de celui proposé par P. Baraduc. Premièrement, nous employons un codage tabulaire pour les entrées sensorielles et les actions motrices, alors que P. Baraduc emploie un codage monotone pour la proprioception. Un codage tabulaire est un codage basé sur une quantification vectorielle, comme vu au chapitre 4. Il permet de représenter des *prototypes* d'information. Un codage monotone est, lui, supporté par des neurones à fonction de transfert monotone (croissante ou décroissante), du type de ceux utilisés par les

perceptrons et est connu pour ses capacités d'interpolation et d'extrapolation. P. Baraduc met en œuvre effectivement un codage tabulaire pour représenter $d\Theta$ et dX , au sein de cartes dont les prototypes sont fixés. Il nomme ces cartes distribases. En revanche, la relation $d\Theta = g(\Theta, dX)$, dans son modèle, suppose d'apprendre la fonction $g(\Theta, \cdot)$, qui à la proprioception Θ associe une transformation de dX en $d\Theta$. C'est cette dernière fonction, $g(\Theta, \cdot)$, qui est apprise par les neurones monotones dans ce modèle. Ce choix est, pour lui, essentiel, car il permet l'extrapolation à partir des exemples fournis. En effet, un codage tabulaire permet de lier à des unités dans prototypes précis. On peut alors réaliser un mouvement dans les cas correspondant aux prototypes représentés, ou dans les cas correspondant à une interpolation de ces prototypes, en utilisant une pondération. Par exemple, si on dispose des prototypes $d\Theta_1$ et $d\Theta_2$, on peut représenter toutes les valeurs s'écrivant $\alpha d\Theta_1 + \beta d\Theta_2$. En revanche, l'extrapolation nécessiterait d'obtenir, à partir d'un ou plusieurs prototypes, une valeur située hors des limites de la base d'exemples employés lors de l'apprentissage, ce qui est impossible. Le codage monotone, lui, permet l'extrapolation. Si on a un prototype $d\Theta$, un déplacement double s'écrit tout simplement $2d\Theta$. Nous n'avons pas employé le codage monotone pour des raisons de simplicité, un tel codage étant difficilement implémentable dans une architecture basée sur la compétition entre unités, et surtout pour des raisons d'homogénéité du modèle. En effet, nous avons axé notre modèle sur la perception, or la zone V1 du cortex, chargée de la vision, emploie semblerait-il un codage tabulaire [Hubel, 1994b]. Utiliser un codage monotone pour le mouvement, comme le fait P. Baraduc, nous obligerait donc à employer des unités différentes dans les cartes sensorielles et dans les cartes motrices, ce qui rendrait notre modèle non homogène. Nous avons choisi de conserver un codage tabulaire dans tout le modèle, ce qui permet d'avoir des unités au fonctionnement identique dans toutes les cartes. Cette unicité du formalisme Bijama rappelle, d'après nous, l'uniformité de structure du cortex humain. Nous supposons d'ailleurs, sans toutefois en avoir de preuves, que le cortex traduit le codage monotone de l'information proprioceptive sous forme tabulaire. Par ailleurs, du point de vue de l'informatique, notre choix d'un codage unique des informations sensorielles et motrices facilite l'interfaçage de modules sensoriels et moteurs.

L'autre différence majeure est l'apprentissage réalisé. Dans notre modèle, inspiré des cartes sensorimotrices, on apprend des prototypes proprioceptifs d'actions motrices et de déplacement visuel. Les poids latéraux reliant les divers prototypes, et qui constituent la topologie en grille de notre carte, sont fixes. En revanche, le modèle de P. Baraduc fixe les prototypes dX et $d\Theta$ et apprend les relations latérales entre eux. Plus précisément, il montre qu'elles peuvent être apprises par apprentissage Hebbien mais en pratique, comme les prototypes sont fixés et donc connus, les relations latérales peuvent être directement calculées a priori à partir de la corrélation entre les prototypes deux à deux. L'idéal serait, bien entendu, d'apprendre à la fois les prototypes par auto-organisation et de biaiser la compétition par l'établissement de relations latérales qui soient adaptables, contrairement aux ON-center OFF-surround fixes classiquement utilisés, comme nous l'avons présenté dans le chapitre 4. Néanmoins, malgré les tentatives faites par le modèle RF-LISSOM [Siroh and Miikkulainen, 1997] sur ce point, nous n'avons pas abordé ce problème dans notre étude. En effet, dans le modèle RF-LISSOM, l'apprentissage des relations latérales est obtenu au prix de « raccourcis » computationnels que nous ne souhaitons pas emprunter. Dans notre modèle les connexions latérales restent donc fixées avec un profil en chapeau mexicain.

7.3 L'alternative de la récompense

L'emploi d'un modèle inverse est indésirable dans notre approche, et ce pour deux raisons. Premièrement, dans de nombreuses situations sensorimotrices, il est impossible de trouver un modèle inverse. C'est le cas dès lors que le nombre de degrés de libertés fourni par la commande motrice est plus grande que nécessaire pour réaliser l'asservissement sensorimoteur désiré. On parle alors de robot redondant. Deuxièmement, la réalisation d'un modèle inverse dans le cadre cortical suppose qu'un modèle du monde se trouve dans le cerveau. Or, nous nous sommes opposés à une telle approche, qui considère la perception comme passive, dès le chapitre 1. En refusant l'emploi du modèle inverse, il devient indispensable d'employer une alternative, afin de pouvoir correctement lier action et sensation. Cette alternative est la notion de récompense, qui permet de n'apprendre que les commandes motrices adaptées à la situation sensorielle.

7.3.1 Notion de récompense

L'idée d'un apprentissage par la récompense permet d'éviter, en règle générale, l'emploi d'un apprentissage supervisé : au lieu de donner à un modèle les actions qu'il devrait réaliser, on le laisse réaliser des actions avant de lui dire si elles sont correctes ou non. Après l'action effectuée au temps t , le système reçoit une récompense r_t . Le choix des actions définit la politique π du modèle, qui définit la probabilité $\pi(X, A)$ d'entreprendre une action A dans l'état X . La récompense est, en général, liée non pas à une unique action, mais à une suite d'actions. Un exemple typique est celui du labyrinthe, où l'on récompense une succession de déplacements dans le labyrinthe par une récompense unique, lorsqu'on parvient à sortir du labyrinthe.

Pour optimiser le profit (notion calculée à partir des récompenses reçues au cours du comportement), ce qui est le but de l'apprentissage par renforcement, on associe alors aux états X du système étudié des valeurs d'état $V(X)$. $V(X)$ est l'estimation de profit lorsque le système est dans l'état X . Dans le cas d'un labyrinthe, si on pense pouvoir sortir du labyrinthe après un certain temps, lorsqu'on est dans une position X , alors $V(X)$ est non nul. Cette valeur est liée à la politique π , ce qu'on indique en la notant $V^\pi(X)$. Afin de favoriser l'obtention d'une récompense le plus rapidement possible, on utilise en général

$$V^\pi(X) = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | X_t = X \right\} \quad (7.9)$$

E_π est l'espérance d'une valeur en suivant la politique π , donc V^π est l'espérance de récompense dans l'état X , en suivant cette politique. γ , valeur située entre 0 et 1, définit l'importance accordée aux récompenses immédiates par rapport au profit à long terme. Le terme $\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | X_t = X$ est justement ce profit. Plus γ est important, plus on accorde de valeur au profit à long terme. En pratique, on emploie $\hat{V}^\pi(X)$ qui est une estimation de profit, et une approximation de $V^\pi(X)$, que l'on ne peut en général calculer.

On peut également définir une fonction de valeur d'action $Q^\pi(X, A)$, qui représente l'espérance de profit lorsqu'on effectue l'action A dans l'état X , puis qu'on suit la politique π par :

$$Q^\pi(X, A) = E_\pi \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | X_t = X, A_t = A \right\} \quad (7.10)$$

Le but de l'apprentissage par renforcement est d'obtenir une politique optimale π^* dans laquelle les espérances de récompense $V^*(X)$ associées aux états X du système sont toutes supérieures ou égales aux valeurs $V^\pi(X)$ obtenues en suivant toutes les politiques π possibles.

On peut démontrer que, dans le cas où le nombre d'états et d'actions sont finis, il existe au moins une telle politique optimale. Dans cette politique, les valeurs d'action $Q^*(X, A)$ sont également maximales.

L'expérience permet d'évaluer les valeurs de V et Q : Par exemple, les méthodes dites de Monte-Carlo effectuent une expérience, par exemple un déplacement dans un labyrinthe, puis calculent à partir des récompenses reçues lors des visites de tous les états au temps suivant t le profit effectivement reçu, noté R_t pour l'état X_t visité au temps t . On peut alors modifier $V(X_t)$ à une vitesse α par :

$$V(X_t) \leftarrow V(X_t) + \alpha(R_t - V(X_t)) \quad (7.11)$$

Néanmoins, cette méthode ne permet de modifier les estimations des états visités qu'après la fin de chaque expérience. Il peut être plus intéressant, voire indispensable dans le cas où les expériences réalisées n'ont pas d'état « final », de modifier les valeurs de V (ou Q) au cours de l'expérience. Un type de méthode permettant cela est la famille de méthodes dites à différence temporelle, $TD(\lambda)$, présentées dans [Sutton, 1988]. Nous nous limiterons ici à l'étude de $TD(0)$. Dans cette méthode, on suit une politique π , qui réalise au temps t une action A_t dans l'état X_t . Le système obtient alors une récompense immédiate r_t et se retrouve dans l'état X_{t+1} . On modifie $V(X_t)$ par :

$$V(X_t) \leftarrow V(X_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma V(X_{t+1}) - V(X_t)] \quad (7.12)$$

Cette méthode effectue une modification de l'estimation de la récompense $V(x_t)$ en se basant sur $V(X_{t+1})$, qui est elle-même une estimation de récompense. Cette méthode est, en pratique, rapide et efficace. On peut, de même, calculer les valeurs de Q par la méthode $TD(0)$. Il devient alors possible de modifier la politique π en fonction des valeurs de Q , en choisissant par exemple dans l'état X l'action A qui maximise $Q(X, A)$.

