Apprentissage spatial de corrélations multimodales par des mécanismes d'inspiration corticale

Mathieu Lefort

▶ **To cite this version:**

Mathieu Lefort. Apprentissage spatial de corrélations multimodales par des mécanismes d'inspiration corticale. Réseau de neurones [cs.NE]. Université de Lorraine, 2012. Français. NNT : 2012LORR0106 . tel-01749206v2

HAL Id: tel-01749206
https://theses.hal.science/tel-01749206v2

Submitted on 23 Nov 2012

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.

UNIVERSITÉ DE LORRAINE

École doctorale IAEM Lorraine

Département de formation doctorale en informatique

Apprentissage spatial de corrélations multimodales par des mécanismes d'inspiration corticale

THÈSE

pour l'obtention du

Doctorat de l'université de Lorraine

(spécialité informatique)

par

Mathieu Lefort

Composition du jury

Président :	Jean-Christophe Buisson, Professeur, ENSEEIHT
Rapporteurs :	Arnaud Revel, Professeur, Université de La Rochelle Hugues Berry, CR HDR, INRIA Rhône-Alpes
Examinateurs :	Benoît Girard, CR HDR, CNRS ISIR Yann Boniface, MCF, Université de Lorraine
Directeur de thèse :	Bernard Girau, Professeur, Université de Lorraine

Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications — UMR 7503

Loria
Laboratoire lorrain de recherche en informatique et ses applications

Mis en page avec la classe thloria.

À tous ceux qui ont trouvé ou trouveront un intérêt à lire ce manuscrit ou à me côtoyer.

Remerciements

Je tiens à remercier l'ensemble de mes rapporteurs, Arnaud Revel et Hugues Berry, pour avoir accepter de prendre le temps d'évaluer mon travail et de l'avoir commenté de manière constructive malgré les délais relativement serrés. Je remercie également mes examinateurs, Benoît Girard et Jean-Christophe Buisson, ce dernier ayant également accepté de présider mon jury, pour l'ensemble des remarques qu'ils ont pu faire durant ma soutenance afin d'améliorer mon travail. Je tiens également à rendre hommage à Bernard, mon directeur de thèse, et Yann, mon codirecteur officieux, pour l'encadrement de mon travail. Tous les conseils et les avis qu'ils m'ont donné m'ont permis de commencer à tracer mon propre chemin dans le monde des neurosciences computationnelles et plus généralement dans celui de la recherche.

Le travail présenté dans ce manuscrit, bien que n'étant signé que de mon nom, est le résultat de multiples acteurs par les discussions constructives que j'ai pu avoir avec eux et qui m'ont apporté une vision d'autres domaines ou tout simplement une solution technique à mes problèmes. L'ensemble des membres présents et passés de l'équipe Cortex que j'ai pu cotoyé rentre bien évidemment dans ce descriptif (Jérémy, Nicolas, Wahiba, Thierry, ...). Je tiens ici à remercier tout particulièrement trois personnes qui ont eu un rôle prépondérant dans mes travaux. Premièrement, Thomas Girod qui m'a initié aux formidables propriétés de la règle BCM que j'ai massivement utilisé dans mes travaux et qui m'a évité bien des écueils. Deuxièmement, Jean-Charles Quinton (mon amant de Majorque) qui, au cours de nos multiples discussions passionnantes, m'a apporté un nouveau regard sur mon travail et m'a fait découvrir le monde merveilleux des théories sensori-motrices. Troisièmement, Frédéric Alexandre qui m'a éclairé à de nombreuses reprises les méandres du fonctionnement cortical et qui n'a pas son égal pour trouver une référence adéquate.

Je tiens également à remercier chaleureusement toutes les personnes que j'ai pu côtoyé durant ma vie sociale extra professionnelle (bien que dans notre domaine vie sociale et vie professionnelle se recoupent fortement) pour tout ce qu'elle ont pu m'apporter. Je tiens en particulier à mentionner Geoffray, Vincent et Maxime (mon Sam) qui m'ont initié à la vie nancéienne, aux jeux de sociétés et au fromage et ont également eu un rôle majeur durant ma période difficile de rédaction de thèse. Je tiens enfin à remercier tout particulièrement Isabelle pour ce qu'elle m'apporte depuis 4 ans et pour m'avoir (sup)porté tout ce temps et en particulier pendant ma rédaction.

Table des matières

Introduction **3**

I Multimodalité et environnement **9**

1 Structure corticale et traitement de l'information **11**

1.1 Les neurones . . . 11

1.1.1 Description biologique . . . 11

1.1.2 Description fonctionnelle et modélisation . . . 12

1.2 La colonne corticale . . . 15

1.2.1 Description biologique . . . 15

1.2.2 Description fonctionnelle et modélisation . . . 17

1.3 Les aires fonctionnelles . . . 19

1.3.1 Description biologique . . . 19

1.3.2 Description fonctionnelle et modélisation . . . 22

1.4 Plasticité corticale . . . 24

1.4.1 Description biologique . . . 24

1.4.2 Description fonctionnelle . . . 25

1.5 Conclusion . . . 26

2 La multimodalité au cœur de notre perception du monde **29**

2.1 Approches sensorimotrices et intégration multimodale . . . 29

2.1.1 Notion d'affordance . . . 30

2.1.2 Perception active . . . 30

2.1.3 Multimodalité . . . 31

2.2 Manifestations multimodales chez l'homme à un niveau psychologique . . . 31

2.2.1 Modalités concordantes spatialement et temporellement . . . 32

2.2.2 Modalités non concordantes spatialement ou temporellement . . . 33

2.2.3 La synesthésie : une intégration multimodale inhabituelle . . . 35

2.3 Les mécanismes corticaux multimodaux au niveau du neurone . . . 35

2.3.1 Réponse neuronale . . . 35

2.3.2 Évolution de la réponse neuronale . . . 36

2.4 Les mécanismes corticaux multimodaux au niveau du cortex . . . 37
2.4.1 Les aires multimodales . . . 37
2.4.2 Au niveau du cortex . . . 40
2.5 Conclusion . . . 41

3 Modèle bio inspiré pour l'apprentissage multimodal 43
3.1 Cadre général et modèles existants . . . 44
3.1.1 Cadre général . . . 44
3.1.2 Modèles appliqués en robotique . . . 45
3.1.3 Modèles en neurosciences . . . 47
3.2 Modèle SOMMA . . . 49
3.2.1 Problématique . . . 49
3.2.2 Principes généraux . . . 51
3.2.3 Description générale . . . 53
3.3 Conclusion . . . 56

II Apprentissage topologique de corrélations monomodales 57

4 L'auto-organisation comme structure de l'information monomodale 61
4.1 Cartes auto-organisatrices . . . 62
4.1.1 Fonctionnement . . . 62
4.1.2 Propriétés . . . 63
4.1.3 Cartes de Kohonen . . . 63
4.1.4 Utilisation des cartes auto-organisatrices dans notre architecture . . . 66
4.2 Théorie des champs neuronaux continus . . . 68
4.2.1 Description . . . 68
4.2.2 Propriétés . . . 69
4.2.3 La CNFT comme étage de sélection d'une carte de Kohonen . . . 71
4.3 Conclusion . . . 79

5 L'étage sensoriel comme support actif de l'information sensorielle 81
5.1 Règles de plasticité hebbiennes . . . 81
5.1.1 La règle de Hebb et de Oja . . . 82
5.1.2 La règle CLO, une règle hebbienne bidirectionnelle . . . 83
5.1.3 La STDP . . . 83
5.2 La règle BCM et ses variantes . . . 84
5.2.1 Description . . . 85
5.2.2 Propriétés . . . 87
5.2.3 Intégration de la règle BCM 93
5.3 Modulation de l'activité dans la règle BCM . . . 95
5.3.1 Description . . . 95
5.3.2 Propriétés . . . 96

5.3.3 Utilisation de la règle BCM modulée comme étage de sélection 97
5.4 Conclusion 100

6 Le modèle SOMMA dans un cadre monomodal 105
6.1 Modèle 106
6.1.1 Étage sensoriel 106
6.1.2 Étage perceptif 110
6.2 Expérimentations 112
6.2.1 Protocole 113
6.2.2 Dynamique de l'auto-organisation 114
6.2.3 Auto-organisation de corrélations 117
6.2.4 Représentation de l'environnement 119
6.2.5 Généralisation de la représentation 121
6.2.6 Réduction de dimensionnalité 122
6.2.7 Robustesse 123
6.2.8 Images naturelles 124
6.3 Conclusion 128

III Apprentissage topologique de corrélations multimodales 129

7 La topographie comme structure de l'information multimodale 133
7.1 Mise en relation multimodale 134
7.1.1 Interconnexion des cartes modales 134
7.1.2 Influence sur les perceptions modales 134
7.2 Apprentissage des corrélations multimodales 136
7.2.1 Apprentissages modaux contraints 136
7.2.2 Plasticité des connexions multimodales 140
7.3 Emergence d'une perception multimodale unifiée 143
7.3.1 Stimuli modaux corrélés multimodalement 143
7.3.2 Stimuli modaux proches d'une corrélation multimodale 143
7.3.3 Stimuli relevant de corrélations multimodales différentes 145
7.4 Généralisation des corrélations multimodales 145
7.5 Conclusion 147

8 La carte modale comme support actif de l'information modale 151
8.1 L'influence multimodale sur l'apprentissage sensoriel 151
8.1.1 Les propriétés attendues 152
8.1.2 Efficacité de la modulation sur l'apprentissage BCM 152
8.2 La règle BCMu 156
8.2.1 Équations 156
8.2.2 Propriétés 157
8.3 Utilisation de la règle BCMu au sein de l'architecture SOMMA 160

8.3.1 Entrées reçues . . . 161
8.3.2 Propriétés nécessaires à l'apprentissage des poids montants . . . 161
8.3.3 Plasticité des corrélations multimodales . . . 163
8.3.4 Taux de régulation adaptatif . . . 164
8.4 Conclusion . . . 164

9 Le modèle SOMMA dans un cadre multimodal 167
9.1 Modèle . . . 168
9.1.1 Étage sensoriel . . . 168
9.1.2 Étage cortical . . . 170
9.1.3 Étage perceptif . . . 173
9.2 Expérimentations . . . 174
9.2.1 Protocole . . . 174
9.2.2 Dynamique de l'auto-organisation conjointe . . . 175
9.2.3 Influence des auto-organisations modales . . . 176
9.2.4 Apprentissage de corrélations multimodales . . . 176
9.2.5 Généralisation de la représentation . . . 181
9.2.6 Unification multimodale de la perception . . . 182
9.2.7 Robustesse . . . 183
9.3 Conclusion . . . 188

10 Discussion et perspectives 191
10.1 Discussion . . . 191
10.2 Perspectives . . . 193
10.2.1 Études complémentaires . . . 193
10.2.2 Utilisation du modèle dans un contexte plus large . . . 194
10.2.3 Interaction avec l'environnement . . . 196

Annexes 199

A Implémentation du modèle SOMMA 199
A.1 Adaptation du modèle . . . 199
A.1.1 Paramètres adaptatifs pour la règle BCM . . . 199
A.1.2 Modifications pour l'activité perceptive . . . 200
A.2 Implémentation logicielle . . . 201
A.2.1 DANA/NADA . . . 201
A.2.2 Calcul des champs neuronaux . . . 202
A.3 Complexité et temps de calcul . . . 202

B Paramètres utilisés dans nos expérimentations 205
B.1 Carte modale isolée . . . 205
B.1.1 Équations . . . 205
B.1.2 Paramètres . . . 206

B.2 Modèle SOMMA 206
B.2.1 Paramètres 207

C Profil de réponse BCM **209**

D Étude mathématique de la règle BCMu **211**
D.1 Système étudié 211
D.1.1 Stimuli non modulés 212
D.1.2 Stimuli modulés et non modulés 214
D.2 Remarque 214

E Publications **217**

Bibliographie **219**

Glossaire

codage tabulaire/discrimination : Une unité utilisant un codage tabulaire pour représenter l'information a une réponse maximale si le stimulus reçu contient un motif, qui est dit discriminé par l'unité. La réponse de l'unité aux autres stimuli dépend de la similarité, calculée par une fonction, entre le stimulus reçu et le motif discriminé.
neurone à prototype : Neurone fournissant un codage tabulaire de l'information. Le motif discriminé par l'unité est le prototype qui a la même taille que celle des stimuli reçus. La fonction de similarité est généralement prise comme une gaussienne, fonction de la distance euclidienne entre le stimulus et le prototype.
auto-organisation : Organisation des discriminations des unités au sein d'une carte de telle sorte que deux unités proches dans la carte aient des discriminations proches. Ce type d'auto-organisation correspond à celui trouvé généralement dans les cortices sensoriels des mammifères.
champ récepteur d'un neurone : Zone du cerveau d'où proviennent les connexions afférentes à ce neurone.
organisation topographique : Mode d'organisation des connexions des neurones tel que des neurones proches ont des champs récepteurs proches, se recouvrant en partie.
homéostasie : Mécanisme visant à réguler une valeur et plus particulièrement dans cette thèse, l'activité de sortie d'un neurone.
calculs décentralisés : Mode de calcul visant à répartir le calcul d'une fonction globale dans plusieurs unités de calculs, chaque unité ne traitant qu'une partie de l'information globale.
calculs locaux : Mode de calcul tel que les informations reçues par une unité de calcul proviennent d'autres unités de calculs se trouvant topologiquement proches.
apprentissage continu (aussi appelé "on line learning" en anglais) : Absence de séparation entre les phases d'apprentissage et d'exploitation de cet apprentissage, les deux se déroulant de manière simultanée.
apprentissage progressif : L'apprentissage d'une fonction est découpé en plusieurs étapes pouvant se superposer. Chaque étape ne peut commencer qu'une fois que l'étape précédente a atteint un certain stade.
sensation : Représentation non intégrée d'un stimulus par plusieurs unités, chaque unité représentant l'information qu'elle reçoit sans communiquer avec les autres unités
perception : Représentation intégrée d'un stimulus par plusieurs unités après communication des informations entre les unités.
dimension apparente/dimension intrinsèque : Un flux de données est constitué d'une succession de vecteurs de taille fixe de valeurs captées dans un environnement. Cette taille correspond à la dimension apparente du flux. La dimension intrinsèque correspond à la dimension de l'espace d'où proviennent les stimuli. Par exemple, si le flux d'entrée correspond aux images fournies par une caméra de résolution 640×400 de la position tridimensionnelle d'un spot lumineux, alors la dimension apparente du flux est égale à $640 * 400 = 256000$ et sa dimension intrinsèque est 3.
corrélation monomodale (ou corrélation modale) : Motif spatial se répétant et apparaissant régulièrement dans plusieurs stimuli d'un flux d'entrée monomodal. D'un point de vue mathématique, une corrélation représente un sous-espace de l'espace d'où proviennent les stimuli du flux.
corrélation multimodale : Même définition que dans le cas monomodal, mais dans le cas où le flux est constitué d'un ensemble de modalités. Il en découle qu'une corrélation multimodale correspond à un ensemble de corrélations monomodales qui sont dites reliées multimodalement.

généralisation : Capacité du modèle à fournir deux activités proches mais différentes en réponse à la réception de deux stimuli proches, de façon à pouvoir représenter un espace continu malgré un substrat de calcul fini.

Introduction

People love chopping wood. In this activity one immediately sees results.

Albert Einstein

Les réflexions autour des thématiques de l'intelligence et de la cognition se révèlent être des questions difficiles car elles obligent à porter un regard introspectif sur ce que certains philosophes décrivent comme le propre de l'homme. Le domaine de l'intelligence artificielle se penche sur ces questions en recherchant les moyens d'automatiser les processus mentaux conscients. L'intelligence artificielle a été définie par Marvin Lee Minsky en 1956 comme visant à "la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique".

Les premiers travaux en intelligence artificielle se sont orientés vers le raisonnement logique à partir de symboles. En pratique, un opérateur fournit une représentation symbolique du monde au système. Ce dernier manipule ces représentations, généralement en utilisant des règles logiques, et fournit en sortie d'autres symboles, interprétés par l'opérateur. Ces approches symboliques sont déconnectées du monde réel puisque l'opérateur joue le rôle d'interface entre le monde et le système. Elles partaient cependant de l'hypothèse que la difficulté de la cognition résidait dans ce traitement de représentations symboliques et non dans la création de ces symboles représentant le monde réel. On a découvert depuis que la création d'une représentation symbolique du monde nécessite également un processus cognitif. Bien que insuffisantes à elles seules pour répondre à la problématique de la création d'une entité autonome interagissant avec l'environnement, les méthodes symboliques ont permis d'obtenir des résultats intéressants tels que les langages informatiques ou des méthodes de preuves formelles du fonctionnement de programmes informatiques par exemple.

À l'opposé des approches symboliques haut niveau, certains travaux se sont penchés sur des architectures purement réactives, ne nécessitant pas de représentation interne du monde. Les tortues de Braintenberg sont un des premiers exemples de ce courant. Ces robots, ayant la forme d'une tortue, disposent de deux capteurs de lumière et de deux roues motrices. Suivant les branchements effectués, le robot adopte un comportement différent. Si chaque capteur est branché sur la roue du même côté, le robot tourne vers la lumière et adopte donc un comportement de recherche de lumière. Au contraire, si chaque capteur est branché sur la roue opposée, le robot va fuir la lumière. Ces expériences ont pour intérêt de montrer que l'émergence d'un comportement peut résulter d'une architecture simple, voire même dans ce cas minimaliste. Les travaux de Brooks, qui défend l'idée que le monde est son meilleur modèle, se situent dans le même courant d'architectures réactives. Il propose ainsi des architectures, dites par *subsumption*, fondées sur la compétition entre différents comportements réactifs hiérarchisés. Bien que ces architectures ne fournissent aucun mécanisme de raisonnement, elles permettent de construire des agents se déplaçant de manière autonome dans l'environnement et dont le comportement, d'un point de vue extérieur, est complexe et peut être perçu comme intelligent.