Une méthode importante pour l'apprentissage par renforcement, nommée *Q-learning*, inventée dans [Watkins, 1989], est dérivée de l'apprentissage TD . Cette méthode permet d'apprendre la valeur optimale Q^* des valeurs d'action Q , indépendamment de la politique suivie, pourvu qu'elle permette de visiter toutes les paires (X, A) possibles. On peut alors effectuer l'apprentissage de Q sans modifier la politique. Cette méthode s'écrit :

$$Q(X_t, A_t) \leftarrow Q(X_t, A_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_A Q(X_{t+1}, A) - Q(X_t, A_t)] \quad (7.13)$$

Nous avons jusqu'ici essentiellement parlé de l'évaluation de V et Q . Nous nous concentrons maintenant sur un type de méthode permettant de modifier la politique suivie pour tendre vers la politique optimale, dit *acteur-critique*. Dans les architectures acteur-critique, décrites dans [Sutton, 1984], on considère deux entités. La première, dite acteur, fournit A , en fonction de X , en appliquant une politique π . Cette politique est évaluée par un critique, qui évalue après chaque action le nouvel état, et détermine si la politique employée fournit la récompense prévue. Plus précisément, il calcule pour le temps t :

$$\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(X_{t+1}) - V(X_t) \quad (7.14)$$

Si δ est positif, alors l'action A doit plus souvent être effectuée dans l'état X , et si il est négatif, elle doit être découragée. δ sert donc à modifier la politique de l'acteur. De plus, δ sert également à modifier le critique lui-même : la fonction de valeur est modifiée suivant la méthode TD , que l'on peut écrire, dans le cas de $TD(0)$:

$$V(X_t) \leftarrow V(X_t) + \alpha \delta_t \quad (7.15)$$

Nous limitons notre propos, pour ce qui est de la notion générale d'apprentissage par renforcement, aux cas présentés dans cette section. Bien loin d'être exhaustive, ce passage en revue peut être utilement complété dans [Sutton and Barto, 2000], dont nous nous sommes grandement inspirés. Dans notre modèle, nous employons l'apprentissage par renforcement afin d'éviter l'emploi d'un modèle inverse. En effet, le modèle inverse sert à fournir la commande permettant d'obtenir un état du monde désiré. En cela, son emploi est à rapprocher d'un apprentissage supervisé : on dit au modèle quel mouvement il doit effectuer. L'apprentissage par renforcement permet de remplacer cela par une évaluation de la pertinence des mouvements effectué par le modèle. Par ailleurs, notre modèle fonctionne en ligne, et n'effectue pas de « pause » afin d'effectuer son apprentissage. Afin de respecter cela au mieux, nous avons souhaité employer une méthode d'apprentissage par renforcement qui permette une évaluation du modèle à chaque action qu'il réalise. De là vient l'intérêt particulier que nous avons porté aux méthodes *TD*, qui permettent cela, contrairement à des méthodes de Monte-Carlo.

7.3.2 Liens avec la biologie

Dans le cadre d'une approche biologique, on a observé dans les mécanismes de certaines structures neuronales des schémas d'activation qui semblent être liés à la récompense. Ainsi, dans [Tremblay and Schultz, 2000], des neurones du cortex orbitofrontal présentent des activations liées à la récompense. Tremblay et Schultz décrivent l'expérience suivante : on montre à des singes, qui appuient sur un bouton, plusieurs images. Suivant l'image, on demande au singe soit de relâcher un bouton et d'appuyer sur un levier, soit de garder le bouton appuyé. Une action correcte est récompensée par du jus de pomme, une action incorrecte n'étant pas récompensée. En implantant des électrodes, on peut alors observer l'activation des neurones orbitofrontaux d'animaux ayant appris la tâche (réalisant une action correcte dans 95% des cas), et déterminer statistiquement si ils sont liés à la réalisation de la tâche demandée. On observe alors des neurones fournissant une activité ponctuellement en présence d'une instruction (l'image), des neurones ayant une activité soutenue avant l'obtention d'une récompense, et des neurones ayant une activité ponctuelle après l'obtention d'une récompense.

De telles expériences, qui permettent d'observer l'activation de neurones en présence de récompense, ont permis de construire des modèles de certaines parties du cerveau qui semblent former un circuit de « calcul de la récompense ». Notamment, les neurones employant la dopamine comme neurotransmetteur, situés dans la *substantia nigra pars compacta*, fournissent une activité soutenue lorsqu'une action fournit une récompense positive imprévue, et sont peu actifs lorsqu'une récompense attendue est absente [Schultz, 1988]. Leur rôle semble donc correspondre à celui de la valeur δ dans les modèles acteur-critique présentés dans la section précédente : leur activité est liée à la comparaison entre la récompense obtenue et la récompense prévue.

On peut alors associer, comme le fait Doya dans [Doya, 1999], des types d'apprentissage à différentes parties du cerveau. Il relie le cervelet à l'apprentissage supervisé, du fait que le cervelet a une anatomie quasi unidirectionnelle, qui rappelle celle du perceptron, et de son implication dans des tâches où on calcule l'erreur effectuée, comme le contrôle du mouvement oculaire. L'architecture du cortex l'incite à le relier à l'apprentissage non supervisé, comme celui effectué dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen, qui sont d'ailleurs inspirées du cortex, comme décrit dans le chapitre 2. Enfin, les ganglions de la base, qui sont fortement reliés à la *substantia nigra pars compacta*, forment pour Doya un circuit d'apprentissage par renforcement. L'anatomie des ganglions de la base, qui comporte de multiples voies inhibitrices, donne à penser que les ganglions calculent la politique d'action, les valeurs d'état et d'action, ainsi que la récompense à partir des actions et des états fournis par le cortex, et que la boucle cortex - ganglions de la

base correspond à l'acteur-critique des modèles $TD(\lambda)$.

7.3.3 Discussion

Afin de nous dispenser de l'utilisation d'un modèle inverse, nous employons un modèle à base de récompense. Parmi tous les modèles existants, nous nous basons sur un modèle acteur-critique à base de $TD(0)$, pour plusieurs raisons. Tout d'abord, nous avons vu que ce modèle permet un apprentissage pendant la présentation des exemples, et non à la fin comme les modèles de Monte-Carlo. Par ailleurs, contrairement au Q-learning, il effectue explicitement une modification de la politique de choix d'action en même temps qu'il améliore son évaluation des valeurs d'état et d'actions. Enfin, d'un point de vue biologique, les neurones à dopamine dans la substantia nigra pars compacta ont un schéma d'activation qui rappelle le δ calculé par le critique dans le modèle acteur-critique. Notre modèle base donc sa boucle sensorimotrice sur l'auto-organisation de cartes corticales, biaisée par la récompense.

7.4 Modèle

Un point important, tant du point de vue informatique que de celui de la plausibilité biologique, est de bien séparer dans notre modèle le module de récompense du reste du modèle, décrit dans le chapitre précédent. Cette séparation est assurée par le fait que la récompense n'agit directement que sur la partie motrice du modèle, bien qu'elle soit calculée à partir de l'activation de toutes les cartes corticales.

7.4.1 Modèle *Bijama* récompensé

La modèle *Bijama* récompensé est constitué d'un modèle *Bijama* tel que nous l'avons présenté au chapitre 6, auquel on adjoint deux modules (cf. figure 7.8). Le premier, qui correspond grossièrement à l'acteur dans le modèle acteur-critique, est une carte, dite spinale, qui se comporte comme les carte *Bijama* du chapitre précédent à quelques exceptions que nous détaillons par la suite. Le second est une unique unité, appelée unité basale, qui se comporte comme le critique d'un modèle acteur-critique. L'emploi des termes basal et spinal ici est lié à la fonction des modules correspondant dans notre modèle, et non à leur ressemblance avec les systèmes complexes que sont les ganglions de la base et la moelle épinière. De fait, les modules d'apprentissage par la récompense dans notre modèle sont simples, et ne correspondent en rien aux circuits biologiques susceptibles de calculer la récompense. De même, bien que nous fassions référence à l'algorithme $TD(0)$, notre modèle considère une récompense extrêmement simple : la récompense immédiate. Cela est suffisant pour les tâches que nous lui faisons effectuer, mais est clairement bien plus limité que ne devrait l'être un modèle complet de module de récompense d'inspiration biologique.

L'unité basale Ω reçoit des connexions des unités u de toutes les cartes corticales, hormis la carte spinale. Elle observe l'activité A^* de ces unités, et calcule à partir de celle-ci une estimation V de la valeur d'état, bornée entre 0 et 1 par :

$$V = \sum_u w_u A^*(u) \quad (7.16)$$

La compétition dans le modèle *Bijama* emploie une méthode de relaxation, donc les bulles d'activité A^* mettent plusieurs pas de temps à se stabiliser. En pratique, on considère que les bulles se stabilisent après un nombre fixe de pas de temps. Quand cela se produit, le modèle

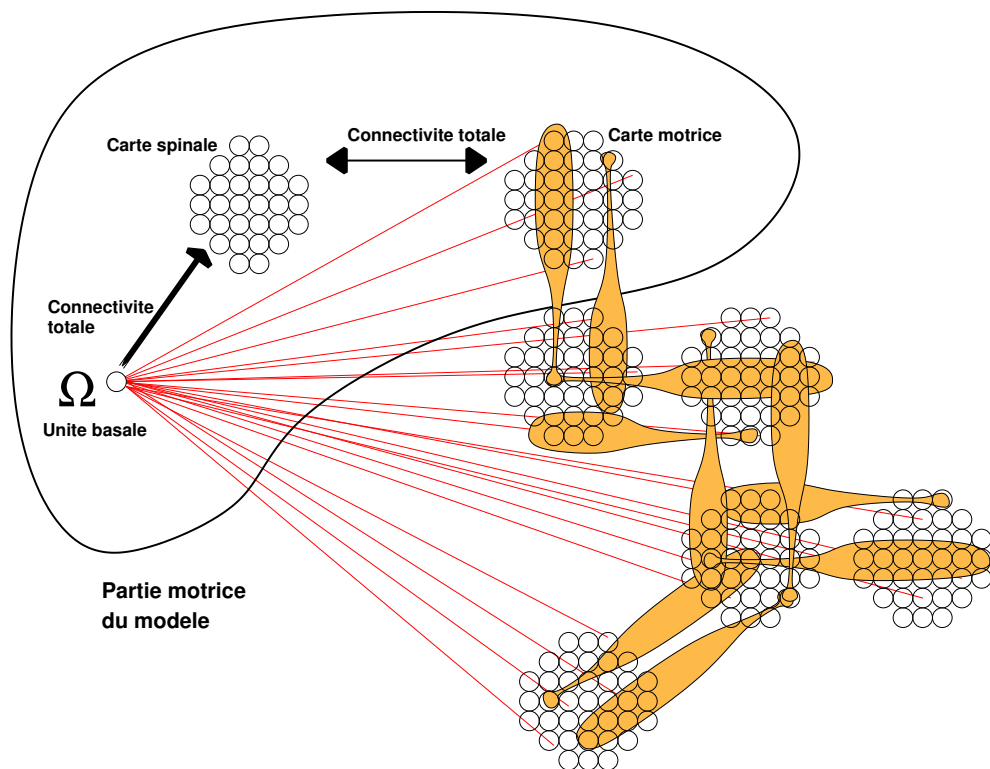


FIG. 7.8 – Architecture Bijama récompensée : l'unité basale Ω prédit la récompense à partir des activités A^* des cartes, la carte spinale produit le mouvement, en utilisant la prédiction de récompense de Ω , et est reliée à une unique carte Bijama, dite motrice. Ces trois entités constituent la partie motrice du modèle.

effectue une action, à partir de l'activation de la carte spinale, comme expliqué plus loin dans cette section. Une valeur de récompense r est alors calculée, à partir de l'erreur $E(X, X')$ entre l'état X atteint et l'état X' souhaité. Cette récompense, réelle, est alors fournie au modèle pour être comparée à la valeur d'état V et calculer $\delta = r - V$. L'unité basale modifie alors son calcul de la valeur d'état à une vitesse α par :

$$\delta w_u = \alpha \delta \times A^*(u) \quad (7.17)$$

Considérons maintenant le rôle de la carte spinale. Les unités de cette carte ont un prototype d'action motrice, semblable aux prototypes sensoriels d'autres cartes Bijama, mais qui n'est pas appris. Ces prototypes sont figés à la création de la carte, recouvrent toutes les actions motrices possibles, et sont répartis de manière à obtenir une « mototopie » sur la carte : les unités proches ont des prototypes proches. De plus, ces prototypes ne fournissent pas d'activité sensorielle : ils correspondent uniquement aux mouvements produits lorsque les unités spinales sont actives, et n'interviennent pas dans le calcul des activités des unités spinales. Cette carte est de forme carrée, pour faciliter cette répartition des prototypes. Les unités de cette carte sont reliées via des liaisons corticales Bijama aux unités d'une unique autre carte du modèle, dite carte motrice. Cette liaison, contrairement aux autres, ne se fait pas suivant des bandes corticales, mais est totale. Cela permet de rendre le reste du modèle Bijama indépendant de l'organisation figée des prototypes sur la carte spinale. La carte motrice, quant à elle, est reliée à d'autres cartes du modèle, et l'information qu'elle fournit doit pouvoir suffire à décider les actions que le modèle entreprend. Elle est, contrairement aux cartes spinales et basale, une carte Bijama « standard », au même titre que les autres cartes de l'architecture.

Enfin, les unités de la carte spinale ont toutes un lien provenant de l'unité basale. Ce lien permet de rendre les unités sensibles à la récompense, ou plus exactement à la prédiction de récompense. Les autres unités ne recevant pas directement d'information de récompense, nous maintenons l'essentiel du modèle Bijama isolé du module de récompense. La prédiction de récompense est employée de la manière suivante. Dans la carte spinale, pour une unité s , l'activité $I(s)$ (le plus souvent $A^{Rc}(s)$) servant de base à la compétition fournissant $A^*(s)$ est modulée par V . On rajoute un étage à l'unité, avant l'étage de compétition, qui fournit une nouvelle activité $I'(s)$ calculée par :

$$I'(s) = VI(s) + (1 - V)R(s) \quad (7.18)$$

$R(s)$ est une valeur aléatoire entre 0 et 1, calculée à nouveau chaque fois que le modèle produit un mouvement (lorsque les bulles d'activité sont stabilisées). Quand un tel mouvement M est produit, il est calculé à partir des prototypes moteurs $P(s)$ des unités de la carte spinale par :

$$M = \sum_s A^*(s)P(s) \quad (7.19)$$

Ainsi, comme nous allons le voir, si l'unité basale prévoit une récompense forte, c'est la distribution $I(s)$ qui préside à la compétition. Dans le cas contraire, l'effet aléatoire l'emporte et la compétition produit une bulle n'importe où sur la carte spinale.

7.4.2 Analyse du comportement du modèle

Le principe du module de récompense est le suivant : la carte spinale fournit le mouvement à produire, à partir de son profil d'activité A^* . Ce mouvement, donc la politique du modèle,

est décidé à partir de l'activation de cette carte. Si on a une estimation de récompense V forte, alors le modèle est estimé produire un mouvement correct dans son état d'activation. L'activité de la carte spinale est alors calculée, à l'extrême ($V=1$) à partir des $I'(u) = I(u)$, donc est liée à la seule entrée des unités spinales : les liens corticaux provenant de la carte motrice. Comme la carte motrice est reliée, quant à elle, à d'autres cartes du modèle, c'est indirectement toutes les cartes du modèle qui participent à la décision de l'action effectuée. La politique choisie par le modèle est donc le fruit d'un compromis multimodal effectué par l'ensemble des cartes du modèle.

Lorsque la prédiction de récompense est faible, on estime que le modèle est incapable de fournir, avec sa politique, une action correctement récompensée. A l'extrême ($V=0$), l'activation de la carte spinale est dirigée par $I'(u) = R(u)$. $R(u)$ étant aléatoire, la position de la bulle d'activité A^* sur la carte spinale est elle aussi aléatoire. Le modèle adopte donc une politique aléatoire, d'exploration, dans l'espoir qu'elle sera récompensée.

Le modèle se voit fixer un objectif implicitement et a posteriori : la seule indication qu'il reçoit de l'efficacité de son comportement est la récompense r . Cette récompense est fixée par un algorithme extérieur au modèle, qui examine et évalue le résultat des actions effectuées par celui-ci. Ce principe de fonctionnement ne permet pas à notre modèle de réaliser une planification, comme c'est le cas dans les algorithmes $TD(\lambda)$ ou le Q-learning. En effet, il se contente de fournir une récompense immédiate à l'action qui vient de se produire, ce qui est une information de renforcement très limitée. Pour pouvoir obtenir une planification dans notre modèle, il faudrait lui ajouter des modules prenant en compte la dimension temporelle des actions, ne serait-ce qu'à travers une représentation de leur enchaînement causal, ce dont nous reparlerons dans la discussion qui clôt ce chapitre.

Le modèle récompensé isole la partie « récompense » du reste du modèle au niveau architectural, mais la récompense a pourtant une influence sur toutes les cartes du modèle durant son fonctionnement. En effet, via la liaison corticale entre la carte spinale et la carte motrice, la position de la bulle d'activité A^* sur la carte spinale peut influencer l'activation des unités de la carte motrice puis, de liaison corticale en liaison corticale, l'ensemble du modèle.

Pour résumer, si l'on isole dans le modèle les parties motrices, à savoir la carte motrice, la carte spinale et l'unité basale, on dispose d'un système qui est instable tant que les actions récompensées ne sont pas trouvées. Du fait de la cohérence entre les cartes Bijama, ceci perturbe toute l'architecture. Au fur et à mesure de l'apprentissage par renforcement, la cohérence se fait dans les parties motrices, ce qui influe sur l'organisation des autres cartes de façon indirecte (la carte de déplacement visuel n'est par exemple pas directement liée aux parties motrices). L'architecture s'affranchit du recours au modèle inverse d'une part, mais aussi de l'apprentissage moteur supervisé d'autre part, par un système de récompense qui permet à l'architecture de confronter les actions *qu'elle propose* à la réalité. C'est ce qui fait d'une architecture Bijama un système tourné vers l'action, au sien duquel une cohérence est maintenue, de sorte que même les parties les plus sensorielles, comme le déplacement visuel, se structurent suivant cette activité de calcul d'une action proposée par le système.

A notre connaissance, notre modèle est de ce point de vue une contribution originale à l'apprentissage de boucles sensorimotrices, puisqu'il permet de gérer sensations et actions par un formalisme unique. Ce formalisme est celui défini par le modèle Bijama, utilisé pour les cartes sensorielles, motrices et associatives, sans faire appel à des artifices d'apprentissage tels que la génération de commandes motrices via le modèle inverse pour superviser les calculs. De tels artifices révèlent selon nous que les architectures qui y ont recours sont des architectures de fusion perceptive, que l'on détourne par ce moyen pour gérer la boucle perceptivo-motrice. L'emploi d'un formalisme unique pour toutes les cartes du modèle, et notamment le choix unique

du codage tabulaire pour toutes les cartes du modèle, évoqué dans la section 7.2.3, dans les cas visuels, proprioceptifs, moteurs, ... rappelle le cortex humain, et sa remarquable uniformité de structure.

7.4.3 Expériences

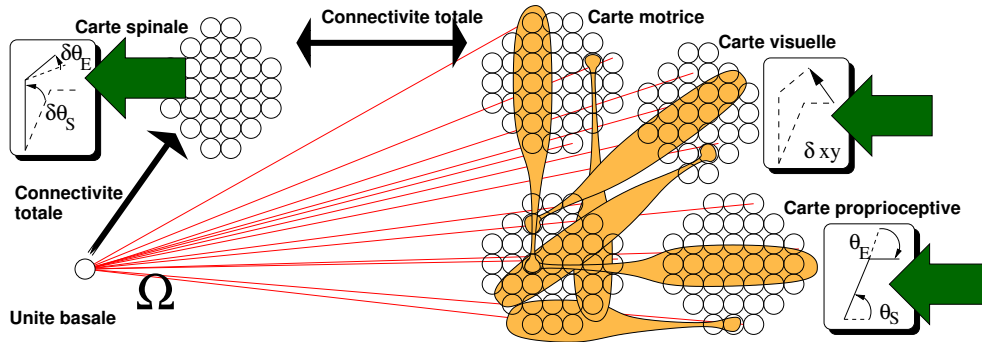


FIG. 7.9 – Architecture Bijama récompensée, pour le problème du bras visuellement guidé. Le module de récompense, constitué de l’unité basale et de la carte spinale, est uniquement connecté à la carte motrice, et isolé du reste du modèle.

Nous avons employé le modèle Bijama récompensé dans le cadre du problème du bras visuellement guidé. L’architecture du modèle est présentée sur la figure 7.9. Nous avons employé deux cartes sensorielles : une carte pour la proprioception Θ et une carte pour le déplacement visuel δV . Ces deux cartes sont reliées entre elles ainsi qu’à une carte motrice via une carte associative. Toutes ces connexions se font en employant les bandes modulaires étudiées dans les précédents chapitres. La carte motrice est reliée, en connexion totale, à la carte spinale. Les unités de la carte spinale portent des prototypes moteurs $\delta\Theta$. Une unité basale Ω calcule une prédiction de récompense à partir des activités A^* de toutes les autres unités, hormis celles de la carte spinale, et cette prédiction de récompense est fournie à toutes les unités de la carte spinale.

L’emploi du module de récompense permet de réaliser un balbutiement moteur, sans obtenir les problèmes de répartition de prototypes étudiés dans la section 7.1.2. De fait, le modèle, avant apprentissage, fournit une bulle d’activité positionnée au hasard sur la carte spinale, donc effectue un mouvement aléatoire, ce qui correspond au balbutiement moteur. Néanmoins, le prototype de déplacement visuel est lui aussi choisi au hasard, ainsi que la posture du bras initiale. Par conséquent, la répartition des prototypes de déplacement visuel est correcte. En revanche, les mouvements fournis sont a priori erronés, sauf si le modèle obtient un mouvement correct au hasard.