Les architectures réactives permettent la construction d'entités capables d'agir de manière autonome dans l'environnement. Cependant, elles ne répondent pas à la problématique de l'apprentissage de ces comportements. Piaget a étudié le développement psychologique de l'enfant, développement qu'il a découpé en plusieurs stades. L'enfant présente, dans un premier stade, ce que Piaget appelle une intelligence sensori-motrice. Dans cette phase, l'enfant interagit avec le monde extérieur en utilisant une coordination spatio-temporelle, c'est-à-dire des structures répétitives présentes dans son interaction sensori-motrice. Cela signifie en particulier que l'enfant ne dispose alors pas de représentation symbolique de l'environnement. Ce stade de l'intelligence semble ainsi faire parti des prémices de la construction de formes d'intelligence plus évoluées dans les autres phases du développement, comme le raisonnement abstrait, la planification d'actions, le langage, ... Partant de cette constatation, les théories écologistes et sensori-motrices défendent deux idées principales. Premièrement, la perception de l'environnement ne peut ré-

sulter que de l'interaction avec cet environnement, rendant par là-même active la notion de perception. Gibson définit alors la notion d'affordance d'un objet comme l'ensemble des actions potentielles s'y référant. Ainsi un verre n'est pas uniquement défini par un ensemble de sensations (visuelle, somatosensorielle, ...) mais il l'est également par ses affordances comme "remplir de", "boire", ... Deuxièmement, un agent, pour percevoir son environnement, recherche des contingences, c'est-à-dire des structures répétitives dans l'espace sensori-moteur créé par son interaction avec l'environnement. Certains chercheurs, comme O'Regan et Noë, vont même jusqu'à proposer l'hypothèse que la notion d'objet serait définie comme étant un invariant sensori-moteur. Selon cette théorie, par exemple, la perception visuelle d'une ligne verticale ne relèverait pas de l'activation de neurones de la rétine placés en ligne verticale mais de l'invariant translationnel qu'elle produit, à savoir qu'un mouvement vertical des yeux fournit la même sensation rétinienne.

En parallèle des approches classiques de l'intelligence artificielle, les neurosciences sont un champ de recherche visant l'étude architecturale et fonctionnelle du cerveau, organe qui est supposé jouer un rôle important dans notre capacité à agir dans l'environnement. Au sein des neurosciences, les neurosciences computationnelles s'intéressent plus particulièrement à la compréhension des phénomènes cérébraux d'un point de vue algorithmique. Le cerveau est un système connexionniste, ce qui signifie que sa dynamique et ses capacités complexes de traitement de l'information émergent par l'interaction de modules de calculs simples que sont les neurones. La compréhension du traitement de l'information dans le cerveau nous apparaît particulièrement intéressante à intégrer dans la construction d'entités dotées d'intelligence artificielle pour trois raisons.

D'un point de vue informatique, l'utilisation d'une approche connexionniste oblige à utiliser un angle de réflexion différent pour la résolution des problématiques soulevées par le domaine de l'intelligence artificielle. L'être humain est d'ailleurs la preuve vivante de l'efficacité de cette approche.

D'un point de vue fonctionnel, le cerveau dispose de propriétés qui nous semblent pertinentes à l'évolution d'une entité autonome dans un environnement réel. En particulier, le cerveau fait preuve d'une capacité d'adaptation particulièrement remarquable. Premièrement, le cerveau est capable de traiter des flux d'informations changeants. Cela est non seulement illustré par notre capacité à agir et à apprendre dans un environnement inconnu mais également, et de manière plus frappante, par la plasticité corticale chez les personnes handicapées. Chez ces personnes, les aires du cerveau habituellement dédiées au traitement de l'information de la ou des sensations lésées sont recrutées pour d'autres tâches fonctionnelles. Cela se traduit généralement par une capacité perceptive plus importante dans les sensations intactes des personnes handicapées par rapport aux personnes valides. Deuxièmement, le cerveau peut rester fonctionnel, même avec un comportement dégradé, malgré des lésions parfois importantes.

Du point de vue des neurosciences computationnelles, la création de modèles informatiques utilisant une architecture inspirée de celle du cerveau peut apporter un éclairage rétrospectif sur le traitement de l'information effectué par le cerveau.

Notre travail s'intéresse à l'utilisation de paradigmes provenant du domaine des neurosciences dans le cadre des approches sensori-motrices. Comme nous l'avons mentionné précédemment, les théories sensori-motrices soulignent l'importance de la détection de régularités dans le flux sensori-moteur d'une entité en interaction avec son environnement. Or, le monde extérieur est perçu via de multiples canaux sensoriels apportant chacun une information parcellaire et spécifique. Ainsi, la multimodalité, à savoir l'unification des informations provenant des différents canaux sensoriels, est une problématique majeure pour les théories sensori-motrices comme cela est souligné dans les travaux de Gibson et de Berthoz. La multimodalité est cependant une thématique peu étudiée dans la littérature. Certaines études psychologiques aident à mettre en évidence cette capacité de mise en cohérence des différentes modalités chez l'humain. Un des exemples les plus révélateurs est connu sous le nom d'effet Mac Gurk. Il consiste à présenter à un sujet la vidéo des lèvres d'un individu prononçant le phonème /ga/ simultanément à une bande sonore sur laquelle est enregistrée le son /ba/. Le sujet perçoit alors indéniablement le son /da/, ce qui peut être interprété comme une mise en cohérence des signaux visuo auditifs. Cette illusion est d'autant plus remarquable qu'elle ne nécessite aucun temps d'adaptation et qu'elle persiste même lorsque le sujet est conscient de son existence.

Dans le cadre de ce manuscrit, nous proposons un modèle qui traite plus spécifiquement de la question de la représentation de l'information contenue dans un flux de données multimodales. Notre modèle se doit donc de répondre à de multiples problématiques.

La représentation des informations présentes dans le flux de données nécessite un apprentissage et une détection d'informations pertinentes dans le flux d'entrée. Nous avons opté dans notre travail pour une approche sensori-motrice, c'est-à-dire que les informations pertinentes recherchées correspondent à des régularités du flux de données.
Les différentes informations modales doivent être unifiées au sein d'une représentation multimodale cohérente. Dans notre modèle, cette unification s'appuie sur les connaissances actuelles provenant du domaine des neurosciences, à propos du traitement multimodal de l'information qui a lieu dans le cortex, et des expériences psychologiques qui nous fournissent également des indices sur ce traitement.
Le modèle doit être capable de représenter un monde continu à partir d'un substrat de calcul fini. Pour cela, nous avons choisi d'utiliser un échantillonnage de l'espace d'entrée, échantillonnage qui est utilisé pour extrapoler la représentation de données inconnues.

De plus, la résolution de ces différentes problématiques s'inscrit dans la poursuite de deux objectifs principaux.
Premièrement, nous cherchons ainsi à introduire une robustesse du traitement de l'information, ressemblant à celle montrée par le cortex, qui est absente des approches informatiques classiques. Dans ce but, nous utilisons une architecture connexionniste et des contraintes fonctionnelles fortes telles que la localité du calcul, sa décentralisation dans des unités de traitement simples, combinée à des apprentissages continus et non supervisés.
Deuxièmement, notre modèle propose une solution originale à la question de la mise en relation des différentes informations multimodales consistant en un traitement modulaire et générique de l'information. Outre le fait de permettre à notre modèle de traiter indifféremment tout type de flux de données multimodales, cela permet d'apporter un éclairage sur le traitement multimodal de l'information qui pourrait avoir lieu dans le cortex.
La satisfaction de ces deux objectifs passe, dans notre modèle, par l'utilisation d'un apprentissage progressif qui facilite, selon nous, la construction d'architectures connexionnistes complexes et modulaires de traitement de l'information.

Dans la partie I de ce manuscrit, nous présentons plus en détail le cadre de travail de notre étude et nous décrivons précisément la problématique abordée par notre travail. Dans le premier chapitre de cette partie, nous présentons certaines connaissances actuelles sur l'architecture et sur le fonctionnement général du cortex. Cette présentation nous permet de mettre en lumière les remarquables propriétés du traitement de l'information qui y est effectué ainsi que les paradigmes fonctionnels à l'origine de ces propriétés, dans le but de les transposer dans notre modèle informatique. Le second chapitre se focalise sur la question de la mise en relation de différentes modalités abordée selon différents points de vue. Nous présentons ainsi les informations que peuvent nous apporter les approches théoriques, les expérimentations psychologiques et les observations biologiques du cortex. Dans le troisième chapitre, nous discutons des différents modèles existants dans la littérature qui ont traité de la question de la multimodalité dans le cadre des approches sensori-motrices. Nous précisons également la problématique à laquelle répond notre modèle et présentons le fonctionnement général et les principes fondateurs de ce dernier. Les différents paradigmes utilisés dans notre modèle pour répondre à la problématique posée sont détaillés dans les parties 2 et 3.

La partie II s'intéresse plus particulièrement au traitement de l'information provenant d'une modalité. Le premier chapitre de cette partie introduit le paradigme des cartes auto-organisatrices et des champs neuronaux dynamiques qui permettent la représentation topologique d'un espace d'entrée continu. Dans le second chapitre, nous présentons la règle d'apprentissage BCM qui offre un apprentissage non supervisé de régularités présentes dans un flux d'entrée. Dans le troisième chapitre, nous mettons en relation l'ensemble de ces paradigmes au sein de notre modèle de carte modale générique qui permet le traitement d'une information modale.

La partie III discute de l'intégration de ces différents processus monomodaux au sein d'un traitement multimodal de l'information. Dans le premier chapitre, nous détaillons la mise en relation de différentes cartes modales permettant une prise en compte des différentes informations modales au sein de chaque carte. Dans le deuxième chapitre, nous modifions notre modèle de carte modale afin qu'il s'intègre dans cette architecture multimodale. Dans le troisième chapitre, nous illustrons le fonctionnement de notre modèle avec différents flux de données multimodales afin de valider ses propriétés.

Première partie

Multimodalité et environnement

Chapitre 1

Structure corticale et traitement de l'information

Les théories énactives et celles fondées sur l'*embodiment* soutiennent que l'émergence d'un raisonnement intelligent ne peut apparaître qu'à travers une interaction active avec l'environnement, ce qui nécessite l'existence d'un corps. Cependant, le cerveau, en particulier le cortex cérébral, apparaît comme le siège principal de nos capacités de traitement de l'information et de raisonnement. L'apparition de cet organe est le résultat d'une évolution naturelle de plusieurs millions d'années. Le fil de l'évolution a ainsi fait apparaître des capacités de traitement de l'information rendant possible la réalisation de processus complexes mais également la survie dans un environnement changeant. À ce titre, le traitement de l'information effectué par le cerveau constitue une source d'inspiration particulièrement pertinente dans la recherche de la création d'une entité autonome dotée d'intelligence artificielle.

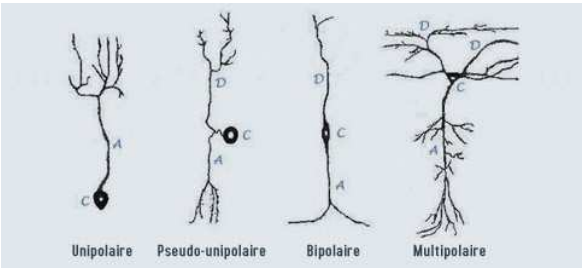
Nos travaux se situent dans le champ des neurosciences computationnelles qui s'intéressent aux modèles calculatoires informatiques s'appuyant sur des principes à l'œuvre dans le cerveau. Le but de nos travaux, en plus de participer à éclairer les mécanismes corticaux, est de nous inspirer de l'architecture du cortex afin d'apporter certaines de ses propriétés inhérentes à un traitement automatique de l'information. Dans ce chapitre, nous présentons certaines des connaissances actuelles sur l'architecture du cortex cérébral à plusieurs niveaux de représentation. Ce chapitre ne prétend pas être exhaustif sur la diversité biologique mais il présente certains principes biologiques fondamentaux dont nous nous sommes inspirés dans le but d'une application en informatique. Notre description part du niveau neuronal pour aller au niveau de l'aire fonctionnelle en passant par la colonne corticale. Nous donnons pour chaque niveau une description biologique de l'unité fondamentale ainsi qu'une interprétation possible du traitement de l'information que cette unité peut effectuer. Nous présentons également certains des mécanismes de plasticité à l'œuvre dans le cortex, en particulier la plasticité synaptique.

1.1 Les neurones

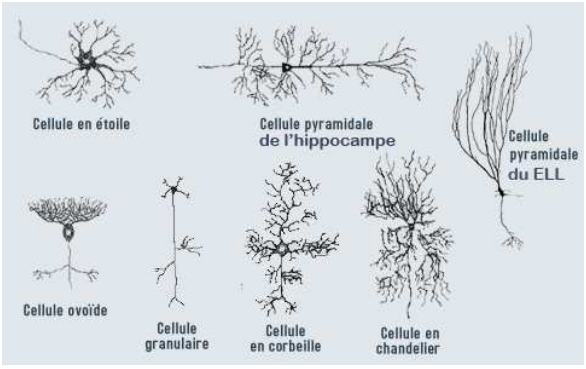
1.1.1 Description biologique

Anatomie

Il existe une très grande variété de formes de neurones selon leur localisation dans le cerveau (voir figure 1.1 et pour plus d'informations se reporter à [Ramón y Cajal, 1909]). Notre objectif n'est pas de détailler les différentes catégorisations qui en ont été faites mais d'en présenter rapidement l'architecture et le fonctionnement communs. Les neurones reçoivent et transmettent l'information sous forme de potentiels d'actions (voir paragraphe suivant). Cette information circule depuis les dendrites d'un neurone jusqu'à son corps cellulaire puis se propage le long de son axone où la transmission de l'information vers d'autres neurones est assurée par des synapses situées à l'extrémité de l'arbre dendritique. On estime qu'un neurone est connecté à environ 10^4 autres neurones et que le cerveau en compte 10^{10}.



(a) grandes classes de neurones



(b) différents neurones multipolaires

FIGURE 1.1 – Les neurones présentent une grande diversité biologique mais leur structure s'organise de façon commune autour d'un arbre dendritique 'D', d'un corps cellulaire 'C' et d'un axone 'A'. En (a) les grandes familles de neurones. En (b), même au sein d'une même famille, ici les neurones multipolaires, la diversité est de mise. Tiré de [Harvey-Girard, 2005]

Potentiels d'action

Les informations transmises par les neurones sont contenues dans des trains de potentiels d'actions (*spikes* en anglais). Un potentiel d'action correspond à une variation forte et rapide du potentiel de membrane du neurone, défini comme la différence de charge entre l'intérieur et l'extérieur du neurone. Parallèlement à la multiplicité de la forme des neurones, il existe de nombreux types d'émissions de trains de potentiels d'actions suivant les neurones. Cependant, la forme d'un potentiel d'action est similaire pour tous les neurones (voir figure 1.2).

La transmission des potentiels d'actions d'un neurone à un autre se déroule au niveau des synapses qui sont principalement chimiques chez l'homme adulte (voir figure 1.3). L'arrivée d'un potentiel d'action dans le neurone présynaptique entraîne la modification du potentiel de membrane du neurone postsynaptique. La force de cette modification, correspondant à l'efficacité de la synapse, dépend de plusieurs facteurs comme la quantité de neurotransmetteurs libérés, le nombre de récepteurs sur les dendrites du neurone postsynaptique mais également les types de neurotransmetteurs et de capteurs qui varient selon les neurones.

Les interactions neurotransmetteur/capteur peuvent se classer en deux catégories : celles qui provoquent une dépolarisation du neurone postsynaptique et celles qui génèrent une hyperpolarisation. Dans le premier cas, le neurone présynaptique est dit excitateur car lorsqu'il émet un potentiel d'action il tend à générer un potentiel d'action dans le neurone postsynaptique. Dans le second cas, le neurone est dit inhibiteur car il tend à rendre le neurone postsynaptique inactif.

1.1.2 Description fonctionnelle et modélisation

D'un point de vue fonctionnel, un neurone peut être considéré comme un intégrateur d'informations. Il reçoit en entrée des informations sous la forme de différents trains de potentiels d'actions provenant des neurones présynaptiques auxquels il est connecté, ce qui modifie son potentiel membranaire. Cette modification peut donner lieu à l'émission d'un potentiel d'action qui est alors propagé à l'ensemble des neurones connectés à son arbre axonique. Bien que la dynamique d'émission de trains de potentiel d'action soit différente suivant les neurones, elle reste simple en comparaison des capacités dont peut faire preuve le cortex. La vision d'un neurone comme unité intégratrice d'informations se place ainsi dans un cadre connexionniste, cadre dans lequel l'interaction entre des unités de calculs simples fournissent une dynamique complexe à l'ensemble.