L’évolution du modèle consiste à effectuer des mouvements, et via le biais de la récompense, à reproduire ceux de ces mouvements qui fournissent une récompense élevée. En effet, si la récompense est élevée, l’estimation de récompense V associée à l’état du modèle devient élevée après récompense. Si le modèle retrouve la même configuration, l’estimation de récompense élevée amène le modèle à reproduire le mouvement qu’il avait effectué la fois précédente. En revanche, si un mouvement est erroné, l’estimation de récompense associée à l’état du modèle est abaissée. Lorsque le modèle se retrouve dans la même configuration, il a donc tendance à effectuer un mouvement aléatoire.

Nous avons utilisé des cartes de 21 unités de rayon. La récompense r est calculée par $r = \|\delta_{xy}^{pre}\| / \|\delta_{xy}^{post}\|$, où $\|\delta_{xy}^{pre}\|$ est la distance séparant l’effecteur de la cible avant le mouve-

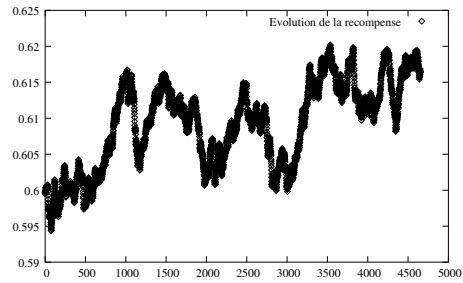


FIG. 7.10 – Évolution de la récompense obtenue, filtrée passe-bas. Une unité de temps correspond à 100 pas de temps.

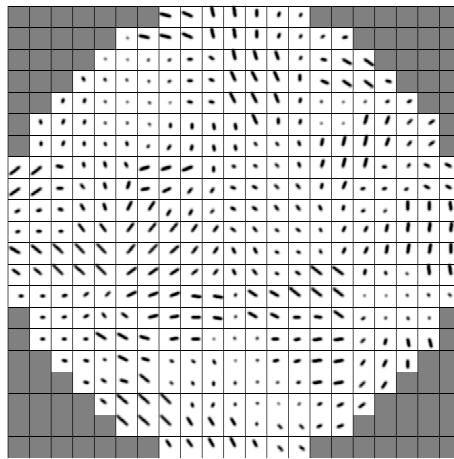


FIG. 7.11 – Prototypes de la carte de déplacement visuel après auto-organisation de la carte.

ment, et $\|\delta_{xy}^{post}\|$ est la distance séparant l'effecteur de la cible après le mouvement. Les résultats obtenus par le modèle sont présentés dans les figures 7.10 et 7.11. On peut observer que la récompense obtenue augmente, mais cette augmentation est lente. Comme la carte n'apprend à effectuer un mouvement correct qu'après en avoir obtenu un par hasard, c'est en réalité peu surprenant. Par ailleurs, les prototypes présents sur la carte de déplacement visuel recouvrent toutes les possibilités, ce qui montre que la carte apprend bien à partir d'exemples formant une distribution uniforme de probabilité sur tous les déplacements visuels. La carte présente une rétinotopie, qui présente toutefois des ruptures, comme annoncé dans le chapitre précédent (cf. section 6.5.2). Ces ruptures de topologie sont dues à la nécessité pour les neurones de la carte de déplacement visuel d'effectuer un compromis entre l'auto-organisation thalamique, qui tend à produire une rétinotopie, et l'auto-organisation corticale, qui permet à notre modèle de conserver une cohérence multimodale.

7.4.4 Discussion

Le module de récompense employé dans le modèle Bijama demande sans nul doute à être amélioré. Tel quel, il ne permet qu'une évolution lente de la récompense. De plus, le module basal est bien trop frustré pour pouvoir correctement prédire la récompense. Notamment, il tente de former une approximation linéaire, via son unique liste de liens, de l'organisation des états d'activation sur les différentes cartes, qui n'est clairement pas linéaire. Néanmoins, le principe de l'emploi d'un tel module, plutôt que celui d'un modèle inverse, ainsi que le choix d'une récompense basée sur le $TD(0)$ nous paraissent sains. De même, maintenir le module de récompense aussi séparé que possible du reste du modèle est pour nous indispensable, tant du point de vue d'une comparaison biologique que de celui d'une programmation modulaire. Pour finir, nous pensons que la récompense, qui ne constitue pas le cœur de cette thèse, nécessiterait sans doute une autre thèse pour être correctement implémentée dans le modèle Bijama. En effet, des travaux restent à mener sur Bijama pour ce qui est de la prise en compte d'événements organisés dans le temps, ce qui est justement le cas des actions et des signaux de récompenses qui en résultent. En ce sens, notre modèle, tel que nous l'avons présenté dans ce manuscrit, constitue une partie d'un modèle perceptivo-moteur complet. Un tel modèle devrait notamment comporter un module, sans doute inspiré de l'organisation du cortex frontal, qui permette la construction de plans d'actions. La présence de tel plans d'actions permettrait, à son tour, de réaliser un module de récompense temporel, qui pourrait s'inspirer de l'architecture des ganglions de la base, et non uniquement de leur fonctionnalité, contrairement à ce que nous avons fait dans ce chapitre.

Conclusion

Dans notre thèse, nous avons exploré les avancées que l'étude du cortex peut fournir en informatique suivant deux thématiques : la boucle perceptivo-motrice et la représentation de l'information multimodale. Ces deux thématiques sont, selon nous, liées, car nous pensons que la représentation multimodale est l'un des mécanismes les plus importants qui sous-tendent la boucle perceptivo-motrice chez l'homme. En effet, l'intégration des différentes modalités sensorielles nous semble nécessaire pour pouvoir reconnaître les affordances des objets auxquelles nous pouvons réagir. Cela est loin d'être évident : de nombreux modèles, tels [Baddeley, 1987] par exemple, choisissent de représenter séparément les différentes modalités sensorielles. Cela nous semble être en contradiction avec notre expérience quotidienne, dans laquelle nous réagissons à des objets multimodaux, que nous caractérisons par les interactions que nous pouvons avoir avec eux.

Nous avons donc placé notre travail dans la perspective des affordances de Gibson, et plus particulièrement nous avons choisi de considérer la perception dans le cadre des systèmes situés. Dans la mesure où l'on peut considérer que toutes les actions d'un individu sont guidées par ses perceptions, nous estimons justifié de considérer la compréhension des représentations multimodales comme un préalable à l'étude de fonction cognitives plus complexes, comme par exemple le langage.

Nos travaux nous ont permis de mieux appréhender comment une telle représentation pouvait être construite au sein d'une architecture distribuée. En nous inspirant du cortex pour concevoir des asservissements sensorimoteurs applicables à la robotique, nous avons construit un mécanisme computationnel qui permet la construction d'une architecture adaptée à la représentation d'ensembles de perceptions liées. Notre objectif, en nous inspirant du cortex pour construire notre modèle, était de reproduire des propriétés algorithmiquement intéressantes de la structure corticale.

Tout d'abord, nous avons volontairement limité nos algorithmes à des calculs locaux, réalisés au niveau des différentes unités du modèle. Par construction, nous avons ainsi reproduit la localité des calculs dans le cortex, ce qui rend notre modèle massivement parallélisable. Nous avons d'ailleurs tiré parti de cette propriété, en basant la bibliothèque informatique que nous avons développée sur le mécanisme de parallélisation PARCEL-6, développé par S. Vialle à Supélec. L'emploi de calculs uniquement locaux nous a conduit à réaliser un algorithme de compétition local, inspiré de notre étude de la CNFT, qui limite les effets de bord observés lors de cette étude, et qui constitue à notre connaissance une contribution originale de cette thèse. Nos seules entorses au principe de localité sont situées à des niveaux dépassant le cadre de la modélisation du cortex, entre autres au niveau de l'interface entre notre modèle et le monde extérieur, ou plutôt de sa simulation. En effet, la simulation du monde extérieur étant unique, de même que l'action réalisée par notre modèle, nous avons dû rassembler les informations éparpillées dans les unités motrices du modèle pour déterminer l'action qu'il accomplit. Dans le cadre biologique, le problème se pose différemment puisque l'"action" effectuée par les neurones

moteurs est l'activation de fibres musculaires. Comme plusieurs fibres musculaires sont activées, il n'y a pas lieu de rassembler l'information pour agir. Le maintien de la localité des calculs au niveau moteur nécessiterait, selon nous, la construction d'un modèle moteur distribué, et sans doute inspiré des fibres musculaires, qui dépasse le cadre de cette thèse.

De même, notre modélisation d'un système de récompense comporte une unité « basale » qui, en rassemblant des informations provenant de toutes les cartes du modèle, viole le principe de localité pour effectuer une prédiction de récompense. Dans le cadre biologique, nous pensons que ce rôle de prédiction revient aux ganglions de la base, lesquels intègrent effectivement de l'information provenant de tout le cortex. Néanmoins, cette structure n'est pas centralisatrice, comme notre unité ganglionnaire, puisqu'aucun neurone n'y reçoit toute l'information corticale à lui seul. Un modèle d'action récompensée plus avancé que le nôtre pourrait s'inspirer de cette structure, bien que son fonctionnement demeure encore, à notre connaissance, mal compris. Une telle extension de notre travail permettrait la construction d'un système de récompense rapide et efficace, ce qui dépasse le cadre de cette thèse consacrée à la représentation multimodale et à la boucle perceptivo-motrice.

Notre modèle est basé sur des unités inspirées des colonnes corticales, et sur des cartes inspirées des aires corticales. En employant une structure unifiée pour les unités et les cartes du modèle, indépendamment de la modalité que représentent les cartes, de leur rôle dans notre modèle, nous estimons avoir reproduit l'uniformité de la structure corticale. Les unités des cartes du modèle, cependant, ne sont pas toutes identiques pour autant. Elles comportent plus ou moins d'étages de calcul suivant la position des cartes dans l'architecture de notre modèle, et les étages thalamiques des unités qui en comportent sont spécifiques à la modalité qu'ils détectent. On observe dans le cortex que l'épaisseur des couches constituant la surface corticale est variable suivant l'aire corticale considérée. Cela correspond à la sensibilité de nos unités à la position des cartes corticales dans l'architecture du modèle. L'existence de fonctions différentes dans les étages thalamiques de notre modèle, quant à elle, provient du fait que notre modèle ne s'attache pas à représenter correctement la frontière entre cortex et monde extérieur. Les informations fournies aux étages thalamiques ne ressemblent ainsi pas à celles que peuvent obtenir les colonnes corticales. Un modèle adéquat des différentes sensations et de leur transmission au cortex, qui dépasse largement le cadre de notre thèse, serait probablement nécessaire pour mieux uniformiser la réception des informations externes dans Bijama.

En reproduisant la division du cortex en aires à travers les cartes corticales de Bijama, nous avons obtenu un modèle modulaire. Cela permet son application à des problèmes complètement distincts, comme ceux de la représentation mots-action et du bras visuellement guidé, que nous avons étudié dans cette thèse. La modularité est la propriété qui permet à Bijama d'être étendu, en construisant des cartes corticales dédiées à des modalités spécifiques qui constituent des modules effectuant chacun ses propres calculs. Bijama suit en cela le principe de localité, et permet de relier ces modules entre eux, ce qui est une procédure standardisée dans notre modèle, du fait de l'uniformité de sa structure. Cette modularité a été conservée même dans le cadre de l'action récompensée, puisque, bien que la récompense influence tout notre modèle indirectement, elle n'est directement implémentée qu'au niveau des cartes spinales, en préservant l'indépendance des autres cartes du modèle, y compris les cartes motrices qui préparent le mouvement. Cette propriété nous permet d'espérer que la bibliothèque informatique que nous avons créée dans le cadre de cette thèse sera employée pour de nombreuses applications, ce qui permettra d'étendre nos résultats. Quels que soient les autres avantages de notre modèle, c'est la modularité qui fait de Bijama une bibliothèque générique, conçue pour permettre l'intégration d'un nombre quelconque de sensations, de n'importe quel type, pour former une architecture indéfiniment extensible. Ainsi, notre respect du principe de modularité dans la conception constitue, d'un

point de vue informatique, l'une des plus grandes réussites de notre travail.

La robustesse de notre modèle a été mise à l'épreuve lors de l'étude du mécanisme de compétition développé dans le cadre de cette thèse, qui permet de fournir des bulles d'activité par un calcul local en évitant les effets de bords inhérents à la CNFT. À cette occasion, nous avons montré que notre modèle résistait à la fois à la présence de bruit dans les activités sous-jacentes à la compétition (les A^{R_g} de Bijama) et à la rupture de plus de la moitié des connexions intra-carte employées dans le mécanisme de compétition. Nous n'avons pas conduit d'étude plus poussée, par exemple en testant le comportement de notre modèle lorsque certaines des liaisons inter-cartes assurant sa cohérence multimodale sont absentes. Cela pourrait constituer une extension de notre travail, qui comblerait ce manque dans notre étude des mécanismes de Bijama.

La dernière propriété corticale que nous avons voulu reproduire est l'adaptabilité du cortex. Dans le cadre de notre modèle, cette adaptabilité se traduit par les mécanismes d'apprentissage mis à l'œuvre dans Bijama. En cela, nous ne reproduisons pas toute l'adaptabilité corticale, qui va jusqu'à permettre l'emploi de l'aire V1, normalement dédiée à la vision, pour l'intégration de représentations tactiles chez les aveugles de naissance. La reproduction de cette capacité demanderait une compréhension de l'architecture corticale bien supérieure à la notre, ainsi que la création d'unités dont les étages thalamiques soient identiques, dont nous avons dit plus haut qu'elle dépassait le cadre de notre thèse.

Néanmoins, les unités et les cartes de notre modèle présentent une forte adaptabilité, due à l'emploi des mécanismes d'apprentissages de Bijama. Associé à la compétition, l'apprentissage permet l'auto-organisation des cartes corticales de Bijama, au sein desquelles les unités s'adaptent pour détecter chacune un ensemble d'événements, certains étant liés à la modalité spécifique de la carte et les autres correspondant à la détection d'événements dans les autres modalités. Les liaisons entre modalités amènent alors les cartes de Bijama à s'adapter pour fournir chacune une auto-organisation compatible avec celle des autres cartes auxquelles elle est connectée. Nous disons alors que les unités du modèle ont un apprentissage cohérent à travers les différentes modalités, ce qui conduit à une auto-organisation conjointe des cartes du modèle. Cette dynamique d'apprentissage est une contribution originale de notre étude, à notre connaissance. Elle fournit non seulement un moyen de s'affranchir d'une coûteuse connectivité totale dans l'apprentissage multimodal, mais montre aussi comment des activités distribuées au sein de différentes cartes peuvent être couplées, c'est-à-dire maintenues en cohérence multimodale, sans qu'il soit nécessaire de recourir à un mécanisme de supervision qui serait amené à expliciter la relation multimodale, ce qui ne respecterait pas le principe de localité étudié plus haut.

Ainsi, Bijama fournit une multimodalité adaptative. Le compromis local-global effectué par les unités de Bijama permet la communication entre modalités, tout en assurant que chaque carte, prise séparément, demeure en charge d'une modalité distincte. La modularité de notre modèle permet également d'y intégrer d'autres mécanismes de fusion multimodale, complémentaires, similaire à ceux que nous avons décrits dans les neurones impulsionsnels de Gerstner. Nous n'avons néanmoins pas proposé de tels élargissements dans le cadre de notre étude, et ces élargissements restent des voies à explorer. D'un point de vue fonctionnel, notre étude montre qu'il est algorithmiquement possible d'obtenir des représentations multimodales à l'aide d'une connectivité limitée, et nous espérons que notre travail peut, en ce sens, se révéler utile à l'étude fonctionnelle du cortex en biologie.

Nous pouvons maintenant apporter notre réponse au problème présenté en introduction du chapitre 3 : l'éclatement des différentes composantes de la scène globalement perçue sur la surface du cortex est, selon nous, la source de la richesse du traitement perceptif cortical. En effet, le traitement cortical de la perception, tel que nous avons cherché à le reproduire dans le modèle Bijama, doit sa richesse à ce que nous avons appelé l'auto-organisation conjointe,

c'est-à-dire à la capacité d'organiser des éléments représentatifs d'une modalité sensorielle en fonction de l'organisation des éléments représentatifs d'autres modalités sensorielles. Or cette auto-organisation conjointe est possible avant tout grâce à la modularité du cortex, c'est-à-dire à l'éclatement des différentes composantes sensorielles sur la surface corticale, sans laquelle il n'y aurait tout simplement pas d'auto-organisation des différentes modalités. Cet éclatement est donc à l'origine de la richesse du traitement perceptif cortical, et le résultat novateur le plus fondamental de Bijama est d'ailleurs sa capacité à fournir une multimodalité adaptative basée sur l'auto-organisation conjointe.

Nous avons donc longuement étudié dans notre thèse la thématique de la multimodalité, pour parvenir à un résultat informatique innovant, et conçu pour être extensible. L'autre thématique de notre travail, celle de la boucle perceptivo-motrice, a fait spécifiquement l'objet du dernier chapitre de notre thèse. Nous y avons stipulé que les modalités motrices pouvaient être représentées de la même manière que les modalités sensorielles, ce qui renforce l'intérêt de notre étude sur la multimodalité. Néanmoins, un composant extérieur au modèle multimodal demeure nécessaire pour représenter un asservissement sensorimoteur : l'évaluation des actions effectuées, qui permet de les corriger pour qu'elles correspondent aux actions voulues. Dans ce cadre, nous nous sommes à nouveau inspirés de la biologie pour proposer un modèle guidé par la récompense, dont le rôle correspond à celui des ganglions de la base dans le cerveau. Ce module, comme nous l'avons dit plus haut, demeure simple et n'est pas au cœur de notre thèse. Il conserve néanmoins le principe de modularité, qui est essentielle pour permettre une extension de Bijama, ainsi que celui d'adaptabilité, à travers l'apprentissage de la prédiction de récompense. Le principe de ce mécanisme est ainsi un bon point de départ à une extension de Bijama qui amènerait un mécanisme de récompense efficace, comme nous l'avons dit plus haut.

En résumé, la modularité de notre modèle et son adaptabilité sont le fruit de son inspiration corticale, et constituent pour nous les principaux atouts de Bijama. Sa capacité à relier entre elles différentes modalités, en employant un volume d'échanges computationnellement viable, l'amène à constituer un système de mise en relation multimodale extensible. Bijama fournit ainsi une contribution novatrice, qui permet l'apprentissage de la multimodalité à travers l'émergence d'un compromis d'auto-organisation entre les différentes cartes modales du modèle. Notre travail sur l'aspect moteur permet de transformer cet apprentissage multimodal afin qu'il soit guidé par un but, ce qui amène directement à former un asservissement sensorimoteur.

Nous n'avons pu, au cours de cette thèse, effectuer tous les travaux nécessaires à une complète étude des thématiques de multimodalité et d'asservissement sensorimoteur dans le cadre des modèles informatiques inspirés par l'étude biologique du cortex. Ainsi, nous regrettons de n'avoir pas réussi, au cours de notre thèse, à effectuer l'implémentation de notre modèle sur une plateforme robotique. Bien que cela ait été préparé, nous avons sous-estimé la difficulté à interfacer notre logiciel avec un système robotique. Une des extensions les plus immédiates de notre travail consisterait à réaliser une telle interface, dans le cadre, que nous avons étudié, d'un bras robot dans un premier temps, avant de l'étendre au cas d'autres réalisations robotiques.

Une extension de notre travail, qui nous paraît plus fondamentale, serait l'inclusion de relations intra-cartes apprises, et non figées comme c'est actuellement le cas, dans Bijama. L'apprentissage conjoint introduit par notre modèle produit des ruptures de continuité dans la géométrie de l'architecture des cartes, visibles dans la représentation des modalités propres à une carte. Ces ruptures mettent en évidence la non-uniformité des relations de voisinage entre unités au sein d'une carte. Malgré cela, notre modèle emploie pour les relations intra-carte un modèle uniforme ON-center OFF-surround. Nous pensons qu'un grand pas serait fait dans la création de modules d'inspiration corticale si ces relations intra-cartes pouvaient être apprises, tout comme c'est le cas des relations inter-cartes et du lien entre unités et informations modales externes dans notre

modèle. Au cours de nos travaux, néanmoins, un tel apprentissage de toutes les liaisons entre unités s'est avéré irréalisable. Sans doute faudra-t-il encore plusieurs années de recherche pour obtenir un tel résultat, mais nous pensons que celui-ci mérite ces efforts.