Il est communément admis que les informations transmises entre les neurones sont contenues dans les potentiels d'actions. Cependant, l'encodage de l'information par les potentiels d'actions est encore

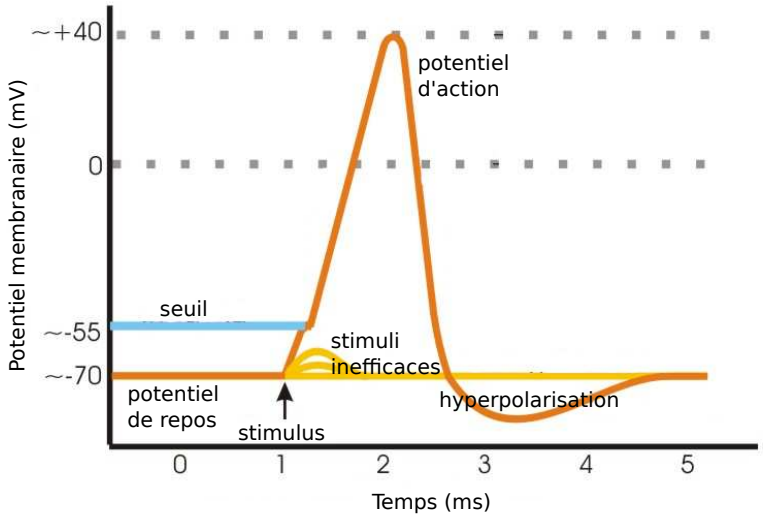


FIGURE 1.2 – L'arrivée de potentiels d'actions d'autres neurones par les dendrites modifie le potentiel membranaire du neurone. Si ce potentiel dépasse un seuil, généralement vers -55mV, cela provoque un mécanisme complexe d'échanges ioniques générant sa dépolarisation rapide et forte. Il change alors brusquement de polarité (de -55mV à +40mV), ce qui correspond à l'émission d'un potentiel d'action. Le potentiel membranaire revient ensuite à son potentiel de repos situé autour de -70mV après une phase d'hyperpolarisation. Pendant cette phase, dite période réfractaire, le neurone ne peut plus émettre d'autres potentiels d'actions. Si un stimulus n'a pas été assez fort pour générer un potentiel d'action alors le potentiel membranaire revient progressivement à son potentiel de repos. Adapté de Wikipedia (`http://en.wikipedia.org/wiki/File:Action_potential_vert.png`)

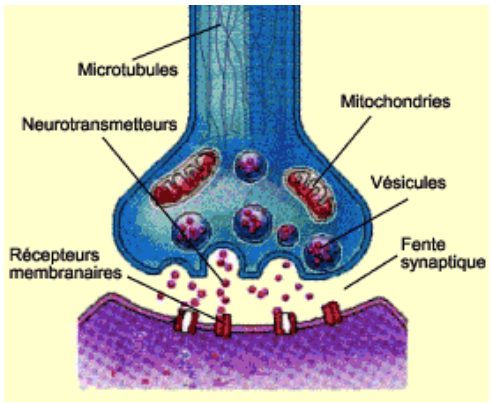


FIGURE 1.3 – La transmission du message nerveux électrique d'un neurone à l'autre se fait de manière chimique au niveau de la synapse. L'arrivée d'un potentiel d'action au niveau d'une synapse provoque la libération, par le neurone présynaptique, de neurotransmetteurs chimiques qui sont alors captés par les dendrites du neurone postsynaptique. Cette capture modifie le potentiel membranaire du neurone postsynaptique ce qui peut alors engendrer la création d'un potentiel d'action dans ce neurone. Tiré de `http://lecerveau.mcgill.ca`

méconnue et donne lieu à deux hypothèses non exclusives. La première considère que l'information est codée par le temps d'émission des potentiels d'actions (*time coding* en anglais). Cette hypothèse s'appuie

sur le fait que le temps nécessaire à la reconnaissance de certains stimuli est suffisamment rapide pour ne permettre l'émission que d'un potentiel d'action par neurone se situant dans la chaîne entre le senseur et l'actuateur [VanRullen et al., 2005]. La seconde hypothèse suggère que l'information se situe dans les fréquences de décharge des neurones (*rate coding* en anglais). Des neurones dont la fréquence de décharge varie suivant la direction du mouvement à effectuer ont été trouvés, entre autres, dans le cortex moteur (voir par exemple [Georgopoulos et al., 1982]). Ces deux hypothèses ont donné lieu à deux grandes familles de modèles de neurones.

Modèles de neurones à potentiels d'actions

Certains modèles de neurones à potentiels d'actions proposent la modélisation précise de l'évolution du potentiel de membrane d'un axone de neurone biologique. L'un des premiers modèles a été proposé par Hodgkin et Huxley et se fonde sur l'observation de neurones géants de calamars [Hodgkin and Huxley, 1952]. Ce modèle est formé par un système couplé d'équations différentielles décrivant l'évolution d'un système électrique dont les équations correspondent à l'évolution du potentiel de membrane du neurone provoquée par les canaux ioniques du neurone. Certains modèles ont proposé une simplification de ces équations différentielles (voir par exemple [Fitzhugh, 1961, Nagumo et al., 1962]).

D'autres modèles simulent de manière plus simplifiée l'évolution du potentiel de membrane d'un neurone, ce qui permet une simulation informatique plus rapide. Les plus connus sont les modèles *Integrate and Fire* (littéralement "intègre et tire") et *Leaky Integrate and Fire* (littéralement "intègre et tire à fuite"). La modification du potentiel membranaire résulte de l'arrivée de potentiels d'actions provenant de neurones présynaptiques. Lorsque ce potentiel dépasse un seuil, un potentiel d'action est émis. Le potentiel est alors réinitialisé à une valeur de repos, en prenant en compte la période réfractaire.

La fonction remplie par un neurone biologique pourrait être celle d'un détecteur de coïncidence temporelle. En effet, l'action d'un unique neurone présynaptique est généralement insuffisante pour générer un potentiel d'action dans le neurone postsynaptique. Autrement dit, un potentiel d'action ne peut résulter que de l'action conjointe de plusieurs neurones excitateurs dans un court laps de temps. La prise en compte de la temporalité des potentiels d'actions permet d'obtenir une dynamique émergente riche et complexe dans le cadre de réseaux de neurones informatiques à potentiel d'action. En contrepartie, de par la richesse de cette dynamique émergente, les propriétés spatio-temporelles de cette dernière sont complexes à prévoir. Cela complexifie également la construction d'un réseau de neurone en vue de l'obtention d'une propriété fonctionnelle souhaitée, en particulier pour des propriétés haut niveau. De plus, la simulation de ces réseaux nécessite des temps de simulation important résultant de la modélisation relativement fine des phénomènes biologiques.

Modèles de neurones fréquentiels

Les modèles de neurones fréquentiels échangent entre eux des valeurs numériques. Ils peuvent être de deux types.

Dans un premier type de modèles, ces valeurs représentent la fréquence de décharge instantanée du neurone, calculée sur une fenêtre temporelle. La sortie $y(t)$ du neurone au temps t est égale à l'application d'une fonction non linéaire F sur la somme pondérée des activités présynaptiques, considérée comme un potentiel de membrane :

$$y(t) = F(\sum_i w_i(t)x_i(t))$$

avec $x_i(t)$ l'activité du $i^{\text{ème}}$ neurone présynaptique et $w_i(t)$ l'efficacité de la synapse reliant le neurone au $i^{\text{ème}}$ neurone présynaptique (voir la section 1.1.1). La fonction F peut par exemple correspondre à la modification du potentiel membranaire et en particulier à la différence de comportement liée au franchissement du seuil d'activation (voir par exemple le modèle de McCulloch et Pills [McCulloch and Pitts, 1943]). D'un point de vue fonctionnel, le neurone réalise ainsi une intégration non linéaire des données reçues en entrées, correspondant aux activités présynaptiques.

Un autre modèle de neurones fréquentiels est le neurone à prototype. Dans ce modèle, la sortie $y(t)$ du neurone est égale à la distance entre les activités d'entrée et un prototype, correspondant à un ensemble,

dit discriminé, de valeurs d'activités présynaptiques :

$$y(t) = F(d(\mathbf{w}(t) - \mathbf{x}(t)))$$

avec F une fonction décroissante, d une distance, $\mathbf{w}(t) = (w_i(t))_i$ les efficacités synaptiques et $\mathbf{x}(t) = (x_i(t))_i$ les activités présynaptiques. Bien que ce calcul d'activité semble s'éloigner de considérations biologiques, il permet de reproduire le comportement de certains neurones moteurs présentant un codage tabulaire. Avec ce codage, la réponse des neurones est maximale pour une orientation de mouvement discriminée et décroissante avec la distance entre le mouvement effectué et le mouvement discriminé [Baraduc, 1999, Georgopoulos et al., 1982].

La fonction d'un neurone fréquentiel dépend du type de modèle choisi et des paramètres mais elle peut s'apparenter de manière générale à un filtre spatial. L'activité du neurone dépend des activités en entrées et n'est forte que pour certaines configurations de valeurs. Ce type de neurones permet ainsi d'utiliser des fonctions calculatoires plus variées facilitant la construction d'une architecture connexionniste, tout en conservant une plausibilité biologique du comportement. Toutefois, l'utilisation d'un codage fréquentiel fait disparaître la notion temporelle qui devient alors plus difficile à traiter.

1.2 La colonne corticale

1.2.1 Description biologique

Structure laminaire

Le cortex cérébral se situe à la périphérie supérieure du cerveau et son épaisseur varie de 2 à 4mm chez l'homme. Sur toute sa surface, le cortex présente une structure laminaire homogène en six couches (voir figure 1.4). Chaque couche est définie par le type et l'organisation des neurones qui la composent mais également par ses connectivités. Le thalamus, une structure sous corticale représentant, entre autres, des informations sensorielles, se projette principalement dans la couche IV, dite granulaire. Cette couche reçoit également des entrées corticales qui représentent 90% de la connectivité entrante [Martin, 2002]. Les couches I à III dites supra granulaires sont connectées à d'autres zones du cortex. Les couches V et VI dites infra granulaires se situent à proximité de la matière blanche et contiennent des neurones dont les axones se projettent dans des structures sous corticales. Ces couches infra granulaires sont également la source et la destination de connexions vers d'autres zones du cerveau. Cette description simplifiée correspond aux connexions observables au sein d'une aire sensorielle mais semble généralisable dans ses principes généraux à tout le cortex, permettant ainsi de tirer des principes calculatoires génériques à l'ensemble du cortex (voir section 1.3). Pour plus de détails sur la structure corticale, le lecteur est invité à se reporter aux ouvrages suivants [Kandel et al., 1991, Thomson and Lamy, 2007].

Mini et macro colonnes

Mountcastle [Mountcastle, 1957] a formalisé une structuration verticale du cortex traversant les six couches décrites dans la section précédente. Le cortex serait organisé comme la juxtaposition bidimensionnelle de colonnes corticales de $500\mu m$ de diamètre, parfois appelées macro colonnes. Ces dernières seraient composées de mini colonnes corticales de $50\mu m$ de diamètre. Cette architecture se fonde à la fois sur des considérations anatomiques et fonctionnelles.

Lorente de Nó a observé, par coloration, que les neurones présentent une forte connectivité verticale [Lorente, 1938]. La colonne corticale correspondrait alors à un ensemble de neurones excitateurs et inhibiteurs connectés entre eux verticalement, deux colonnes différentes recevant des fibres thalamiques différentes dans leur couche IV [Lund et al., 2003]. Pour plus de détails sur la nature des neurones et leur relation au sein d'une colonne, le lecteur est invité à se reporter à [Grimbert, 2008]. Par ailleurs, en étudiant le développement cortical chez le singe, Rakic a montré que les neurones s'interconnectaient en une structure verticale [Rakic, 1971], qui correspondrait à la notion de micro colonne.

Mountcastle a étudié l'activité corticale dans le cortex somatosensoriel du chat au moyen d'électrodes [Mountcastle, 1957]. Il a constaté que lorsque ces électrodes étaient plantées perpendiculairement à la surface corticale, l'activité était similaire pour un même stimuli dans toute sa surface. Au contraire,

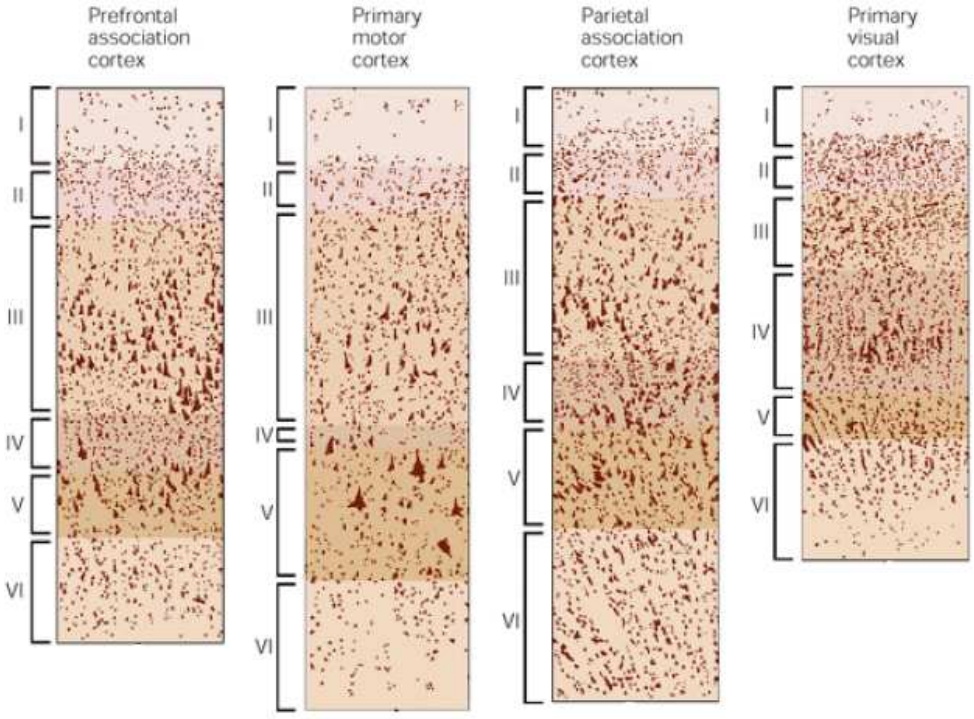


FIGURE 1.4 – Le cortex, quelle que soit la zone considérée, présente une structure composée de six couches d'épaisseur variable. Chaque couche est définie par le type de neurones qu'elle contient et ses connexions avec les autres zones corticales ou sous corticales. En particulier, la couche IV reçoit les entrées provenant du thalamus. Ainsi, dans le cortex sensoriel (à droite), la couche IV est plus développée que dans le cortex moteur ($2^{\text{ème}}$ en partant de la gauche). Pour plus de précisions sur les différentes aires corticales, se reporter à la section 1.3. Tiré de [Kandel et al., 1991]

lorsque les électrodes étaient insérées de manière oblique, les activités étaient différentes. Ces observations rendent possible la définition physiologique de la colonne corticale comme une unité de traitement des entrées thalamiques, chaque mini colonne fournissant un traitement différent de l'information au sein d'une même colonne. Une telle architecture peut refléter l'organisation discrète du cortex visuel observé par Hubel et Wiesel chez le chat. Chaque mini colonne est sensible à une orientation différente et chaque colonne corticale a le même champ récepteur au niveau de la rétine [Hubel and Wiesel, 1963]. De plus, en observant la connectivité cortico corticale dans le cortex visuel de différents mammifères, on constate deux phénomènes (voir par exemple [Bosking et al., 1997] pour le scandentien et [Sincich and Blasdel, 2001] pour le singe) : d'abord, une connectivité uniforme dans un rayon de l'ordre de grandeur de 300 μm, puis au delà, des "patchs" où les axones ciblent des zones spécifiques du cortex qui présentent les mêmes propriétés, ici la sélectivité à l'orientation (voir figure 1.5). Les connectivités proches pourraient correspondre aux relations entre les mini colonnes d'une même colonne corticale. Les patchs lointains seraient des connexions entre des mini colonnes de différentes colonnes corticales qui présentent le même traitement de l'information.

Bien que la notion de colonne corticale telle que proposée par Mountcastle corresponde à certaines observations biologiques, celle-ci reste sujette à débat. Par exemple, Hubel et Wiesel ont proposé l'idée d'une colonne corticale en tant que structure non discrète afin de refléter l'organisation continue des orientations observée dans le cortex visuel du macaque [Hubel and Wiesel, 1974]. De manière plus générale, la structure anatomique de la colonne corticale est difficile à observer du fait de la difficulté à faire des enregistrements parfaitement perpendiculaires à la surface corticale mais également du fait de la connectivité importante entre les neurones qui lisse les différences de champs récepteurs. De plus, d'un point de vue physiologique, aucune relation claire entre la structure anatomique de la colonne et son

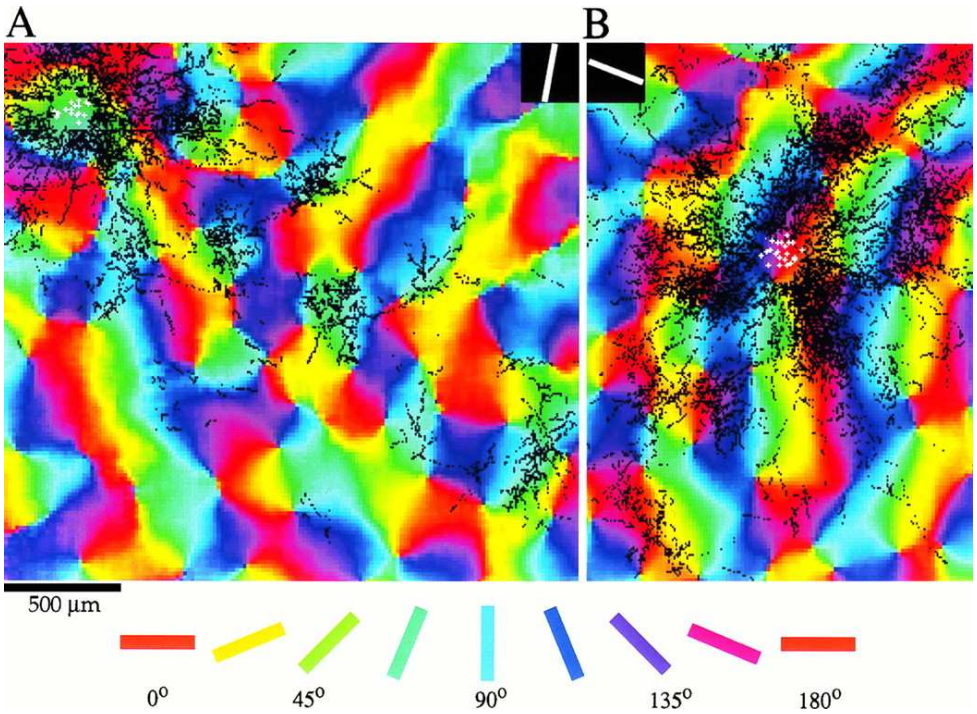


FIGURE 1.5 – Représentation en codage couleur des sélectivités observées dans le cortex visuel des scandentiens. Les traits noirs correspondent à la coloration des axones due à l'injection de traceurs au niveau des croix blanches. En (A) (respectivement en (B)) l'injection est faite dans une zone sélective à une orientation de 80° (respectivement 160°). On peut observer que la connectivité est uniforme dans un rayon d'environ 300 μm, puis au delà elle cible des zones dont l'orientation est identique. Par ailleurs, nous pouvons constater que les sélectivités à l'orientation sont auto-organisées, c'est-à-dire que deux zones proches dans le cortex visuel sont sensibles à deux orientations proches. Tiré de [Bosking et al., 1997]

possible rôle fonctionnel dans le calcul cortical n'a été mis en lumière pour l'ensemble du cortex. Pour une revue détaillée des connaissances et des controverses sur la notion de colonne corticale, le lecteur est invité à se référer à [Horton and Adams, 2005].