Afin de conclure ce manuscrit, nous souhaitons expliciter comment notre travail nous a permis de modifier notre vision de ce que doit réaliser un modèle de la perception et de l'action. Tout d'abord, nous observons que dans Bijama, la structure des cartes sensorielles est contrainte par celle des cartes d'action. Ce choix délibéré de notre part provient de notre intuition, annoncée dans l'introduction de cette thèse, que la perception est toujours dirigée par un but. C'est en cela, pour nous, que la perception est déjà une action. Notre modèle, en illustrant la manière dont l'action permet de structurer la perception, apporte une confirmation, au moins au niveau informatique, des retombées positives apportées par cette intuition. Bijama étant un modèle d'inspiration biologique, cela nous amène à adhérer aux auteurs qui déclarent que le cortex, lui aussi, structure la perception en vue d'un but. Ce but n'est pas, au moins dans le cas général, la production d'un modèle interne du monde extérieur. De ce fait, pour nous, un modèle de la perception, par exemple visuelle, n'a pas à permettre la reconstitution de la scène perçue à l'issue des traitements qu'il effectue sur une image. Nous rejoignons ici Brooks, quand il affirme que « le monde est son meilleur modèle » [Brooks, 1990], et nous allons plus loin, en affirmant qu'un modèle de la perception ne peut être complet si on ne considère pas les actions qu'il doit permettre d'accomplir.

Enfin, pour conclure, notre travail sur la multimodalité nous a permis de percevoir une différence fondamentale entre un modèle inspiré par l'école de pensée de la perception située, et un modèle hiérarchique de la perception, qui tient à la manière dont ils représentent la connaissance. Dans un modèle hiérarchique, toutes les connaissances sont représentées explicitement, et les connaissances sont d'autant plus situées haut dans la hiérarchie qu'elles sont spécifiques. Par exemple, dans le domaine visuel, une information de reconnaissance de visage se situe bien plus haut dans la hiérarchie qu'une information de reconnaissance de contraste sur l'image observée, parce que la reconnaissance du visage est basée sur la reconnaissance des contrastes. Dans un tel modèle, dont nous avons dit que la structure s'apparente à une pyramide, on aboutit au dilemme suivant : puisque toute information de reconnaissance doit pouvoir être représentée explicitement, comment et à quel degré de spécificité doit-on arrêter la reconnaissance ? Nous exposons ici le paradoxe bien connu, dit du neurone « grand-mère », selon lequel on aboutit à la nécessité, dans un modèle hiérarchique, de représenter la reconnaissance d'informations aussi spécifiques que le visage de sa grand-mère par l'activation d'un neurone, dédié à cette reconnaissance. Le nombre d'informations spécifique devant ainsi être représentées étant immense, le sommet de la pyramide des modèles hiérarchiques devrait être bien plus grand que sa base, et tellement étendu qu'il est difficile de concevoir comment un tel modèle peut être implémenté par le cerveau, sans même parler de l'impossibilité apparente à le réaliser informatiquement sans subir de phénomène d'explosion combinatoire. En revanche, notre modèle représente tout un pan de l'information implicitement : le compromis multimodal réalisé entre les différentes cartes de Bijama constitue l'information de perception multimodale qui détermine l'action, et cette information ne correspond à l'activation d'aucun neurone spécifique. Selon nous, ce principe de représentation implicite de l'information est *le* principe de conception qui permet d'échapper au problème du neurone grand-mère, qui est dû à l'idée, erronée, que la représentation de l'information doit être hiérarchisée. C'est là une raison supplémentaire de choisir comme principe de conception la représentation distribuée de l'information, donc nous espérons avoir montré par ailleurs dans ce manuscrit qu'elle apporte beaucoup de souplesse dans la création d'un modèle, et qu'elle permet de mettre en œuvre des mécanismes intéressants pour la construction d'une boucle sensorimotrice.

Publications

Ce travail de thèse a été l'occasion des publications suivantes.

Publications internationale

Ménard, O. and Frezza-Buet, H. (2005b). Model of multi-modal cortical processing : Coherent learning in self-organizing modules. *Neural Networks*, 18(5-6) :646–655.

Conférences internationales

Ménard, O. and Frezza-Buet, H. (2003). Multi-map self-organization for sensorimotor learning : a cortical approach. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*.

Ménard, O. and Frezza-Buet, H. (2004). Rewarded multi-modal neuronal self-organization : Example of the arm reaching movement. In *International Conference on Advances in Intelligent Systems - Theory and Applications*.

Vialle, S., Ménard, O., and Frezza-Buet, H. (2004). Making cortically-inspired sensorimotor control realistic for robotics : Design of an extended parallel cellular programming model. In *International Conference on Advances in Intelligent Systems - Theory and Applications*.

Ménard, O., Frezza-Buet, H., and Alexandre, F. (2004). Multi-criteria self-organization : Example of motor-dependant phonetic representation for a multi-modal robot. In *AI workshop on Neurobotics, 27th Conference on Artificial Intelligence (KI-2004)*.

Ménard, O. and Frezza-Buet, H. (2005a). Coherent learning in cortical maps : A generic approach. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*.

Frezza-Buet, H. and Ménard, O. (2005). Making competition in neural fields suitable for computational architectures. In Springer-Verlag, editor, *ICANN 2005 : 15th International Conference Proceedings.*, volume 3696 of *Lecture Notes in Computer Science*.

Chapitre de livre

Ménard, O., Frezza-Buet, H., and Alexandre, F. (2005). *Biomimetic Neural learning for Intelligent Robots.*, volume 3575 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, chapter Towards Word Semantics from Multi-modal Acoustico-Motor Integration : Application of the Bijama Model to the Setting of Action-Dependant Phonetic Representations. Stefan Wermter, Sunderland, UK and Gunther Palm, Ulm, Germany.

Bibliographie

- [Alexandre et al., 1991] Alexandre, F., Guyot, F., Haton, J.-P., and Burnod, Y. (1991). The Cortical Column : A New Processing Unit for Multilayered Networks. *Neural Networks*, 4 :15–25.
- [Amari, 1977] Amari, S.-I. (1977). Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *Biological Cybernetics*, 27 :77–87.
- [Amari, 1997] Amari, S.-I. (1997). Neural theory of association and concept formation. *Biological Cybernetics*, 26 :175–185.
- [Backer and Mertsching, 2005] Backer, G. and Mertsching, B. (2005). Using neural field dynamics in the context of attentional control. In *Proceedings of ICANN 2002*, pages 1237–1242.
- [Baddeley, 1987] Baddeley, A. (1987). *Working Memory*. Oxford Press.
- [Ballard, 1986] Ballard, D. H. (1986). Cortical connections and parallel processing : Structure and function. *Behavioral Brain Science*, 9 :67–129.
- [Baraduc, 1999] Baraduc, P. (1999). *Modèle neuronal de transformation de coordonnées : contrôle visiomoteur par recodage de la proprioception*. PhD thesis, Université Paris 6.
- [Baraduc et al., 1999] Baraduc, P., Guigon, E., and Burnod, Y. (1999). Where does the population vector of motor cortical cells point during reaching movements? *Advances in Neural Information Processing Systems*, 11 :83–89.
- [Batty and Longley., 1994] Batty, M. and Longley., P. (1994). *Fractal Cities*. Academic Press.
- [Berlekamp et al., 1982] Berlekamp, E., Conway, J., and Guy, R. (1982). *Winning Ways Vol I and II*. New York : Academic Press.
- [Berthoz, 1997] Berthoz, A. (1997). *Le sens du mouvement*. Ed. O.Jacob.
- [Bicho and Schoner, 1997] Bicho, E. and Schoner, G. (1997). The dynamic approach to autonomous robotics demonstrated on a low-level vehicle platform. *Robotics and Autonomous Systems*, 21 :23–35.
- [Blanchet and Alexandre, 1995] Blanchet, P. and Alexandre, F. (1995). A Hierarchical Connectionist Architecture for Learning Internal Representations of Behaviours. In *Proceedings International Conference on Artificial Neural Networks*, volume 2, pages 183–188, Paris.
- [Boniface, 2000] Boniface, Y. (2000). *Etude et développement d'une bibliothèque d'adaptation du parallélisme neuromimétique au parallélisme MIMD*. PhD thesis, Université H. Poincaré.
- [Boniface et al., 1999] Boniface, Y., Alexandre, F., and Vialle, S. (1999). A bridge between two paradigms for parallelism : Neural networks and general purpose mimd computers. In *International Joint Conference on Neural Networks*.
- [Brooks, 1990] Brooks, R. (1990). Elephants don't play chess. *Robotics and autonomous systems*, 6 :3–15.

- [Brose, 1999] Brose, K., editor (1999). *Neuron Online*, volume 24(1).
- [Bullier, 2001] Bullier, J. (2001). An integrated model of the visual system. *Brain Research Reviews*, pages 96–107.
- [Burnod, 1989] Burnod, Y. (1989). *An adaptive neural network : the cerebral cortex*. Masson.
- [Cottrell et al., 1998] Cottrell, M., Fort, J., and Pages, G. (1998). Theoretical aspects of the som algorithm. *Neurocomputing*, 21 :119–138.
- [Damasio, 1995] Damasio, A. R. (1995). On some functions of the human prefrontal cortex. In Grafman, J., Holyoak, K. J., and Boller, F., editors, *Structure and Functions of the Human Prefrontal Cortex*, volume 769, pages 241–251. Annals of the New York Academy of Sciences.
- [Daugman, 1985] Daugman, J. (1985). Uncertainty relation for resolution in space, spacial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *Journal of the Optical Society of America A*, 2(7).
- [Daugman, 1988] Daugman, J. (1988). Complete discrete 2-D Gabor transform by neural networks for image analysis and compression. *IEEE Trans. ASSP*, 36(7) :1169–1179.
- [Desimone and Duncan, 1995] Desimone, R. and Duncan, J. (1995). Neural mechanisms of selective visual attention. *Annual Review of Neuroscience*, 18 :193–222.
- [Desimone and Schein, 1987] Desimone, R. and Schein, S. (1987). Visual properties of neurons in area v4 of the macaque : sensitivity to stimulus form. *Journal of Neurophysiology*, 57(3) :835–868.
- [Diaz et al., 2001] Diaz, J., Stoytchev, A., and Arkin, R. (2001). Exploring unknown structured environments. In *proceedings of the Fourteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*.
- [Douvier, 2003] Douvier, Y.-E. (2003). Evaluation asynchrone des elements d’un champ de neurones corticaux. Master’s thesis, Supélec and Université Henri-Poincaré I.
- [Doya, 1999] Doya, K. (1999). What are the computations of the cerebellum, the basal ganglia and the cerebral cortex? *Neural Networks*, 12 :961–974.
- [Dubuc, 2006] Dubuc, B. (2006). Le cerveau à tous les niveaux. <http://www.lecerveau.mcgill.ca/>.
- [Durbin and Willshaw, 1987] Durbin, R. and Willshaw, D. (1987). An analogue approach of the traveling salesman problem using an elastic net method. *Nature*, 326 :689–691.
- [Eckhorn et al., 1988] Eckhorn, R., Baouer, R., Jordan, W., Brosch, M., W.Kruse, Munk, M., and Reitboeck, H. (1988). Coherent oscillations : a mechanism for feature linking in the visual cortex? *Biological Cybernetics*, 60 :121–130.
- [Egeth et al., 1984] Egeth, H., Virzi, R., and Garbart, H. (1984). Searching for conjunctively defined targets. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 10 :32–39.
- [E.G.Jones, 1975] E.G.Jones (1975). Lamination and differential distribution of thalamic afferents within the sensory-motor cortex of the squirrel monkey. *Journal of Comparative Neurology*, 160 :167–204.
- [Fellenz and Taylor, 2000] Fellenz, W. A. and Taylor, J. G. (2000). Establishing retinotopy by lateral-inhibition type homogeneous neural fields. In *Proc. ESANN*.
- [Frezza-Buet, 1999] Frezza-Buet, H. (1999). *Un modèle de cortex pour le comportement motivé d’un agent neuromimétique autonome*. PhD thesis, Université H. Poincaré.