1.2.2 Description fonctionnelle et modélisation

Une mini colonne peut être vue comme une structure générique recevant un flux montant, un flux modulateur et envoyant un flux sortant. Ces flux correspondent respectivement, d'un point de vue biologique, aux entrées thalamiques et aux connexions corticales supra et infra granulaires. D'un point de vue du traitement de l'information, la mini colonne fournit ainsi une activité de sortie en fonction des informations arrivant par le flux montant. Le flux modulateur sert à influencer la fonction d'entrée sortie.

Modèle de Burnod

Burnod propose un modèle de colonne corticale constitué d'un étage supra granulaire et d'un étage infra granulaire [Burnod, 1990]. L'étage supra granulaire est connecté aux étages supra granulaires d'autres colonnes corticales. L'étage infra granulaire reçoit des entrées provenant de l'environnement et sert également d'étage de sortie. Une colonne peut être dans trois états : inhibé, sensibilisé ou activé. Si la colonne ne reçoit de stimulation dans aucun de ses étages, elle est dite inhibée et son activité de sortie est alors nulle. Si la colonne reçoit une stimulation supra ou infra granulaire, elle passe alors dans un état sensibilisé mais son activité reste nulle. Seule la combinaison de la stimulation des deux étages peut provoquer une activité de sortie. Ainsi, si un but à atteindre est représenté par la sensibilisation d'une colonne via

son étage supra granulaire, cette colonne transmet son état sensibilisé aux colonnes auxquelles elle est connectée et ainsi de suite, ce qui forme des chaînes d'activations. Lorsque cette sensibilisation atteint une colonne dont l'étage infra granulaire est stimulé par l'état courant de l'environnement, cette colonne s'active, ce qui provoque une modification de l'environnement. Cette action sur l'environnement entraîne alors la stimulation de l'étage granulaire d'une autre colonne sensibilisée, provoquant son activation et ainsi de suite jusqu'à la réalisation de la tâche. Burnod propose ainsi que la colonne corticale soit l'unité fondamentale de calcul cortical dans le cas d'une tâche sensorimotrice en boucle fermée.

Modèle de Guigon

Guigon a proposé un modèle de colonne corticale comme unité fondamentale de traitement cortical et dont l'architecture s'éloigne de celle observée biologiquement [Guigon and Clement, 1993]. La colonne corticale est constituée de couches, chaque couche dispose d'un flux d'entrée sur lequel elle applique un codage tabulaire (voir section 1.1) et l'activité de sortie de chaque couche module celle des autres couches. La modification de la force des modulations entre les différentes couches permet l'apprentissage des relations existantes entre les différents flux d'entrée. Ce modèle a en particulier été utilisé pour l'apprentissage de transformation de représentations sensorimotrices d'un repère à un autre.

Modèle de Ménard

Dans le modèle proposé par Ménard [Ménard, 2006], une colonne corticale est constituée d'un ensemble de mini colonnes disposant chacune de trois étages (thalamique, cortical et compétitif). Chaque colonne corticale, appelée carte dans le modèle, reçoit un flux d'entrée dans une modalité. L'étage thalamique de chaque mini colonne fournit un codage à prototype (voir section 1.1) sur ce flux d'entrée. Le flux modulateur provient d'une connectivité entre les mini colonnes d'une même carte et de mini colonnes d'autres cartes et est traité par les étages corticaux et compétitifs. Ce flux engendre une compétition au sein de chaque carte puisque seules certaines mini colonnes peuvent être actives, c'est-à-dire avoir une activité non nulle dans l'étage compétitif. Cette compétition permet l'apparition d'une auto-organisation contrainte des sélectivités des mini colonnes au sein de chaque carte, à savoir que deux colonnes proches ont une sélectivité proche. Ce modèle permet de retrouver l'architecture et le fonctionnement des colonnes corticales défendus par Mountcastle, c'est-à-dire, pour rappel, une colonne corticale constituée de plusieurs mini colonnes proposant un traitement fonctionnel différent du même flux d'entrée. Le modèle proposé par Ménard a été utilisé pour l'apprentissage de relations multimodales.

Indices de Ballard

Ballard défend l'idée que les aires corticales (voir la section 1.3) seraient organisées suivant plusieurs indices (voir figure 1.6). Le premier indice correspond à la notion de macro colonne. Au sein de chaque macro colonne, les données sont organisées suivant un deuxième indice correspondant à la notion de mini colonne. L'utilisation combinée de ces deux indices peut engendrer des discontinuités des discriminations au niveau de la carte, telles que l'on peut les observer dans le cortex visuel. Soulignons que, suivant les indices choisis, qui dépendent en partie de la connectivité reçue, la représentation des données ainsi que la fonction d'une colonne corticale sont modifiées.

La mini colonne corticale dans notre modèle

Dans notre travail, nous avons choisi d'utiliser la mini colonne corticale comme unité de calcul de base de notre modèle (voir le chapitre 3). L'utilisation d'un ensemble de neurones comme unité élémentaire permet de nous affranchir de certains mécanismes biologiques bas niveau. Ainsi, nous pouvons utiliser des fonctions calculatoires de plus haut niveau qu'un neurone tout en conservant une approche connexionniste. De plus, le choix d'un niveau d'abstraction supérieur à celui du neurone permet de disposer de données biologiques plus importantes des points de vue qualitatif et quantitatif sur les connexions entre unités élémentaires et donc sur leur fonction probable. Enfin, une telle approche permet la modélisation de structures à plus grande échelle en conservant un temps de simulation relativement limité et une plausibilité biologique du comportement.

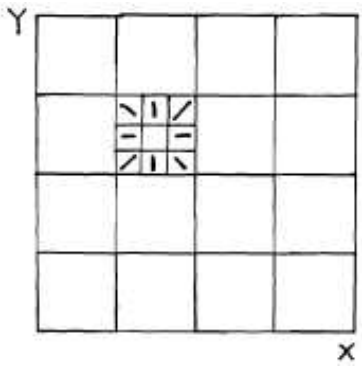


FIGURE 1.6 – Ballard propose que les aires corticales soient organisées suivant deux indices. Sur ce schéma, l'organisation d'une aire visuelle est représentée. Le premier indice, noté par les lettres X et Y correspond à la localisation spatiale sur la rétine. Pour chaque valeur du premier indice, correspondant à la notion de colonne corticale, les données sont organisées suivant un second indice, ici l'orientation, correspondant à la notion de mini colonne. Tiré de [Ballard, 1986]

1.3 Les aires fonctionnelles

1.3.1 Description biologique

Découpage anatomique et fonctionnel

Une cartographie du cerveau a été proposée suivant des critères anatomiques tels que les sillons qu'il présente à sa surface et les différences d'épaisseur des couches corticales. Ce découpage définit des aires corticales numérotées dites aires de Brodmann. Le cerveau a également été découpé selon des critères physiologiques donnant lieu à une autre cartographie où le nom de chaque aire est défini par rapport à sa fonction principale présumée. Ces deux découpages ne sont pas identiques mais des correspondances existent comme par exemple l'aire 17 de Brodmann qui correspond fonctionnellement à l'aire visuelle primaire (voir la figure 1.7). Nous utilisons la description fonctionnelle des aires corticales, dans la suite de ce manuscrit, car elle nous semble plus appropriée à une étude du traitement de l'information faite par le cortex.

Le découpage fonctionnel du cerveau fait apparaître des grandes catégories d'aires corticales (voir [Masterton and Berkley, 1974]). Tout d'abord, il existe des aires dites sensorielles car elles reçoivent des entrées sensorielles via le thalamus. Il existe plusieurs aires corticales pour le traitement de chaque sens généralement appelées par la première lettre de la sensation et par un numéro indiquant sa hiérarchie dans le traitement (voir le paragraphe suivant), par exemple V1, V2, V3, V4 et V5 pour la vue. Ensuite, certaines aires sont dites associatives car elles reçoivent des connexions provenant d'aires de différentes sensations. Leur rôle supposé est de créer une représentation du monde à partir des différentes perceptions fournies par les sens (voir le chapitre 2 pour plus de détails). Enfin, certaines aires dites motrices sont reliées aux muscles, via des structures sous corticales, et permettent ainsi un contrôle moteur.

Organisation hiérarchique

Nous avons vu dans la section 1.2 que les connectivités d'une colonne corticale au sein d'une aire sensorielle définissent trois flux principaux : un en couche IV que nous appelons par la suite flux montant, un pour les couches I à III que nous appelons flux cortical et un en couches V et VI que nous nommons flux sortant. Cette structure globale peut être généralisée à toutes les zones du cortex et nous la décrivons ici plus précisément. Le flux cortical peut être affiné en deux flux : le flux latéral et le flux descendant. Le premier correspond à des connexions arrivant dans les couches II et III et provenant de colonnes se situant dans la même aire corticale fonctionnelle. Le second arrive dans toutes les couches supra granulaires et provient de colonnes d'une autre aire corticale. Le flux montant, lui, peut provenir de

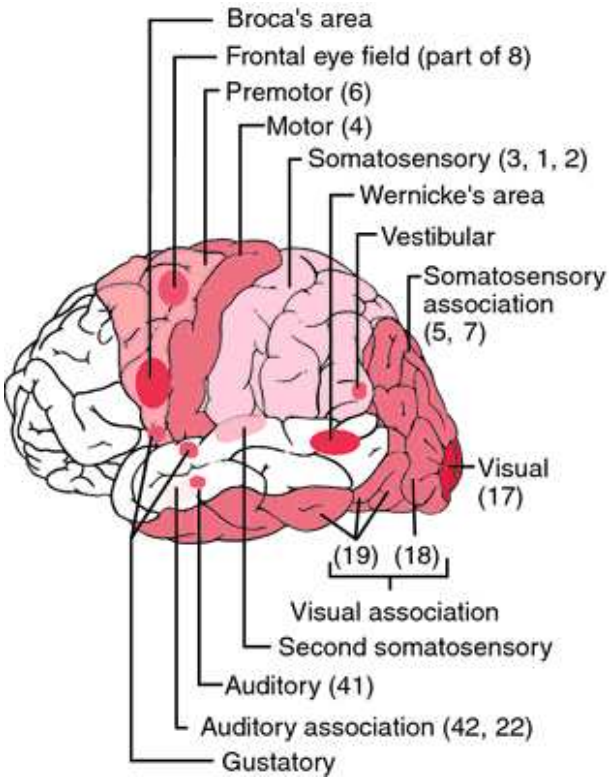


FIGURE 1.7 – Découpage fonctionnel du cortex. Le numéro des aires de Brodmann correspondantes est également indiqué le cas échéant. Tiré de `medical-dictionary.thefreedictionary.com`

connexions thalamiques ou de la sortie de colonnes d'autres aires corticales. Pour plus de précisions sur les différentes connectivités, le lecteur est invité à se référer à [Johansson and Lansner, 2007].

Les flux montant et descendant définissent ainsi une hiérarchie entre les aires corticales au sein du cortex. Une aire A est dite de plus haut niveau qu'une aire B si l'aire A reçoit des connexions montantes de B, ce qui est généralement couplé au fait que B reçoit des connexions descendantes de A. Cette relation d'ordre partiel engendre un modèle hiérarchique à plusieurs niveaux. Des aires sont sur un même niveau si elles n'ont pas de relation entre elles ou si elles ont des relations réciproques de même type.

Cette structure hiérarchique a donné lieu à une interprétation hiérarchique du traitement de l'information dans le cortex qui peut être simplifiée comme suit. Les entrées thalamiques se projettent dans les aires sensorielles primaires qui, elles mêmes, se projettent successivement dans les autres aires sensorielles de la même modalité de plus haut niveau dites aires sensorielles secondaires et tertiaires. Ces différentes aires sensorielles d'une même modalité fournissent un traitement de l'information de plus haut niveau à mesure que l'on monte dans la hiérarchie. Par exemple, l'aire V1 détecte, entre autres, des contours et des couleurs alors que l'aire V5, plus haute dans la hiérarchie des aires visuelles, est capable de détecter des mouvements et des vitesses (pour plus d'informations sur la hiérarchie visuelle se reporter à [Van Essen and Maunsell, 1983]). Les aires sensorielles de plus haut niveau se projettent dans les aires associatives qui sont reliées aux aires motrices dont le flux de sortie est relié, indirectement, aux muscles. Dans ce traitement hiérarchique de l'information, pour chaque connexion montante, il existe généralement une connexion descendante fournissant des connexions bidirectionnelles entre les aires. Ces connexions permettent par exemple d'influer le traitement de l'information vers la réalisation d'un but précis. Nous verrons plus en détail dans le chapitre 2 et en particulier dans la section 2.4.2 les remises en cause de ce traitement de l'information à la vue des récentes observations anatomiques.

Connectivité topographique

Le champ récepteur d'une colonne corticale est défini comme la zone d'où proviennent les connexions afférentes reçues par la colonne au travers du flux montant. L'observation de ces champs récepteurs a amené à la constatation qu'ils étaient organisés de manière topographique. Cela signifie que deux colonnes proches ont des champs récepteurs proches, ce qui correspond à une intersection importante entre les champs récepteurs (voir figure 1.8). Cette propriété se retrouve dans le cortex de différentes espèces. Elle a, par exemple, été observée dans le cortex visuel primaire de mammifères [Ding and Marotte, 1997] et d'insectes [Kunes et al., 1993] et s'appelle dans ce cas rétinotopie. Elle a également été trouvée dans le cortex auditif primaire [Weisz et al., 2004] chez l'humain (on parle alors de tonotopie) et même dans le cortex olfactif [O'leary et al., 1999]. En dehors des connectivités afférentes des aires sensorielles primaires, provenant de structures sous corticales, des traces d'une organisation topographique ont également été trouvées dans les connectivités inter corticales [Hagler Jr and Sereno, 2006, Tanaka, 1997]. Il semblerait également que le cortex moteur soit organisé de manière somatotopique [Gould et al., 1986]. Par ailleurs, même en supprimant l'activité neuronale dans le cortex chez un embryon de souris, on observe l'apparition de connectivités topographiques [Verhage et al., 2000]. La connectivité topographique présente dans le cortex pourrait relever non pas d'un apprentissage mais de phénomènes biologiques contrôlés par une expression génétique.

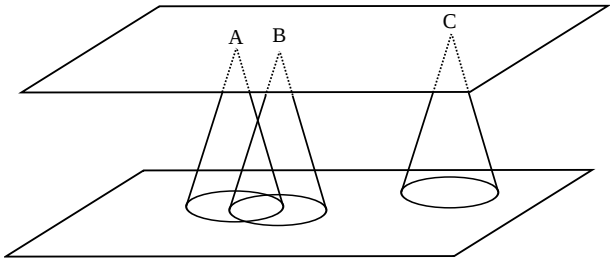


FIGURE 1.8 – Avec une connectivité topographique, les champs récepteurs de deux colonnes voisines (A et B) se recouvrent fortement. Au contraire, deux colonnes distantes (A et C) ont des champs récepteurs complètement disjoints.

Cependant, les connectivités topographiques sont d'autant moins observées que l'on monte dans la hiérarchie, des aires sensorielles aux aires associatives. Par exemple, les connectivités montantes reçues par une aire visuelle située dans le sillon antérieur ectosylvien ne semblent pas présenter de profil topographique sur toute l'aire mais uniquement en certains endroits [Mucke et al., 1982]. Aucune connexion topographique n'a non plus été trouvée pour une aire auditive située également dans le sillon antérieur ectosylvien (voir le chapitre 39 de [Calvert et al., 2004]). De manière générale, cette absence de topographie pour les aires haut niveau pourrait résulter, non pas d'une absence de ce type de connexions, mais de leur non détection. Il est en effet plus difficile de détecter des connectivités topographiques lorsque l'on s'élève dans la hiérarchie. Les connectivités prennent en compte des facteurs de magnification ou de distortion d'autant plus importants que les informations reçues sont de haut niveau [Allman and Kaas, 1974, Nelson et al., 1980].

Auto-organisation

Nous avons vu dans la section précédente qu'une colonne corticale était constituée de plusieurs mini colonnes, chacune effectuant un calcul spécifique sur les mêmes entrées. Dans le cas de l'aire visuelle primaire V1, ces mini colonnes présentent, entre autres, une sélectivité à l'orientation. Cela signifie qu'une mini colonne répond fortement si l'on présente une barre avec une orientation particulière dite discriminée. En observant ces discriminations au niveau de l'aire, nous pouvons remarquer qu'elles sont organisées spatialement de manière continue (voir figure 1.5). On parle alors d'auto-organisation de l'aire corticale. Cette continuité spatiale des discriminations concerne non seulement les discriminations des mini colonnes au sein d'une même colonne corticale mais également les différentes colonnes recevant un flux afférent

topographique. Nous pouvons cependant remarquer que dans certaines zones, appelées *pinwheels*, la continuité est rompue et présente l'ensemble des sélectivités autour d'un point central.

Les mécanismes d'auto-organisation corticales sont répandus dans le cortex sensoriel. On peut les observer par exemple dans le cortex auditif primaire chez le chat et le primate [Schreiner, 1995]. L'organisation se fait alors selon plusieurs critères tels que la fréquence sonore, son intensité ou sa localisation spatiale, ce qui engendre des ruptures de continuité. Toutefois, cette auto-organisation n'existe pas chez toutes les espèces. En particulier, il a été observé que l'organisation des orientations dans le cortex visuel du rat n'était pas continue [Ohki et al., 2005]. Elle présente des patchs de sélectivités qui forment une organisation dite en "poivre et sel" (voir figure 1.9).

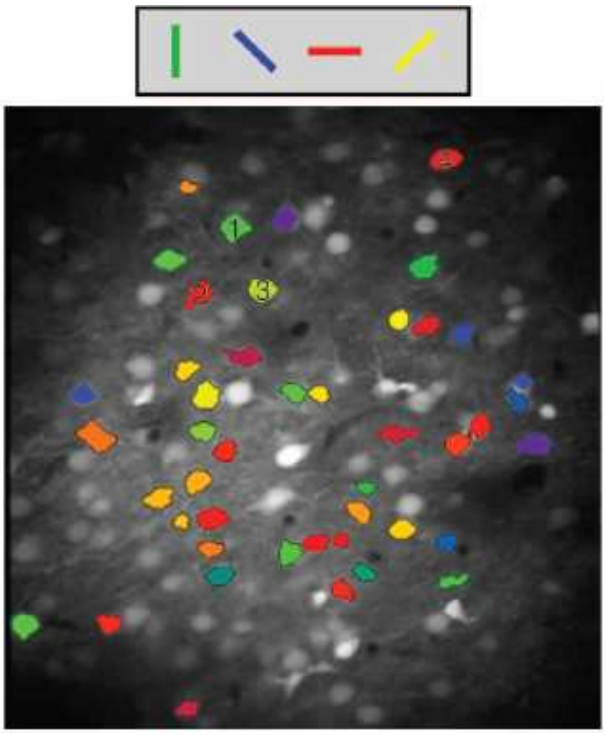


FIGURE 1.9 – Représentation en codage couleur de la sélectivité à l'orientation dans le cortex visuel du rat. On observe que les discriminations sont regroupées par patchs et forment ainsi une organisation non continue dite en "poivre et sel". Tiré de [Ohki et al., 2005]

1.3.2 Description fonctionnelle et modélisation

Une description du fonctionnement cortical au niveau de l'aire ne permet plus de rentrer dans le cadre connexionniste. En effet, les fonctions effectuées par les aires sont complexes et peuvent concerner plusieurs traitements simultanés. Pourtant, un tel niveau de description permet de mieux comprendre la structure globale du traitement cortical de l'information à un niveau macroscopique ainsi que les principaux flux de données. De plus, c'est à ce niveau que l'on peut observer les propriétés émergentes de la mise en relation des neurones comme l'auto-organisation des aires sensorielles.

Découpage en aires corticales

Ballard a étudié de manière théorique la taille nécessaire à une aire corticale pour la représentation d'un flux sensoriel d'entrée sous la forme d'un codage tabulaire [Ballard, 1986]. En considérant qu'une aire reçoit des connexions de k unités corticales et que chacune de ces unités peut prendre N valeurs, alors le nombre total de combinaisons possibles est N^k. Il en résulte, selon lui, que le nombre de neurones

nécessaires dans une aire risque de croître exponentiellement avec le nombre de connexions reçues. D'un point de vue cortical, le traitement de toutes les informations sensorielles dans une seule aire amènerait alors non seulement à un très grand nombre de neurones mais également à plus de connexions, chaque neurone recevant l'ensemble des informations. Or un trop grand nombre de neurones et d'axones peut poser problème d'un point de vue physiologique ne serait ce qu'à cause de la taille limitée de la boîte crânienne (voir [Schmidt-Nielsen, 1984] pour plus de détails). Le découpage de l'espace d'entrée utilisé par le cortex par l'utilisation de multiples aires corticales résout ce problème.

L'utilisation de plusieurs aires corticales permet également de représenter et de traiter l'information de différentes manières [Barlow, 1986]. En effet, il a été observé que les connexions latérales, existant au sein d'une aire, s'étalaient dans une zone au diamètre relativement constant, quelle que soit la taille de l'aire observée. Ainsi, la taille de l'aire corticale permet de moduler le niveau de représentation de l'information pour la même zone spatiale encodée et donc d'influer sur le traitement de l'information (voir figure 1.10). Dans une grande aire, une colonne va être connectée latéralement à d'autres colonnes ayant des champs récepteurs semblables, amenant à une mise en relation locale de l'information. Au contraire, dans une petite aire, les colonnes vont être mises en relation avec des colonnes ayant des champs récepteurs très différents permettant une comparaison plus globale de l'information. Par exemple, l'aire V5 chez le singe qui détecte des mouvements et réalise donc une mise en relation d'informations éloignées est d'une taille dix fois inférieure à l'aire V1 qui procède, entre autres, à la détection locale de direction [Allman and Kaas, 1971, Allman et al., 1985].

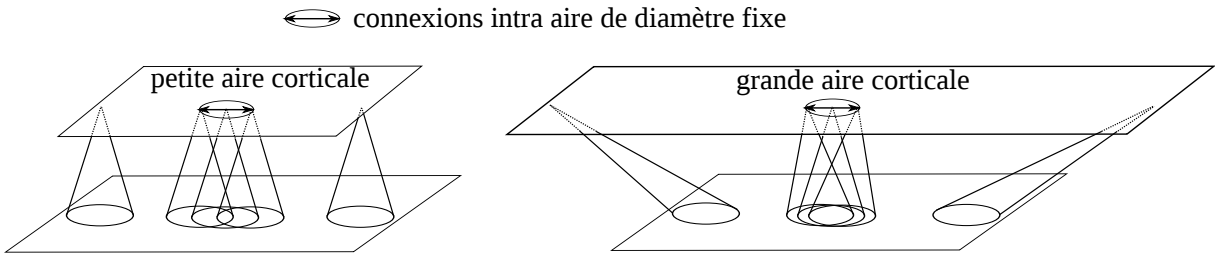


FIGURE 1.10 – Pour un espace d'entrée donné, la taille de l'aire influe sur la répartition spatiale du traitement de ces entrées. Deux unités neuronales proches vont recevoir des entrées plus proches dans le cas d'une grande aire que dans celui d'une aire de petite taille. Comme le diamètre des connexions inter aire est fixe, une aire de grande taille permettra une mise en relation locale de l'information, tandis qu'une aire de petite taille fournira un traitement global.

Organisation hiérarchique

L'organisation hiérarchique des aires corticales, combinée à l'agrandissement des champs récepteurs pour les aires les plus élevées, permet un traitement de l'information du local vers le global à mesure de sa progression dans l'architecture. On constate ainsi que l'aire visuelle V1 est sensible à des stimuli tels que l'orientation et la couleur alors que l'aire V2 présente non seulement les mêmes sélectivités (sur des champs récepteurs cependant plus grands), mais aussi des sélectivités plus complexes comme la détection des illusions de contours et l'inférence de la structure bidimensionnelle [Qiu and von der Heydt, 2005].

Ce traitement progressif de l'information implique également une apparition progressive des capacités corticales. En effet, la fonction d'une aire ne peut émerger que lorsque celle de l'aire inférieure est déjà apparue, fournissant alors des entrées cohérentes à l'aire supérieure. On peut ainsi observer une absence de planification dans le comportement chez l'enfant lié à une activité incohérente dans le cortex préfrontal. L'apparition d'une forme de planification nécessite l'apparition préalable d'autres capacités traitées par des aires de niveau inférieur au cortex préfrontal [Diamond and Goldman-Rakic, 1989, Morton and Munakata, 2002].

Auto-organisation et topographie

Les connectivités topographiques sont largement répandues dans le cortex de différentes espèces. Si leur apparition peut être une réponse à la contrainte biologique tendant à réduire la longueur des connectivités due à un facteur énergétique [Buzsaki et al., 2004], leur usage répandu laisse penser qu'elles ont probablement un rôle fonctionnel dans le traitement de l'information.
Premièrement, l'utilisation de la topographie et plus particulièrement la superposition des champs récepteurs qui en découle permet un codage par population du flux d'entrée, c'est-à-dire que la représentation d'une information est distribuée dans plusieurs unités neuronales. Ce codage offre une redondance de l'information qui permet une robustesse à la défaillance d'une partie du cortex.
Deuxièmement, les connexions topographiques permettent une conservation de la topologie spatiale de l'entrée, ce qui peut sembler cohérent vis-à-vis du fait que l'environnement apparaît continu, au moins pour les aires sensorielles bas niveau. On peut alors se demander quel peut être le rôle de ces connexions pour les aires haut niveau, pour lesquelles les traitements effectués sont complexes et les champs récepteurs sont larges. Une hypothèse est que ces connexions conserveraient la topologie des concepts abstraits créés au fur et à mesure des traitements [Pulvermüller, 2005, Simmons and Barsalou, 2003]. Cette organisation topologique des concepts haut niveau permettrait, en plus d'un raisonnement par analogies [Erickson and Kruschke, 1998], une généralisation des connaissances, les concepts proches étant situés dans des zones proches du cortex. Pour plus d'informations sur les propriétés fonctionnelles de l'auto-organisation, le lecteur peut se reporter au chapitre 4.
Pour plus de détails sur l'importance présumée de l'organisation topographique des connexions sur le fonctionnement cérébral, le lecteur est invité à se reporter aux études de Thivierge et Marcus [Thivierge and Marcus, 2007], Kaas [Kaas, 1997] ou Weinberg [Weinberg, 1997].

1.4 Plasticité corticale

Nous avons vu dans les sections précédentes que le cortex pouvait être considéré comme un système connexionniste, les neurones étant assimilables à des unités de calculs simples. Dans ce type de systèmes, les propriétés émergent de la mise en relation de ces différentes unités. Nous avons présenté les différents flux que l'on pouvait observer aux niveaux mésoscopique et macroscopique. Ces flux permettent d'orienter l'information à travers les colonnes corticales et les aires corticales afin d'en obtenir une représentation et un traitement pertinents. Cependant, pour adapter le traitement cortical à un environnement inconnu et en perpétuelle évolution, ces connectivités ne sont pas fixes dans le temps. Nous présentons dans cette section les différents mécanismes de plasticité à l'œuvre au niveau microscopique et leurs conséquences sur les propriétés du fonctionnement cortical à un niveau macroscopique. Nous insistons en particulier sur les mécanismes de plasticité synaptique qui sont les mieux connus et qui sont utilisés dans notre modèle décrit au chapitre 3.

1.4.1 Description biologique

Plasticité synaptique

Les phénomènes de plasticité synaptique sont les phénomènes de plasticité corticale les plus étudiés. Ils se traduisent par la modification de l'efficacité de la transmission synaptique de l'information (voir la section 1.1). Nous ne précisons pas ici les détails biologiques de ces changements qui portent principalement sur la quantité de neurotransmetteurs relâchés ainsi que sur la modification de la conductance des canaux ioniques (pour plus de détails se reporter à [Kandel et al., 1991]).

L'efficacité synaptique peut être réduite ou augmentée selon deux échelles de temps différentes. Certains changements se font sur une durée de l'ordre de la seconde à la minute alors que d'autres peuvent être de l'ordre de l'heure voire de la semaine. Il en résulte quatre types de plasticité synaptique : la STD (*Short Term Depression* ou diminution à court terme), la STP (*Short Term Potentiation* ou augmentation à court terme), la LTD (*Long Term Depression* ou diminution à long terme) et la LTP (*Long Term Potentiation* ou augmentation à long terme).

Les phénomènes de plasticité à court terme apparaissent généralement en réponse à un stimulus répétitif afin de supprimer ou d'atténuer la réponse neuronale. Ces phénomènes conduisent à une habituation quasi immédiate au niveau du comportement (pour plus de détails voir [Zucker, 1989]). Au contraire, la plasticité à long terme a, comme son nom l'indique, un effet plus long sur l'efficacité de la transmission synaptique et donc sur le traitement de l'information. En effet, cette efficacité est directement reliée à la capacité d'un neurone à transmettre le potentiel d'action reçu et donc à la fonction effectuée par ce neurone.

La modification à long terme d'une synapse dépend de deux paramètres principaux.
Premièrement, la fréquence de stimulation d'un neurone, autrement dit la fréquence de décharge du neurone présynaptique, influe sur la plasticité de ses connexions présynaptiques. Si le neurone postsynaptique est peu activé, ce qui est dû à une faible activité présynaptique, alors une LTD a lieu. Au contraire, s'il est fortement activé, l'efficacité augmentera (pour plus de détails voir [Bermudez-Rattoni, 2007]). Par ailleurs, le seuil entre la LTP et la LTD semble variable, de manière à fournir un mécanisme homéostatique de régulation de l'activité neuronale. Ce seuil variable est au centre de la règle de plasticité BCM qui est utilisée dans notre modèle (pour plus de détails se reporter au chapitre 5).
Deuxièmement, la plasticité synaptique dépend de la différence de temps entre l'arrivée d'un potentiel d'action présynaptique et l'apparition d'un potentiel d'action postsynaptique. Si cette différence est négative, ce qui signifie qu'un potentiel d'action présynaptique arrive avant l'envoi du potentiel d'action postsynaptique, alors une LTP a lieu. Au contraire, si cette différence est positive, les poids sont diminués. De plus, la force de la LTP et de la LTD semble dépendre de manière inversement proportionnelle de la différence temporelle. Ainsi la modification synaptique serait d'autant plus forte que la différence de temps est faible (voir par exemple [Markram et al., 1997]). Cette règle de modification synaptique, appelée STDP (*Spike Time Dependent Plasticity*), est détaillée dans le chapitre 5.

Plasticité intrinsèque

La plasticité intrinsèque modifie les propriétés électriques intrinsèques d'un neurone comme, par exemple, son seuil d'excitabilité. Ce type de plasticité a lieu de manière simultanée et concordante avec les mécanismes de plasticité synaptique [Chavez-Noriega et al., 1990, Daoudal et al., 2002]. Cependant, la plasticité intrinsèque présente principalement des propriétés homéostatiques, c'est-à-dire de régulation de l'activité neuronale, celle-ci étant modifiée dans le sens contraire de l'activité présentée. Cette plasticité peut s'exercer au niveau du seuil d'excitabilité (un neurone non soumis à une activité présynaptique aura un seuil d'excitabilité bas [Desai et al., 1999]) ou au niveau de l'intégration des influences présynaptiques par les dendrites [Turrigiano and Nelson, 2004].

Plasticité structurelle

Il a été observé que l'arbre dendritique d'un neurone était soumis à des phénomènes de création, de suppression et de déplacement de dendrites. Cette découverte étant récente, les connaissances sur ces phénomènes sont limitées. Il apparaît que cette plasticité s'ajouterait à la plasticité synaptique à long terme pour l'obtention de mécanismes de mémorisation [Lamprecht and LeDoux, 2004]. Elle aurait également un effet homéostatique sur l'activité neuronale, comme la plasticité intrinsèque [Butz et al., 2009]. La neurogénèse (la création de neurones) et le déplacement des neurones font également partie des mécanismes à l'œuvre dans la plasticité structurelle. Ce phénomène a également été découvert dans le cerveau de l'homme adulte [Eriksson et al., 1998] mais semble se limiter au bulbe olfactif et à l'hippocampe. Les mécanismes biologiques sous-jacents de la neurogénèse ainsi que son rôle fonctionnel sont à ce jour très obscurs et ne sont évoqués dans ce manuscrit que pour information.

1.4.2 Description fonctionnelle

Nous ne décrivons pas dans cette section les modèles informatiques des phénomènes biologiques observés (voir le chapitre 5 pour les modèles de plasticité synaptique), mais nous nous intéressons à leurs possible propriétés fonctionnelles. Les mécanismes de plasticité à l'œuvre dans le cerveau, qu'ils soient synaptiques, intrinsèques ou structurels, sont à l'origine de deux comportements simultanés. Le premier

consiste en une augmentation des écarts d'activité du neurone, favorisant la fonction de filtre effectuée par le neurone (voir section 1.1). En effet, l'efficacité de la synapse augmente lorsque le neurone est déjà sensible à l'entrée, c'est-à-dire que cette dernière provoque l'apparition d'un potentiel d'action. La LTD, quant à elle, a lieu si le neurone est déjà peu sensible à l'entrée. Le second comportement est l'homéostasie qui, au contraire, tend à réguler l'activité moyenne du neurone. Cette régulation permet non seulement de conserver l'information portée par l'activité de sortie en la conservant dans une certaine plage de réponse mais offre également un moyen d'empêcher la saturation des activités pouvant résulter de la récurrence des connexions neuronales.