-
- [Frezza-Buet, 2006] Frezza-Buet, H. (2006). Lgn2v1. <http://www/ersidp/Software/lgn2v1/Root.html>.
- [Frezza-Buet and Alexandre, 2002] Frezza-Buet, H. and Alexandre, F. (2002). From a biological to a computational model for the autonomous behavior of an animat. *Information sciences*, 144 :1–43.
- [Friedman-Hill et al., 1995] Friedman-Hill, S., Robertson, L., and Treisman, A. (1995). Parietal contributions to visual feature binding : Evidence from a patient with bilateral lesions. *Science*, 269 :853–855.
- [Fritzke, 1991] Fritzke, B. (1991). *Advances in Neural Information Processing Systems 7.*, chapter A Growing Neural Gas Network Learns Topologies., pages 625–632. MIT Press, Cambridge MA, g. tesauero, d. s. touretzky, and t. k. leen, editors edition.
- [Fritzke, 1994] Fritzke, B. (1994). Fast learning with incremental rbf networks. *Neural Processing Letters*, 1(1) :–5.
- [Fritzke, 2006] Fritzke, B. (2006). Growing self-organizing networks. <http://www.ki.inf.tu-dresden.de/fritzke/research/incremental.html>.
- [Furukawa, 2005] Furukawa, T. (2005). Som of soms : Self-organization map which maps a group of self-organizing maps. In *Proceedings of ICANN 2005*, pages 391–396.
- [Fuster, 1997] Fuster, J. (1997). *The prefrontal cortex : anatomy, physiology and neurophysiology of the frontal lobe*. Lippincott, Williams and Wilkins. troisième édition.
- [Gardner, 1970] Gardner, M. (1970). Mathematical games : the fantastic combinations of john conway’s new solitaire game ”life”. *Scientific American*, pages 120–123.
- [Gaussier et al., 2000] Gaussier, P., Lepêtre, S., Quoy, M., Revel, A., Joulain, C., and Banquet, J. (2000). *Interdisciplinary Approaches to Robot Learning*, volume 24 of *Robotics and Intelligent Systems*, chapter Experiments and models about cognitive map learning for motivated navigation. World Scientific.
- [Gerstner and Kistler, 2002a] Gerstner, S. and Kistler, W. (2002a). *Spiking Neuron Models*. Cambridge University Press.
- [Gerstner and Kistler, 2002b] Gerstner, W. and Kistler, W. (2002b). *Spiking Neuron Models : Single Neurons, Populations, Plasticity*. Cambridge University Press.
- [Gerstner et al., 1976] Gerstner, W., v.Hemmen, J., and Cowan, J. (1976). What matters in neuronal locking. *Neural Computation*, 8 :1653–1676.
- [Gibson, 1977] Gibson, J. (1977). *Perceiving, Acting, and Knowing.*, chapter The theory of affordances. Hillsdale, NJ : Lawrence Erlbaum Associates., r. e. shaw and j. bransford (eds.) edition.
- [Gibson, 1979] Gibson, J. (1979). *The ecological approach to visual perception*. Boston, Houghton Mifflin.
- [Giese and Xie, 2002] Giese, M. and Xie, X. (2002). Exact solution of the nonlinear dynamics of recurrent neural mechanisms for direction selectivity. *Neuro-Computing*, 44-46 :417–422.
- [Goldman-Rakic, 1981] Goldman-Rakic, P. (1981). *The organization of the cerebral cortex.*, chapter Development and plasticity of primate frontal association cortex. MIT Press., f. scmitt et al editions., cambridge. edition.
- [Goodhill and Cimponeriu, 2000] Goodhill, G. and Cimponeriu, A. (2000). Analysis of the elastic net model applied to the formation of ocular dominance and orientation columns. *Network : Comp. Neural Syst.*, 11 :153–168.

- [Gove et al., 1995] Gove, A., Grossberg, S., and Mingola, E. (1995). Brightness perception, illusory contours, and corticogeniculate feedback. *Visual Neuroscience*, 12 :1027–1052.
- [Graepel et al., 1998] Graepel, T., Burger, M., and Obermayer, K. (1998). Theoretical aspects of the som algorithm. *Neurocomputing*, 20 :173–190.
- [Grossberg, 1976] Grossberg, S. (1976). Adaptative pattern classification and universal recoding, i :parallel development and coding of neural feature detectors. *Biological Cybernetics*, 23 :121–134.
- [Grossberg and Mingolla, 1987] Grossberg, S. and Mingolla, E. (1987). Neural dynamis of surface perception : Boundary webs, illuminants and shape-from-shading. *Computer vision, Graphics and Image processing*, 37 :116–165.
- [Grossberg and Mingolla, 1995] Grossberg, S. and Mingolla, E. (1995). Neural dynamics of perceptual grouping. *Perception and Psychophysics*, 38 :141–171.
- [Guigon, 1993] Guigon, E. (1993). *Modelisation des proprietes du cortex cerebral : Comparaison entre aires visuelles, motrices et préfrontales*. PhD thesis, École centrale de Paris. in English.
- [Gustedt et al., 2006] Gustedt, J., Vialle, S., and Vivo, A. (2006). parxxl : A fine grained development environment on coarse grained architectures. In *PARA-06 : Worshop on state-of-the-art in scientific and parallel computing*.
- [Hauk and Pulvermuller, 2004] Hauk, O. and Pulvermuller, F. (2004). Neurophysiological distinction of action words in the fronto-central cortex. *Human Brain Mapping*, 21 :191–201.
- [Hebb, 1949] Hebb, D. (1949). *The Organization of Behavior*. New York : John Wiley.
- [Hodgkin and Huxley, 1952] Hodgkin, A. and Huxley, A. (1952). A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *Journal of Physiology*, 117 :500–544.
- [Honkela et al., 1997] Honkela, T., Kaski, S., Lagus, K., and Kohonen, T. (1997). Websom - self-organizing maps of document collections. In *proceedings WSOM'97*.
- [Hubel, 1994a] Hubel, D. (1994a). *L'oeil, le cerveau et la vision*. Pour la Science, Belin.
- [Hubel, 1994b] Hubel, D. (1994b). *L'œil, le cerveau et la vision*. Pour la Science.
- [Iossifidis and Steinhage, 2001] Iossifidis, I. and Steinhage, A. (2001). Controlling an 8 dof manipulator by means of neural fields. In *Proceedings of the 11th IEEE conf. on neural fields and service robotics*.
- [Kirsh, 1995] Kirsh, D. (1995). The intelligent use of space. *Artificial Intelligence*, 73(1-2) :31–68.
- [Kohonen, 1982a] Kohonen, T. (1982a). Analysis of a simple self-organizing process. *Biological Cybernetics*, 43 :135–140.
- [Kohonen, 1982b] Kohonen, T. (1982b). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43 :59–69.
- [Kohonen, 1988] Kohonen, T. (1988). *Self-Organization and Associative Memory*. Springer-Verlag.
- [Kohonen, 1997] Kohonen, T. (1997). *Self-Organizing Maps, second edition*. Springer.
- [Kohonen, 1998] Kohonen, T. (1998). Self-organization of very large document collections : State of the art. In *Proceedings of ICANN98, the 8th International Conference on Artificial Neural Networks*, volume 1, pages 65–74.

-
- [Latham et al., 2003] Latham, P., Devane, S., and Pouget, A. (2003). Optimal computation with attractor networks. *Journal of Physiology - Paris*, 97 :683–694.
- [Linde et al., 1980] Linde, Y., Buzo, A., and Gray, R. (1980). An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Transactions on Communications*, COM-28 :84–95.
- [Lucke et al., 2002] Lucke, J., von der Malsburg, C., and Wurtz, R. (2002). Macrocolumns as decision units. In *Artificial Neural Networks - ICANN 2002*, pages 57–62.
- [MacQueen, 1967] MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical statistics and probability*, volume 1, pages 281–297. University of California Press.
- [Martinetz and Schulten, 1991] Martinetz, T. and Schulten, K. (1991). *Artificial Neural Networks.*, chapter A "Neural Gas" Network Learns Topologies., pages 397–402. Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland), t. kohonen, k. mäkisara, o. simula, and j. kangas, editors edition.
- [McCulloch and Pitts, 1943] McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115–133.
- [Miller et al., 1960] Miller, G., Galanter, E., and Pribram, K. (1960). *Plans and the Structure of Behavior*. New York : Holt, Rinehart and Winston.
- [Miller et al., 2001] Miller, K. D., Pinto, D. J., and Simons, D. J. (2001). Processing in layer 4 of the neocortical circuit : new insights from visual and somatosensory cortex. *Current Opinion in Neurobiology*, 11 :488–497.
- [Milner, 1974] Milner, P. (1974). A model for visual shape recognition. *Psychological Review*, 81 :521–535.
- [Moran and Desimone, 1985] Moran, J. and Desimone, R. (1985). Selective attention gates visual process in the extrastriate cortex. *Science*, 229 :782–784.
- [Mountcastle, 1957] Mountcastle, V. (1957). Modality and topographic properties of single neurons in cat's somatic sensory cortex. *Journal of Neurophysiology*, 20 :408–434.
- [Oja, 1992] Oja, E. (1992). Principal components, minor components and linear neural networks. *Neural Networks*, 5 :927–935.
- [O'Regan and Noe, 2001] O'Regan, J. and Noe, A. (2001). A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and brain sciences.*, 24 :939–1031.
- [Philipona et al., 2004] Philipona, D., O'Regan, J., Nadal, J.-P., and Coenen, O. (2004). Perception of the structure of the physical world using unknown sensors and effectors. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 15.
- [Prinzmetal et al., 1986] Prinzmetal, W., Presti, D., and Posner, M. (1986). Does attention affect visual feature integration? *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 12 :361–369.
- [Pulvermuller, 2003] Pulvermuller, F. (2003). *The neuroscience of language*. Cambridge University Press.
- [Rescorla and Wagner, 1972] Rescorla, R. and Wagner, A. (1972). *Classical conditioning :II. Current theory and research*, chapter A theory of pavlovian conditioning : Variation in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement., pages 64–99. A.H. Black and W.F. Prokasy, apleton-century-crofts, new york edition.
- [Reynolds et al., 1999] Reynolds, J., Chelazzi, L., and Desimone, R. (1999). Competitive mechanisms subserve attention in macaque areas v2 and v4. *Journal of Neuroscience*, 19 :1736–1753.