L'apprentissage qui a lieu dans le cortex présente plusieurs propriétés remarquables.
Premièrement, l'apprentissage est local dans la mesure où la modification de chaque synapse et de chaque neurone ne dépend que des activités reçues ou émises par le neurone. Cette localité permet d'obtenir une robustesse du traitement de l'information fourni par chaque neurone car son évolution est ainsi indépendante du reste du cortex.
Deuxièmement, l'apprentissage est décentralisé puisque la plasticité d'un neurone ou d'une synapse est prise en charge par chaque neurone, à son niveau. Il est à noter que l'action de neurotransmetteurs sur l'efficacité de la plasticité peut concerner plusieurs neurones.
Troisièmement, cet apprentissage est principalement non supervisé car la modification de chaque synapse ne se fait pas en suivant la minimisation d'une fonction de coût globale. Cependant, du fait de l'activité de la dopamine qui modifie l'efficacité de la plasticité et dont la dispersion dans le cerveau peut être assimilable à un signal de récompense, les mécanismes de plasticité synaptique peuvent parfois être interprétés comme relevant d'un apprentissage guidé par la récompense à l'instar de l'apprentissage par renforcement.

La fonction d'une aire corticale dépend des connectivités thalamiques afférentes qu'elle reçoit. Ces connexions sont déterminées génétiquement puisque l'organisation corticale fonctionnelle est similaire d'un individu à un autre. Cependant, on observe dans le cortex de personnes handicapées que les aires habituellement associées au traitement de la perception défaillante sont recrutées par d'autres modalités [Bavelier and Neville, 2002]. Cela explique les capacités plus importantes de ces personnes dans les perceptions intactes. Des résultats similaires ont été retrouvés artificiellement chez le furet. En déplaçant les projections de la rétine vers le cortex auditif primaire, ce dernier présente des discriminations à l'orientation telles que celles trouvées habituellement dans le cortex visuel [Sharma et al., 2000]. À l'inverse, si on ajoute un flux perceptif, le cerveau est capable d'exploiter les données que contient ce flux afin d'obtenir une perception. Nous pouvons citer par exemple la "vision" obtenue chez un aveugle au travers d'une matrice d'électrodes stimulatrices sur la langue reliée à une caméra [Sampaio et al., 2001]. De plus, si une partie du cerveau est détériorée à la suite d'une lésion, le cerveau peut se réorganiser afin d'assurer au mieux le traitement de l'information. Ces cas illustrent le fait que, malgré les prédispositions génétiques, l'apprentissage joue un rôle essentiel dans l'émergence de la fonctionnalité d'une aire corticale, ce qui offre une adaptation du traitement de l'information au substrat neuronal à disposition.

1.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'architecture générale du cortex à différents niveaux d'abstraction. Bien que nous n'ayons pas abordé tous les détails biologiques connus à ce jour, il apparaît que la structure corticale est, à un niveau microscopique, d'une incroyable diversité. L'observation à un niveau mésoscopique fait pourtant apparaître des régularités dans l'organisation neuronale : une structure laminaire mais également une connectivité verticale. Cette structuration est à l'origine de l'hypothèse d'un cortex organisé comme une juxtaposition de modules élémentaires : les colonnes corticales. Une étude à un niveau macroscopique fait de nouveau apparaître une diversité dans la fonctionnalité des aires corticales. Cependant, c'est encore une fois la généricité du traitement de l'information qui apparaît comme la structuration la plus importante. Chaque aire est en effet différenciée par sa fonction mais cette différence est créée par la connectivité entrante et non par un traitement spécifique de l'information. Aux échelles micro et mésoscopique, le cortex apparaît comme un système connexionniste. Il est composé d'unités fonctionnelles simples, respectivement le neurone et la colonne corticale, dont le traitement de l'information émerge de leurs interactions. Nous nous situons dans cette thèse à une échelle mésoscopique car elle

combine la propriété de généricité du traitement de l'information à un paradigme connexionniste. Elle permet en outre d'utiliser des fonctions plus complexes qu'une simple intégration des activités pour les unités de traitement.

Les colonnes corticales sont connectées entre elles pour former des aires corticales fonctionnelles. Les connexions entre ces aires apparaissent généralement topographiques. Deux colonnes proches ont alors des champs récepteurs proches. Ce type de connectivité présente deux avantages d'un point de vue du traitement de l'information.
Premièrement, cette connectivité permet une robustesse du traitement de l'information à une défaillance du substrat. En effet, comme chaque colonne ne reçoit qu'une partie de l'information dont une grand partie est commune avec les colonnes voisines, la représentation de l'information est distribuée.
Deuxièmement, combinée à l'auto-organisation des données au sein de chaque colonne, la connectivité topographique permet de conserver la relation spatiale entre les éléments. Dans les aires sensorielles, cette spatialité permettrait de prendre en compte la continuité de l'environnement. Dans les aires de plus haut niveau, les données seraient organisées suivant une proximité de concepts abstraits et la conservation de la topologie permettrait d'effectuer des raisonnements par analogie ainsi qu'une généralisation des connaissances (pour plus de détails se reporter aux chapitres 4 et 7). Comme les connectivités topographiques sont largement répandues dans le cortex, et qu'elles semblent avoir un rôle important dans le traitement de l'information, nous utilisons de telles connexions pour structurer les informations apprises dans notre modèle (voir les chapitres 2 et 7 pour plus de détails).

Le fonctionnement cortical se caractérise par son adaptabilité face aux modifications environnementales mais également face à la défection d'une partie du système. Ceci est particulièrement remarquable dans le cortex des handicapés, dans lequel les aires habituellement dédiées à la sensation manquante sont utilisées par les autres perceptions. Cette adaptabilité est permise non seulement par la généricité des calculs mais également par les propriétés des mécanismes de plasticité à l'œuvre dans le cerveau. Ces derniers sont en effet locaux et décentralisés, offrant de la même manière que pour les calculs, une robustesse vis-à-vis d'un dysfonctionnement du substrat, chaque unité étant autonome vis-à-vis de l'ensemble. De plus, cette plasticité est non supervisée, permettant ainsi de s'adapter à un environnement inconnu. Cette plasticité présente enfin des propriétés homéostatiques permettant de réguler l'activité neuronale. Ces mécanismes apparaissent essentiels pour une transmission de l'information efficace mais également pour l'utilisation d'unités de calculs dans un réseau fortement récurrent. La généricité du calcul ainsi que les propriétés des règles d'apprentissage à l'œuvre dans le cortex (localité, décentralisation et non supervisation) lui fournisse son extrême adaptabilité et robustesse. Nous faisons du respect de ces paradigmes de calculs et d'apprentissages un principe conducteur de la construction de notre modèle afin d'obtenir les mêmes propriétés d'adaptabilité et de robustesse.

Chapitre 2

La multimodalité au cœur de notre perception du monde

Nous avons décrit dans le chapitre précédent certains points de l'architecture générale du cortex à différentes échelles ainsi que les mécanismes principaux d'apprentissage qui s'y déroulent. Nous avons ainsi vu que, à un niveau macroscopique, le cortex est constitué d'un ensemble d'aires corticales fonctionnelles. Comme l'environnement est capté par un ensemble de sens complémentaires, on peut observer des aires corticales dédiées au traitement d'un flux sensoriel particulier. Cependant, un unique événement dans l'environnement peut produire des effets qui sont captés par plusieurs sens et qui sont donc traités dans différentes aires du cortex. Le traitement de l'information effectué par le cortex sur ces différents flux modaux doit permettre l'émergence d'une perception reflétant l'état de l'environnement et, en particulier, la cohérence des différentes informations sensorielles. Nous nous intéressons dans ce chapitre à l'importance de la multimodalité dans le traitement de l'information effectué par le cortex.

Dans une première section, nous présentons les approches sensorimotrices de la perception qui défendent l'importance théorique de la détection et l'apprentissage des invariants sensori-moteurs dans la capacité d'un individu à interagir avec son environnement. En pratique, ces théories amènent à considérer les différents flux modaux (sensations et actions) dans leur ensemble. Nous décrivons, dans une deuxième partie, les manifestations à un niveau psychologique de la perception multimodale chez l'homme qui tendent à confirmer la création d'une perception unifiée fondée sur la recherche d'invariants multimodaux dans l'environnement. Dans une troisième section, nous décrivons les mécanismes généraux impliqués dans la mise en relation des flux monomodaux dans le cortex aux niveaux microscopique et macroscopique. Nous montrons notamment que, malgré l'existence d'aires sensorielles, le traitement de l'information sensorielle semble être générique à un niveau macroscopique.

2.1 Approches sensorimotrices et intégration multimodale

Dans les théories classiques de la perception, les différents flux d'informations sont traités de manière séparée. Ainsi, en informatique, plusieurs disciplines dédiées au traitement d'un sens en particulier ont été créés. Par cette approche, certains modèles sont capables d'égaler, voire de dépasser les performances humaines. Les résultats les plus probants sont sans doute obtenus dans le domaine de la vision par ordinateur et en particulier de la reconnaissance d'objets (voir par exemple les résultats de la compétition organisée lors de IJCNN 2011 [1]). Nous pouvons également citer le domaine de la reconnaissance de la parole où les taux de reconnaissance peuvent largement dépasser les 90% en présence de bruit faible [Hirsch and Pearce, 2000]. Cependant, ces modèles sont spécifiques à une tâche donnée et peuvent, par exemple dans le cas de la reconnaissance de la parole, avoir des performances qui décroissent très rapidement avec l'augmentation du bruit. En comparaison, un être humain est, par exemple, capable de comprendre clairement une personne au cours d'une soirée bruyante, ce que l'on nomme le *cocktail party*

1. `http://benchmark.ini.rub.de/?section=gtsrb&subsection=results&subsubsection=official`

effect. Cette capacité humaine est permise, entre autres, par une observation visuelle de l'interlocuteur et en particulier du mouvement de ses lèvres. Ainsi, la prise en compte d'informations redondantes par plusieurs modalités permet une amélioration de la performance dans une tâche apparemment monomodale. Par ailleurs, lorsqu'un humain cherche à reconnaître un objet, il peut se déplacer ou manipuler l'objet afin de l'observer sous tous les angles. Notre perception du monde semble ainsi considérer deux aspects ignorés par les modèles informatiques de la perception : l'interaction avec l'environnement et la prise en compte de l'ensemble des perceptions. Ces deux aspects nous paraissent indispensables à la perception de l'environnement en permettant la désambiguïsation de certaines situations. Prenons l'exemple d'une personne assise dans un train regardant un autre train par la fenêtre et percevant un mouvement visuel. Une simple considération de l'aspect visuel ne permet pas de conclure sur l'identité du train en mouvement. Au contraire, une prise en compte de la perception fournie par l'oreille interne, renseignant sur un mouvement ressenti, ou le fait de regarder par la fenêtre opposée permet d'obtenir une perception plus précise de la situation. Nous présentons dans cette section les cadres théoriques traitant de la prise en compte de l'action et de la multimodalité dans la perception.

2.1.1 Notion d'affordance

Lorsque nous voyons un verre, quels mécanismes sous-jacents permettent la reconnaissance de cet objet, même si nous ne l'avons jamais vu auparavant ? Il est difficile de croire que la reconnaissance d'un verre soit un phénomène purement visuel à la considération de l'ensemble des formes, des matières et des couleurs existantes. Gibson a proposé la notion d'affordance pour qualifier l'interaction possible entre un individu et son environnement. Chaque objet serait ainsi défini par un ensemble d'affordances, c'est-à-dire un ensemble de relations d'interaction entre l'individu et cet objet. Dans ce cadre, un verre pour un être humain serait ainsi défini comme ayant les affordances "boire", "remplir avec un liquide", ... La définition d'un objet ne serait alors pas fixe mais dépendrait de l'utilisation qu'en fait un individu. Ainsi, si quelqu'un met une fleur dans son verre, son affordance change et le verre est alors considéré comme un vase.

La notion d'affordance de Gibson, à la base de la théorie écologique, place ainsi la notion d'action au cœur de la perception. L'affordance est alors une des sources d'informations permettant la perception. La théorie gibsonienne est certes intéressante mais elle se place à un niveau de réflexion psychologique. Ainsi, elle ne résout pas la question de son implémentation sur un substrat physique pour l'obtention d'un être capable d'interagir avec son environnement. Dans ce but, nous présentons dans la prochaine section le cadre de la perception active qui propose des théories d'émergence d'une perception à partir de flux sensoriels.

2.1.2 Perception active

Les théories fondées sur la perception active ont été développées en réponse à la prédominance de l'intelligence artificielle symbolique, qui prévalait dans les années 50. Ces théories visent à la création d'entités capables d'interagir de manière autonome dans l'environnement sans nécessiter de représentation abstraite interne de l'agent et de cet environnement. Elles sont encore aujourd'hui au centre d'études dans les domaines de la psychologie, de la perception artificielle et des neurosciences [Berthoz, 2000, Findlay and Gilchrist, 2003, Hurley, 2002, Port and Van Gelder, 1995, Thelen et al., 1994]. Elles se fondent sur l'importance, dans la perception, de la notion d'invariants sensori-moteurs qui sont des motifs stables et récurrents contenus dans un flux d'entrée considérant non seulement des sensations mais également des actions (voir [Cohen, 1977]). Les objets sont alors définis comme un ensemble stable d'invariants sensori-moteurs. Par exemple, dans le cas d'un problème de catégorisation de couleurs, qui semble pourtant être une tâche purement visuelle, la prise en compte de l'action dans la perception a permis de retrouver des résultats psychologiques observés chez l'humain [Philipona et al., 2006].

Parmi les théories s'appuyant sur la notion de perception active, on distingue plusieurs courants dont nous allons présenter les vues extrêmes (pour plus de détails sur les différences entre les courants, se reporter à [Mossio and Taraborelli, 2008]). D'un côté, les théories motrices prônent la capacité des systèmes perceptuels à distinguer la *réafférence*, c'est-à-dire la réentrance d'une information motrice par

la modification engendrée sur l'environnement et captée par les entrées sensorielles, de l'*exafférence*, c'est-à-dire la modification sensorielle de l'environnement non provoquée par ses propres actions. Les théories motrices ne tiennent ainsi compte de l'influence motrice que pour les perceptions de phénomènes générés par ses propres actions. D'un autre côté, la théorie écologique soutient que l'action fait partie intégrante de toute perception. Certains chercheurs défendent même l'idée que les notions de perception et d'action sont équivalentes [O'Regan and Noë, 2001]. La perception d'une ligne droite serait alors la résultante de l'invariance du flux perceptif engendré par un mouvement de translation.

La mise en pratique de ces théories au sein de modèles computationnels nécessite une utilisation explicite du temps. En effet, agir dans l'environnement entraîne une modification des sensations qui n'est perçue qu'une fois l'action commencée. Le cadre interactiviste se fonde sur la notion d'invariant sensori-moteur mais également explicitement sur les notions d'anticipation et donc de temporalité (voir par exemple [Pezzulo, 2008]). La définition d'invariant sensori-moteur revient alors à lier une perception et une action à l'état perçu de l'environnement, après un certain temps, résultant de la modification provoquée par la réalisation de l'action.

2.1.3 Multimodalité

Les êtres vivants disposent d'un certain nombre de senseurs, chacun permettant d'effectuer une mesure bruitée d'une partie de l'état du monde externe ou interne. Chaque capteur apporte une information de sa ou ses modalités propres ayant ses caractéristiques intrinsèques. Le terme de modalité est généralement associé à la valeur de sens (vue, ouïe, goût, toucher, odorat ou proprioception). Nous l'entendons ici dans un sens plus large comprenant également la notion d'action. Nous adaptons en ce sens une approche sensorimotrice de la perception puisque nous considérons que les actions, au même titre que les sensations dues à des manifestations physiques, pour l'obtention d'une perception de l'environnement.

La notion de multimodalité est ainsi liée aux théories sur la notion de perception active. En effet, ces théories nécessitent d'être capable de détecter des invariants sensori-moteurs présents dans l'environnement. Comme ce dernier n'est que partiellement observable via les capteurs, l'apprentissage de ces invariants doit se faire à partir du flux multimodal, qui contient les sensations et les actions captées. Comme les données provenant de l'environnement sont bruitées, un invariant sensori-moteur ne peut jamais être détecté avec certitude. Il se concrétise alors par un motif spatio-temporel apparaissant régulièrement au sein du flux multimodal, à différents moments. Plus ce motif apparaît régulièrement dans le flux multimodal, plus la probabilité qu'il corresponde effectivement à un invariant sensori-moteur de l'environnement est importante.

Par ailleurs, les intérêts de l'utilisation d'un flux multimodal, par rapport à un traitement purement monomodal de l'information, sont doubles (voir [Ernst and Bulthoff, 2004] pour plus de détails).
Premièrement, un flux multimodal permet une augmentation de la quantité d'informations disponibles, chaque capteur pouvant apporter sa propre information. Par exemple, nous pouvons être informé de l'arrivée d'une personne par le bruit qu'elle fait alors qu'elle ne se trouve pas dans notre champ visuel.
Deuxièmement, la redondance des modalités permet de réduire le bruit généré par les capteurs. Ainsi, une balle rebondissant sur le sol pourra être perçue par des modalités visuelle et sonore permettant une meilleure perception de l'événement.

2.2 Manifestations multimodales chez l'homme à un niveau psychologique

Nous avons vu dans la section précédente que certaines théories de la perception se fondent sur l'importance de la détection d'invariants sensori-moteurs dans notre capacité à interagir avec le monde. En pratique, de tels invariants se traduisent par des motifs spatio-temporels récurrents dans le flux multimodal contenant les actions et les sensations provenant de l'environnement. Chez l'homme, certains indices tendent à montrer que la mise en relation des différents flux modaux dans le cortex crée une perception unifiée de l'environnement. Cette unification semble se fonder sur la détection des motifs spatio-temporels récurrents du flux multimodal. Nous présentons dans cette section les deux grands types de manifestations de mise en relation multimodale qui ont été presque exclusivement étudiées

pour les modalités auditives et visuelles. D'une part, des stimuli multimodaux provenant d'un même événement améliorent la perception. D'autre part, des stimuli provenant de deux sources proches mais distinctes amèneront à une unification de la perception en une perception multimodale cohérente. Ces deux phénomènes sont partiellement reproduits dans notre modèle (voir le chapitre 7). Par ailleurs, nous introduisons un phénomène étonnant de perception multimodale qu'est la synesthésie.

2.2.1 Modalités concordantes spatialement et temporellement

Perception

Dans le cas de stimuli visuels et auditifs, les motifs spatio-temporels récurrents sont liés à l'unicité de la source d'émission des deux stimuli conduisant à la concordance spatiale et temporelle des stimuli. La réception de stimuli concordants par le cortex permet d'améliorer sa perception dans de nombreux domaines.
Premièrement, le temps de réaction à la réception de stimuli audio visuels concordants est plus rapide que les temps de réaction à l'un ou l'autre des stimuli isolés (voir par exemple [Bernstein et al., 1969, Doyle and Snowden, 2001, Goldring et al., 1996]).
Deuxièmement, pour une tâche de classification dans laquelle un sujet doit décider quel objet, parmi deux, lui a été présenté, le taux de bonne réponse est plus élevé en cas de présentation de stimuli audio visuels par rapport à des stimuli monomodaux [Giard and Peronnet, 1999].
Troisièmement, le seuil de détection d'un stimulus d'une modalité est amélioré en présence d'une autre modalité. Par exemple, l'intensité lumineuse minimale de détection d'un stimulus visuel est réduite si un son est émis au même moment [Frassinetti et al., 2002]. Le seuil de détection peut également être abaissé pour des tâches plus haut niveau comme la reconnaissance de la parole. Ainsi, la visualisation du mouvement des lèvres correspondant à une phrase permet une diminution de la puissance sonore nécessaire à la détection de cette phrase [Grant and Seitz, 2000].

De telles améliorations de la perception sont également visibles avec la prise en compte d'autres modalités comme le toucher. Ainsi le temps de réaction à des stimuli trimodaux concordants (visuels, auditifs et tactiles) est plus court que celui obtenu pour des stimuli bimodaux et *a fortiori* monomodaux [Diederich and Colonius, 2004]. Ces exemples illustrent le fait que l'utilisation de stimuli multimodaux par le cerveau améliore la perception au niveau du temps de réaction mais également au niveau de la capacité à détecter et à identifier un stimulus. Pour plus de détails sur les manifestations et les intérêts de la mise en relation multimodale, le lecteur peut se reporter à [Rowe, 1999].

Apprentissage

La prise en compte de stimuli de plusieurs modalités permet également d'améliorer l'apprentissage cortical.
Premièrement, elle permet d'obtenir de meilleures performances pour l'apprentissage de tâches de classification. Par exemple, le taux de reconnaissance pour une tâche purement visuelle est amélioré si l'apprentissage a été effectué avec des stimuli multimodaux visuels et sonores concordants temporellement [Shams and Seitz, 2008]. Cette amélioration est d'autant plus remarquable que la tâche de classification relève uniquement de la modalité visuelle. Cet effet est bien obtenu grâce à la concordance temporelle des stimuli multimodaux utilisés car en l'absence de cette concordance, les performances de classification ne sont pas améliorées voire sont diminuées.
Deuxièmement, les stimuli multimodaux semblent jouer un rôle important dans le développement du cortex. En effet, l'attention des enfants semble être portée prioritairement sur les objets ayant des caractéristiques amodales, c'est-à-dire ayant des propriétés détectables par plusieurs modalités comme, par exemple, le rebond d'une balle qui sera perçu de manières visuelle et auditive [Bahrick, 2001, Bahrick and Lickliter, 2003]. De plus, les enfants semblent d'abord être capables d'apprendre les phénomènes amodaux de l'environnement avant de pouvoir apprendre des relations arbitraires entre différentes modalités. Par exemple, un enfant de trois mois semble capable de détecter la concordance temporelle entre la vue d'une balle rebondissant et le son qu'elle émet. Cependant, avant l'âge de sept mois, les enfants seraient incapables d'associer un son précis à la couleur ou à la forme de la balle [Bahrick, 1992, Bahrick, 1994].

2.2.2 Modalités non concordantes spatialement ou temporellement

L'effet ventriloque

Le ventriloque est un artiste dont le numéro consiste à créer l'illusion de donner vie, en particulier la parole, à une marionnette. Cette performance est réalisée par le ventriloque en réussissant à prononcer des paroles sans bouger ses lèvres, tout en faisant bouger les lèvres de la poupée de manière à correspondre plus ou moins grossièrement avec les paroles prononcées. Le spectateur a alors l'impression que les paroles proviennent de la poupée. De manière plus générale, l'effet ventriloque désigne la perception d'un unique événement visuo auditif résultant de deux stimuli visuel et auditif dont les sources proviennent de deux localisations spatiales différentes. C'est également cet effet que l'on perçoit lorsque l'on regarde la télévision ou que l'on va au cinéma. En effet, les localisations du mouvement des lèvres des acteurs et de la parole ne sont pas spatialement identiques, or nous percevons bien l'acteur parler.

L'effet ventriloque a été étudié plus en détail en utilisant des stimuli visuel et auditif simplifiés, généralement un spot lumineux et du bruit. En particulier, l'influence de la différence de localisation spatiale ou temporelle entre les stimuli a été étudiée dans ce cadre (voir par exemple [Jack and Thurlow, 1973, Slutsky and Recanzone, 2001]). Il en résulte que l'effet est d'autant mieux perçu que les différences spatiale ou temporelle entre les stimuli sont faibles. Ainsi, si deux stimuli sont suffisamment proches, spatialement ou temporellement, le cerveau les interprète comme provenant d'une même source. Dans le cas contraire, il perçoit deux stimuli distincts (voir une représentation schématique figure 2.1).

L'existence de l'effet ventriloque pourrait être due au fait que le cortex cherche à retrouver les invariants sensori-moteurs de l'environnement qui correspondent à une colocalisation des sources des stimuli visuels et auditifs. Certaines expériences tendent à confirmer cette hypothèse en modifiant les invariants sensori-moteurs de l'environnement. Certaines personnes ont été soumises à une session, dite de conditionnement, pendant laquelle ils percevaient des stimuli visuels et auditifs concordants temporellement. Cependant, la localisation spatiale du stimulus sonore était systématiquement décalée d'une distance d par rapport à celle du stimulus visuel. Ainsi, de par la plus grande précision spatiale de la modalité visuelle, un événement perçu en x était capté par une stimulation visuelle en x et une stimulation sonore dont la source était en $x + d$. Après une telle séance de conditionnement, les individus devaient déterminer la localisation de la source d'un stimulus sonore dans le noir. Même après une courte session de conditionnement de cinq minutes, si le stimulus sonore provenait d'une position y les sujets le percevaient comme provenant de $y - d$ [Canon, 1970, Radeau and Bertelson, 1974]. Cette localisation correspond à celle de la stimulation visuelle de l'invariant sensori-moteur appris lors de la phase de conditionnement. Cet effet, appelé *ventriloquist aftereffect*, ne semble pas relever d'un processus conscient. En effet, des résultats similaires peuvent être observés si, lors de la phase de conditionnement, les individus réalisent une tâche purement auditive et que le stimulus visuel est présenté comme un distracteur indépendant de la tâche à effectuer [Recanzone et al., 1998].

Dans l'effet ventriloque, la localisation de la perception auditive est attirée par celle de la perception visuelle. On parle alors de capture visuelle. De manière plus générale, l'hypothèse d'appropriation de modalité (*modality appropriatness hypothesis* en anglais) prédit que l'influence d'une modalité sur une autre dépend de sa précision dans la caractéristique de non congruence des stimuli (voir par exemple [Choe et al., 1975, Welch and Warren, 1986]). Appliqué à l'effet du ventriloque, la perception visuelle ayant une discrimination spatiale beaucoup plus importante que la perception sonore, elle attire la perception vers sa localisation. Alais et Burr ont utilisé un modèle bayésien de l'appropriation de modalité qu'ils ont appliqué à l'effet ventriloque [Burr and Alais, 2006]. L'idée principale de ce modèle réside dans le fait que le cerveau perçoit un stimulus à l'endroit où la variance multimodale est la plus faible étant donné les variances monomodales. Ce modèle a permis de retrouver les résultats d'expérimentations dans lesquelles le stimulus visuel est flouté, rendant alors sa localisation spatiale moins précise [Alais and Burr, 2004]. Ainsi, si le stimulus visuel est suffisamment flou, la perception multimodale est située à l'endroit de la perception sonore et l'on obtient un "effet ventriloque inversé".

L'effet McGurk

L'effet McGurk, parfois appelé effet McGurk-MacDonald, est une illusion perceptive visant à montrer l'interaction des influences visuelles et auditives dans la reconnaissance de la parole [Mcgurk and Macdo-

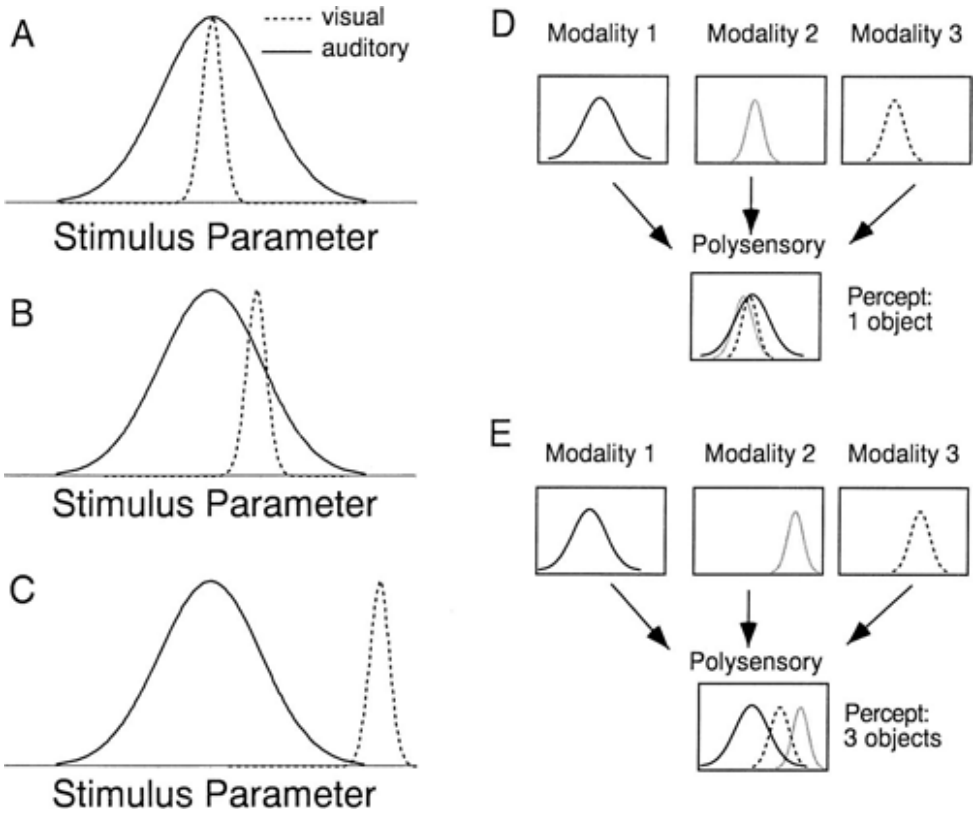


FIGURE 2.1 – La perception de la localisation spatiale d'un stimulus est représentée sous la forme d'une gaussienne, ce qui peut correspondre au codage fourni par une aire sensorielle auto-organisée (voir le chapitre 1). Les schémas A, B et C représentent les trois cas possibles de l'intégration des informations spatiales de stimuli audio visuels. La perception spatiale visuelle étant plus précise que celle auditive, la gaussienne correspondante est plus étroite que celle pour l'audition. En A, les deux stimuli sont parfaitement alignés ce qui engendre une perception spatiale des deux stimuli alignés et donc la perception d'un unique objet. Dans le cas B, les deux stimuli sont légèrement décalés ce qui provoque une incohérence spatiale mais suffisamment faible pour que le cerveau ait la perception d'un unique objet. Ce cas correspond à l'effet ventriloque. Au contraire, si les deux percepts sont trop éloignés comme dans le cas C, ils génèrent la perception de deux événements distincts. De la même manière cette règle peut être généralisée à une intégration multimodale, illustrée en D et E pour trois percepts dont la localisation est respectivement identique et différente. Cette représentation schématique de l'intégration multimodale portant sur une localisation spatiale peut également être considérée pour une intégration temporelle. Tiré de [Calvert et al., 2004]

nald, 1976]. Lorsque l'on présente à un individu le son du phonème [ba] simultanément à la présentation visuelle d'un mouvement de lèvres correspondant au phonème [ga], l'individu perçoit le son [da]. Cet effet est presque universel et reste perceptible même lorsque l'individu est conscient de son existence. De plus, il fonctionne lorsqu'il est utilisé avec des phrases complètes. Cette illusion pourrait provenir du fait, qu'en temps normal, les mouvements de lèvres correspondent aux sons entendus. Ainsi, même pour une tâche haut niveau telle que la reconnaissance de la parole, le cerveau semble essayer de retrouver des invariants sensori-moteurs dans les différents flux d'informations qu'il reçoit.

2.2.3 La synesthésie : une intégration multimodale inhabituelle

La synesthésie correspond à une perception de stimulations dans certaines modalités supplémentaires qui ne correspondent pas aux informations modales reçues de l'environnement. Par exemple, une personne synesthète peut avoir une perception gustative lors de l'écoute de sons ou la perception de couleurs lors de la lecture de lettres ou de chiffres. Par ailleurs, les perceptions dans les modalités supplémentaires peuvent varier d'un individu synesthète à l'autre. Ce phénomène touche 4% de la population [Simner et al., 2006] et a des origines cognitives qui restent encore floues (pour plus de précisions sur les hypothèses de mécanismes neuronaux sous-jacents, se reporter à [Hubbard and Ramachandran, 2005,Kadosh and Henik, 2006, Grossenbacher and Lovelace, 2001]). Quels que soient ces mécanismes neuronaux sous-jacents, la synesthésie révèle que la mise en relation des différents flux d'informations est répandue dans le traitement neuronal.

2.3 Les mécanismes corticaux multimodaux au niveau du neurone

Un neurone est dit multimodal si il émet des potentiels d'actions en réponse à des stimulations provenant de différentes modalités. Cette définition ne spécifie pas la source des informations multimodales qui peuvent provenir de structures sous corticales, d'aires sensorielles ou d'aires multimodales (voir la section 2.4). La recherche et la caractérisation des neurones multimodaux dans le cortex est un sujet d'études récent. Cependant, des neurones bimodaux et trimodaux, c'est-à-dire qui répondent respectivement à deux et trois modalités, ont déjà été trouvés dans de nombreuses aires corticales (se reporter à la section 2.4 pour plus de détails). Cette limitation à trois modalités est due aux expériences réalisées, qui ne testent généralement que les sensations visuelles, auditives et somatosensorielles. L'intégration d'autres modalités est supposée se faire suivant les mêmes mécanismes neuronaux. Par ailleurs, ces premières études tendent à révéler que les propriétés des neurones multimodaux corticaux sont proches de celles observées pour les neurones du colliculus supérieur, une structure sous corticale en relation étroite avec le cortex pour l'intégration multimodale (voir [Stein and Meredith, 1993] pour une étude détaillée des neurones multimodaux dans le colliculus supérieur). Nous présentons dans cette section les mécanismes généraux d'intégration multimodale dans les neurones corticaux.

2.3.1 Réponse neuronale

Alignement des profils de réponse

Un neurone multimodal répond à des stimuli provenant de plusieurs modalités. Pour chaque modalité, l'ensemble des stimuli auxquels le neurone répond définit son profil de réponse pour cette modalité. L'observation de neurones bimodaux sensibles à la localisation spatiale de la source de stimuli auditifs et visuels a montré que les profils de réponses spatiales pour les deux modalités coïncidaient, c'est-à-dire que le neurone répond à des stimuli visuels et à des stimuli auditifs provenant d'une même zone de l'espace. Cette propriété a été observée pour des neurones appartenant à de nombreuses aires corticales [Duhamel et al., 1998,Schlack et al., 2005]. De plus, une telle propriété se retrouve pour des neurones répondant au mouvement de stimulations tactiles et visuelles. En effet, ces neurones sont sensibles à une direction de mouvement préférée qui se trouve être similaire pour les deux modalités [Bremmer et al., 2002]. Ainsi, il semblerait que les neurones multimodaux ont des profils de réponses spatiales semblables pour l'ensemble des modalités auxquelles ils sont sensibles.

En pratique. par l'alignement des profils de réponses spatiales du neurone, si ce dernier reçoit des stimuli spatialement concordants, dans une zone de l'espace auquel il répond, alors il est doublement stimulé. Il en résulte, en pratique, que sa réponse à des stimuli multimodaux spatialement concordants est plus forte que celle à ces mêmes stimuli isolés. Cette augmentation de la réponse neuronale en cas de stimuli spatialement concordants semble également dépendre de la concordance temporelle des stimuli. En effet, la réponse du neurone est d'autant plus forte que les stimuli sont temporellement synchrones [Calvert et al., 2004] (voir [Stein and Meredith, 1993] pour une étude plus précise de ces propriétés pour les

neurones du colliculus supérieur). Il semblerait que l'alignement profil des réponses des neurones multimodaux concerne les aspects spatiaux et temporels. Cette propriété fournit une explication possible à l'amélioration de la perception, à un niveau mésoscopique, à des stimuli concordants spatialement et temporellement.