- [Ritter et al., 1992] Ritter, H., Martinetz, T., and Schulten, K. (1992). *Neural Computation and Self-Organizing Maps - An Introduction*. Addison-Wesley, New York.
- [Rosenblatt, 1961] Rosenblatt, F. (1961). *Principles of Neurodynamics : Perceptions and the Theory of Brain Mechanisms*. Spartan Books.
- [Rothman and Zaleski, 1994] Rothman, D. and Zaleski, S. (1994). Lattice-gaz models of phase separation : interfaces, phases transitions, and multiphase flow. *Review of modern physics*, 66(4).
- [Rougier, 2000] Rougier, N. (2000). *Modèles de mémoires pour la navigation autonome*. PhD thesis, Université H. Poincaré.
- [Rougier and Vitay, 2006] Rougier, N. and Vitay, J. (2006). Emergence of attention within a neural population. *Neural Networks*, 19(5) :573–581.
- [Sadato et al., 1996] Sadato, N., Pascual-Leone, A., Grafman, J., Ibanez, V., Deiber, M., Dold, G., and Hallett, M. (1996). Activation of the primary visual cortex by braille reading in blind subjects. *Nature*, 380(6574) :526–528.
- [Schultz, 1988] Schultz, W. (1988). Predictive reward signal of dopamine neurons. *Journal of neurophysiology*, 80(1) :1–27.
- [Shadmehr and Wise, 2005] Shadmehr, R. and Wise, S. (2005). *The computational neurobiology of reaching and pointing : a foundation for motor learning*. MIT press.
- [Shalden and Movshon, 1999] Shalden, M. and Movshon, J. (1999). Synchrony unbound : a critical evaluation of the temporal binding hypothesis. *Neuron*, 24 :67–77.
- [Silvertown et al., 1992] Silvertown, J., Holtier, S., Johnson, J., and Dale, P. (1992). Cellular automaton models of interspecific competition for space-the effect of pattern on process. *Journal of Ecology*, 80 :527–534.
- [Singer, 1999] Singer, W. (1999). Neural synchrony : a versatile code for the definition of relations? *Neuron*, 24 :49–65.
- [Siroh and Miikkulainen, 1997] Siroh, J. and Miikkulainen, R. (1997). Topographic receptive fields and patterned lateral interaction in a self-organizing model of the primary visual cortex. *Neural Computation*, 9(3) :577–594.
- [Siroh et al., 1996] Siroh, J., Miikkulainen, R., and Bednar, J. (1996). *Lateral Interactions in the Cortex : Structure and Function*, chapter Self-Organization of Orientation Maps, Lateral Connections, and Dynamic Receptive Fields in the Primary Visual Cortex. UTCS Neural Networks Research Group. <http://www.cs.utexas.edu/users/nn/web-pubs/htmlbook96>.
- [Steels and Brooks, 1995] Steels, L. and Brooks, R. (1995). *The Artificial Life Route to Artificial Intelligence : Building Embodied Situated Agents*. Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- [Suchmann, 1987] Suchmann, L. (1987). *Plans and Situated Actions : The Problem of Human Machine Communication*. Cambridge University Press.
- [Sutton, 1984] Sutton, R. (1984). *Temporal credit assignment in reinforcement learning*. PhD thesis, University of Massachusetts, Amherst.
- [Sutton, 1988] Sutton, R. (1988). Learning to predict by the method of temporal differences. *Machine Learning*, 3 :9–44.
- [Sutton and Barto, 2000] Sutton, R. and Barto, A. (2000). *Reinforcement learning : an introduction*. MIT press.

-
- [S.Vialle et al., 2004] S.Vialle, Ménard, O., and Frezza-Buet, H. (2004). Making cortically-inspired sensorimotor control realistic for robotics : Design of an extended parallel cellular programming model. In *preceedings of International Conference on Advances in Intelligent Systems - Theory and Applications 2004*.
- [Taylor, 1997] Taylor, J. (1997). Neural networks for consciousness. *Neural Networks*, 10(7) :1207–1225.
- [Thorpe and Imbert, 1989] Thorpe, S. and Imbert, M. (1989). *Connectionism in perspective*, chapter Biological constraints on connectionist modelling. Elsevier, rpe al edition.
- [Toyama et al., 1981] Toyama, K., Kimura, M., and Tanaka, K. (1981). Cross-correlation analysis of interneuronal connectivity in cat visual cortex. *Journal of Neurophysiology*, 46 :191–201.
- [Treisman, 1982] Treisman, A. (1982). Perceptual grouping and attention in visual search for features and for objects. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 8 :194–214.
- [Treisman, 1982] Treisman, A. (1982). Perceptual grouping and attention in visual search for features and for objects. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 8 :194–214.
- [Tremblay and Schultz, 2000] Tremblay, L. and Schultz, W. (2000). Reward-related neuronal activity during go-nogo task performance in primate orbitofrontal cortex. *Journal of neurophysiology*, 83(4) :1864–1876.
- [Tsal, 1989] Tsal, Y. (1989). Do illusory conjunctions support feature integration theory? a critical review of theory and findings. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 15 :394–400.
- [T’so et al., 1986] T’so, D., Gilbert, C., and Wiesel, T. (1986). Relationship between horizontal interactions and functional architecture in cat striate cortex as revealed by cross-corelation analysis. *Journal of Neuroscience*, 6 :1160–1170.
- [Uhl et al., 1991] Uhl, F., Franzen, P., Lindiger, G., Lang, W., and Deecke, L. (1991). On the functionality of the visually deprived occipital cortex in the early blind persons. *Neuroscience Letters*, 124 :256–259.
- [von der Malsburg, 1981] von der Malsburg, C. (1981). The correlation theory of brain function. *MPI Biophysical Chemistry, Internal Report. Reprinted in Models of Neural Networks II (1994), E.Domany, J.L.van Hemmen, and K.Schulten, eds. (Berlin :Springer)*, 81-2.
- [von Neumann, 1951] von Neumann, J. (1951). *Cerebral Mechanisms in Behavior - The Hixon Symposium.*, chapter The general and logical theory of automata., pages 1–31. J. Wiley and Sons, N.Y, I.a. jeffress, ed. edition.
- [von Neumann and Burks, 1966] von Neumann, J. and Burks, A. W. (1966). *Theory of self-reproducing automata*. University of Illinois Press.
- [Walter and Schulten, 1993] Walter, J. and Schulten, K. (1993). Implementation of self-organizing neural networks for visio-motor control of an industrial robot. *IEEE transactions on Neural Networks*, 4(1) :86–95.
- [Wang et al., 2000] Wang, S., Scott, B., and Wojtowicz, J. (2000). Heterogenous properties of dentate granule cells in the adult rat. *Journal of Neurobiology*, 42 :248–257.
- [Watkins, 1989] Watkins, C. (1989). *Learning from delayed rewards*. PhD thesis, Cambridge university.

- [Widrow and Hoff, 1960] Widrow, B. and Hoff, M. (1960). Adaptative switching circuits. In *IRE WESTCON convention record*, volume 4, pages 96–104.
- [Wiemer, 2003] Wiemer, J. (2003). The time-organized map algorithm : Extending the self-organizing map to spatiotemporal signals. *Neural Computation*, 15 :1143–1171.
- [Willshaw and von der Malsburg, 1976] Willshaw, D. and von der Malsburg, C. (1976). How patterned neural connections can be set up by self-organization. In *Proceedings of the R. Soc. Lond.,B*, volume 194, pages 431–445.

Résumé

Cette thèse vise à réaliser un asservissement sensori-moteur, en vue de l'employer dans le domaine de la robotique, en utilisant des algorithmes s'inspirant de la biologie corticale. Nous espérons, en agissant ainsi, reproduire au mieux les qualités de robustesse, d'uniformité de structure et d'adaptabilité dont le cortex est pourvu. Nous avons basé notre modèle, au niveau computationnel, sur le principe des automates cellulaires étendus, ce qui nous amène à programmer des unités au sein de cartes, qui représentent chacune l'équivalent, en biologie, d'une carte corticale. Nous orientons l'évolution de ces unités afin d'obtenir des effets émergents, au niveau des cartes, qui les amènent à former une boucle perceptivo-motrice.

Par ailleurs, nous considérons que percevoir, c'est se préparer à agir. Cela nous conduit à devoir concilier notre conception holistique de la perception avec le fait que les multiples modalités de la perception sont chacune représentées par une carte séparée dans notre modèle, comme dans le cortex. Le cœur de cette thèse est ainsi consacré à la réalisation d'une liaison entre modalités, qui doit être limitée afin de préserver la faisabilité computationnelle de notre modèle, ce qui nous amène à contraindre fortement l'organisation et l'apprentissage dans nos modules modaux. Tout en employant des calculs locaux, nous nous sommes attachés à ce que chaque unité, dans chaque carte de notre modèle, réalise un compromis entre les influences propres à la modalité à laquelle elle appartient et les influences des autres cartes permettant de maintenir la cohérence multimodale de notre modèle.

Mots-clés: Réseau de neurones, Multimodalité, Auto-organisation, Boucle perceptivo-motrice.

Abstract

This thesis aims at setting up a sensory-motor loop, that can be used in robotics, while using biologically, and more precisely cortically, inspired algorithms. We hope this method allows to reproduce the robustness, structural uniformity and adaptability that are some of the most remarkable qualities of the cortical substrate. From a computational point of view, our model is based on extensions of the cellular automata. This brings us to program units within maps, each of these maps representing a biological cortical map. We design updating mechanisms for these units leading to emergent effects within the maps, so that sensory-motor loops stand.

In addition, we think that perceiving is the same as preparing an action. We therefore have to balance our holistic view of perception with the fact that the multiple modalities of perception are each represented on a different map in our model, as it is the case in the cortex. That is why the major part of this thesis aims at creating an algorithm designed to link the modal maps, while keeping the number of links low for computational reasons. This creates strong constraints on both the organization and the learning algorithm of our modal maps. While we used strictly local computations, each unit, in each map in our model, realizes a compromise between local influences of the map and influences from the other maps, that allow our model to keep a multi-modal coherence.

Keywords: Neural networks, Multi-modality, auto-organization, sensory-motor loop.