Intégration multimodale

La réponse d'un neurone multimodal ne dépend pas seulement des concordances spatiales et temporelles des stimuli reçus mais également de la capacité du neurone à intégrer l'information multimodale. L'intégration multimodale d'un neurone est défini par sa capacité à fournir une activité, au sens fréquence de décharges, supérieure à sa réponse maximale à l'un des stimuli monomodaux correspondants. Il a été observé que la réponse neuronale multimodale est non linéaire en la somme de ses activités monomodales. Elle est dépendante de l'amplitude des réponses neuronales à chacun des stimuli monomodaux pris séparément. Plus les réponses monomodales sont faibles, plus le pourcentage d'augmentation de la réponse neuronale multimodale par rapport à la somme des réponses monomodales est forte. La réponse est alors qualifiée de supra additive. En revanche, en cas de réponse monomodale forte, la réponse multimodale est généralement sub additive [Avillac et al., 2007, Barraclough et al., 2005, Kayser et al., 2005, Wallace et al., 1992]. Ce type de réponse neuronale est dite en efficacité inversée (*inverse effectiveness*) et pourrait expliquer la diminution du seuil de détection observée à un niveau mésoscopique, le stimulus multimodal provoquant alors une réponse supralinéaire permettant sa détection. Par ailleurs, il a été montré que la réponse moyenne d'un neurone multimodal dans le colliculus supérieur était additive [Driver and Noesselt, 2008]. À notre connaissance, aucune constatation similaire n'a été faite pour les neurones multimodaux dans le cortex.

Neurones inhibiteurs

Les influences des différentes modalités sur les neurones sont généralement considérées comme excitatrices, si bien qu'un neurone multimodal est en pratique détecté par sa capacité à répondre non seulement à des stimuli monomodaux de plusieurs modalités différentes mais également à fournir une intégration multimodale (voir la section précédente). De tels neurones bimodaux sont dits excitateur-excitateur quand la présence d'une stimulation sur les deux modalités entraîne une augmentation de la réponse neuronale (voir figure 2.2). Cependant, des neurones bimodaux dits excitateur-inhibiteur, pour lesquels une modalité est excitatrice et l'autre est inhibitrice, ont récemment été découverts. Dans ce cas, le neurone ne répond qu'à une des deux modalités et sa réponse multimodale est faible du fait de l'inhibition d'une des deux modalités (voir [Dehner et al., 2004] et le chapitre 21 de [Calvert et al., 2004]). Cette inhibition a lieu quel que soit le stimulus de la modalité inhibitrice. Ce type de neurones n'est pas détecté par les méthodes de recherche classiques de neurones multimodaux et pourrait ainsi ouvrir la porte à un traitement multimodal de l'information dans le cortex plus complexe et encore incompris.

2.3.2 Évolution de la réponse neuronale

Les propriétés des neurones multimodaux, présentées dans les sections précédentes, ne sont pas innées. Premièrement, les champs récepteurs des neurones multimodaux se rétrécissent avec l'âge. À la naissance, les neurones sensibles à la localisation des stimuli répondent à presque toutes les localisations de l'environnement avant de devenir sélectifs à une zone restreinte de l'espace à l'âge adulte [Wallace et al., 2006]. La fenêtre d'intégration temporelle, correspondant au temps maximal entre l'arrivée de deux stimuli pour qu'ils soient considérés comme provenant d'une même source, augmente quant à elle avec l'âge, dans les neurones du colliculus supérieur du chat [Wallace and Stein, 1997]. Cette augmentation pourrait être due à l'éloignement des stimuli auditifs avec l'âge, le chat explorant alors son environnement et n'étant plus dépendant de sa mère.
Deuxièmement, la capacité d'intégration des neurones multimodaux n'existe pas dès le plus jeune âge (voir le chapitre 39 de [Calvert et al., 2004]). Il a été observé dans le colliculus supérieur que cette capacité n'apparaissait pas de manière graduelle mais rapidement pour l'ensemble des neurones [Wallace and Stein, 1997].

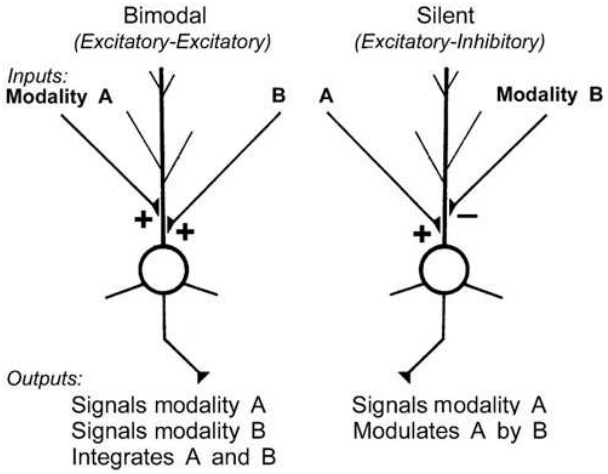


FIGURE 2.2 – Représentations simplifiées des deux types de neurones bimodaux connus à ce jour. À gauche, un neurone multimodal "classique" dit excitateur-excitateur qui répond à chaque modalité individuellement et dont la réponse multimodale est plus forte que celle à chacun des stimuli modaux isolés. À droite, un neurone multimodal excitateur-inhibiteur qui ne répond qu'à une modalité et dont l'autre modalité inhibe la réponse multimodale. Tiré de [Calvert et al., 2004]

2.4 Les mécanismes corticaux multimodaux au niveau du cortex

Une aire est dite multimodale si elle contient des neurones multimodaux et donc qu'elle possède la capacité d'intégrer l'information multimodale de manière non linéaire (voir section 2.3). La détection de telles aires dépend des méthodes utilisées pour l'observation [Calvert et al., 2004]. Avec des enregistrements intra corticaux, l'existence de neurones multimodaux est directement avérée. Mais avec des méthodes de coloration, la détection porte uniquement sur la convergence de connectivités provenant de différentes aires dédiées au traitement d'une modalité ou d'autres aires multimodales au sein de la même aire. Cette dernière technique ne permet que de présager de l'existence de neurones multimodaux. De même, les enregistrements par imagerie par résonance magnétique (IRM) ou électro-encéphalographie font apparaître des zones corticales activées par des stimuli de plusieurs modalités permettant là encore de présumer de la présence de neurones multimodaux. Nous présentons dans cette section les différentes aires multimodales qui ont été trouvées dans le cortex ainsi que la connectivité entre ces aires. Cette description ne se veut pas exhaustive sur les connaissances biologiques actuelles mais vise à en extraire des principes généraux du traitement de l'information qui pourrait avoir lieu dans le cortex (pour plus de détails biologiques se reporter à [Calvert et al., 2004, Cappe et al., 2009, Ghazanfar and Schroeder, 2006]).

2.4.1 Les aires multimodales

Localisation

Des aires multimodales ont été observées principalement dans trois zones du cerveau de la plupart des mammifères [Pandya and Seltzer, 1982a] (voir figure 2.3 pour leurs localisations chez l'homme). Premièrement, on trouve des aires multimodales à proximité des aires monomodales, recevant principalement des connexions montantes provenant de ces aires monomodales, comme par exemple dans le STS (*Superior Temporal Sulcus*) [Cusick, 1997]. Cette zone contient des neurones monomodaux et multimodaux qui répondent à des stimuli visuels, auditifs et somatosensoriels (voir par exemple [Baylis et al., 1987, Bruce et al., 1981, Hikosaka et al., 1988, Mistlin and Perrett, 1990, Pandya and Seltzer, 1982b, Seltzer and Pandya, 1994]). Il semblerait que certains neurones de cette zone corticale répondent aux mouvements des lèvres et aux vocalisations et pourraient, à ce titre, faire du STS le siège de l'effet McGurk (voir le chapitre 19 de [Calvert et al., 2004]). Chez le chat, l'AES (*Anterior Ectosylvian Sulcus*) est également une

zone multimodale dans laquelle on retrouve des neurones monomodaux, bimodaux et trimodaux pour les modalités visuelles, auditives et somatosensorielles (voir le chapitre 21 de [Calvert et al., 2004] pour plus de détails).
Deuxièmement, les cortices temporal, pariétal et frontal contiennent des aires multimodales, qui reçoivent des connexions montantes provenant d'aires monomodales mais également d'autres aires multimodales et qui semblent impliquées dans des processus cognitifs haut niveau. Le cortex pariétal, en particulier l'*IntraParietal Sulcus*, reçoit des signaux visuels, auditifs et somatosensoriels. Le cortex pariétal serait également impliqué dans le codage d'actions motrices (voir [Colby and Goldberg, 1999, Duhamel et al., 1998] et le chapitre 17 de [Calvert et al., 2004]). Le cortex ventral prémoteur chez le singe contient des neurones trimodaux qui répondent aux stimuli tactiles, visuels et sonores près de la tête [Graziano et al., 1999]. Le cortex préfrontal chez le singe est décomposé en plusieurs sous structures qui semblent non seulement être multimodales (stimuli gustatif, somatosensoriel, visuel, odorant et auditif) mais également en lien avec la mémoire de travail ou avec des mécanismes émotionnels et motivationnels (voir [Fuster et al., 2000, Gaffan and Harrison, 1991, Romanski et al., 1999] et les chapitres 17 et 19 de [Calvert et al., 2004]).
Troisièmement, on trouve des neurones multimodaux dans des aires sous corticales, que nous ne détaillons pas ici (voir [Stein and Meredith, 1993] et le chapitre 15 de [Calvert et al., 2004] pour plus de détails).

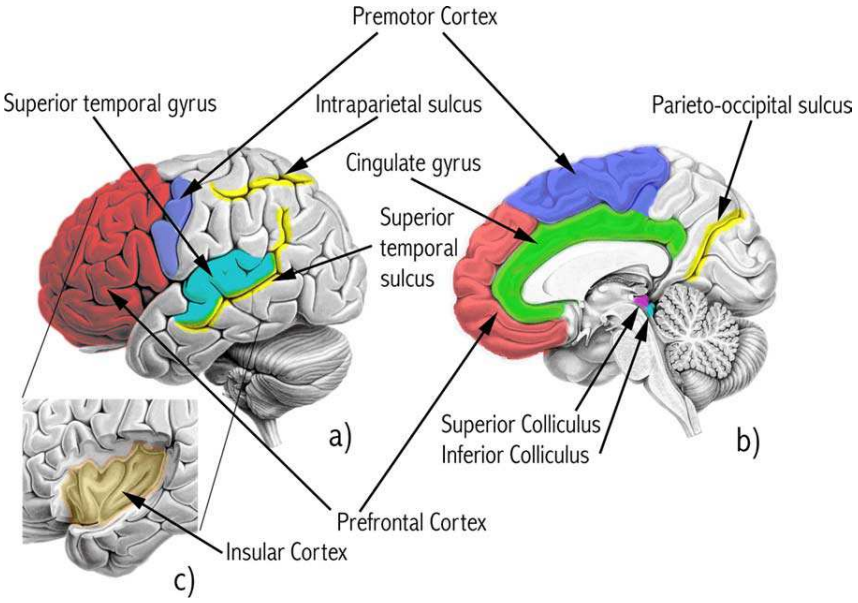


FIGURE 2.3 – Localisation des aires multimodales corticales et sous corticales pour le cerveau humain en vues latérale (a), sagittale (b) et après suppression du lobe temporal (c). On trouve des aires multimodales entre les aires sensorielles (en jaune), dans le cortex temporal et préfrontal et également dans des structures sous corticales comme l'amygdale et les colliculi inférieur et supérieur. Tiré de [Calvert and Thesen, 2004a]

Organisation

Les aires multimodales comportent des neurones multimodaux mais aussi des neurones qui semblent présenter un profil de réponse uniquement monomodal. Au sein d'une aire multimodale, ces neurones sont organisés par groupes de neurones multimodaux et monomodaux. Les neurones multimodaux ont tendance à se situer à proximité de groupes de neurones monomodaux des modalités correspondantes (voir figure 2.4). Une telle organisation a été observée dans le STS [Beauchamp, 2005], dans le cortex frontal [Rolls and Baylis, 1994], dans le cortex temporal [Dahl et al., 2009] et dans l'AES chez le chat (voir le chapitre 21 de [Calvert et al., 2004]). Cette organisation pourrait s'expliquer par les connexions provenant des aires monomodales. En particulier, le lien entre les connexions montantes dans l'AES du chat et la présence de neurones multimodaux a été étudié (voir figure 2.5). Il a ainsi été montré que

les neurones multimodaux étaient situés à la bordure des flux montants monomodaux. L'existence de neurones multimodaux en dehors de ces bordures s'expliquerait par les connexions latérales existantes au sein de l'AES.

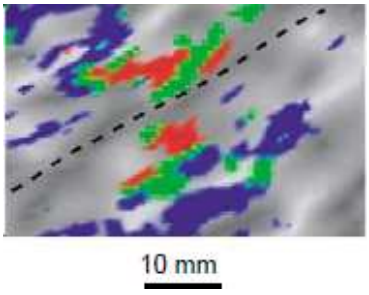


FIGURE 2.4 – Organisation spatiale des neurones dans le STS du singe. La ligne en pointillés indique le fond du sillon. Les zones sensibles à l'audition sont représentées en bleu, celles sensibles à la vue sont en rouge et les zones multimodales sensibles aux stimuli audio visuels sont en vert. On observe une organisation par "patchs", les neurones multimodaux ayant tendance à se situer entre des "patchs" de neurones monomodaux visuels et auditifs. Tiré de [Beauchamp, 2005]

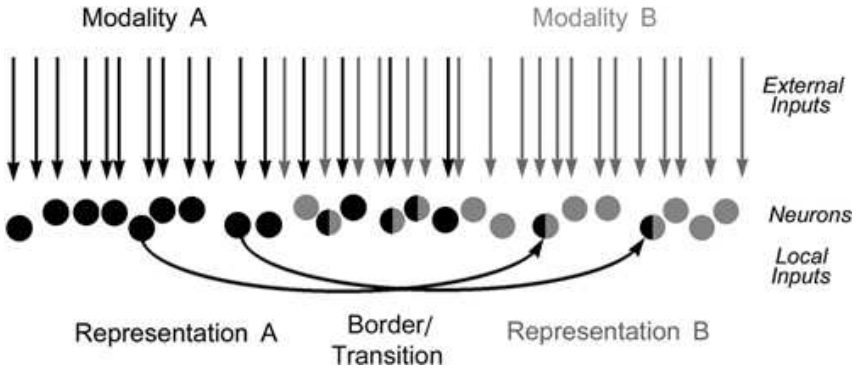


FIGURE 2.5 – Les flux de connexions montantes, dans l'AES du chat, provenant des différentes aires monomodales semblent ne pas se mélanger. On obtient ainsi des neurones multimodaux à la bordure de ces faisceaux de connexions. Les connexions latérales au sein de l'AES expliquent la présence de neurones multimodaux répartis dans toute l'aire. Tiré de [Calvert et al., 2004]

Développement des capacités multimodales

Les études sur l'évolution des caractéristiques des aires multimodales dans le cerveau sont rares. Chez le singe, des neurones multimodaux ont été trouvés à la naissance dans le colliculus supérieur mais en nombre largement inférieur à celui trouvé à l'âge adulte [Wallace and Stein, 2001]. En revanche, chez le chat, aucun neurone multimodal n'a été observé à la naissance, ni dans le cortex ni dans le colliculus. Ainsi, à la naissance, les neurones des aires multimodales ne présenteraient pas de caractéristiques multimodales ou seraient inactifs. Leur apparition reste un phénomène encore peu compris. Elle relèverait d'un phénomène progressif répondant à l'apparition de stimuli extérieurs et de neurones monomodaux des modalités correspondantes [Wallace et al., 2006]. Cette hypothèse est toutefois contredite par l'observation de l'apparition de neurones bimodaux sensibles aux stimuli visuels dans le colliculus supérieur du chat élevé dans le noir (voir le chapitre 39 de [Calvert et al., 2004]).

2.4.2 Au niveau du cortex

Un traitement hiérarchique de l'information ...

Nous avons vu dans la section 2.4 que les aires multimodales reçoivent des connexions montantes provenant d'aires monomodales et d'aires multimodales. Ces connexions sont souvent réciproques et l'on observe, par exemple, des connexions descendantes du STS vers le cortex visuel primaire [Falchier et al., 2002, Lyon and Kaas, 2002a, Lyon and Kaas, 2002b] ou des aires multimodales vers les cortices auditif [Smiley et al., 2007], visuel [Falchier et al., 2002] ou somatosensoriel [Cappe and Barone, 2005]. Ces connexions descendantes des aires associatives vers les aires perceptives auraient d'ailleurs une grande importance pour la formation de la perception [Rolls and Deco, 2002].

Cette organisation des connexions, ainsi que l'absence d'observation de connexions entre les aires monomodales [Jones and Powell, 1970] (voir figure 2.6), ont donné naissance dans les années 60 à la modélisation du cortex comme un système de traitement hiérarchique séquentiel de l'information. Les différents flux monomodaux seraient ainsi traités par des aires corticales dédiées et indépendantes. Leur mise en relation aurait lieu dans les aires multimodales qui créeraient une perception multimodale cohérente et s'occuperaient des tâches haut niveau. Un tel traitement de l'information permet d'expliquer l'effet ventriloque [Bonath et al., 2007] (voir section 2.2.2). Lors de cet effet, une activité apparaît dans les cortices visuel et auditif pour les neurones sensibles à l'emplacement exact de la source des stimuli dans chacune des modalités. Après quelques millisecondes, correspondant au temps de trajet de l'aire visuelle à l'aire auditive via les aires associatives, on observe une activité auditive pour les neurones sensibles à l'emplacement spatial de la source du stimulus visuel.

... ou un cortex multimodal ?

Cette vision hiérarchique du traitement cortical de l'information a été remise en question par de récentes observations biologiques. Il a été détecté par IRM une corrélation entre les activités des cortices primaires auditifs et visuels chez le singe [Eckert et al., 2008]. Anatomiquement, de nombreuses connexions, dites bas niveau, entre les aires corticales monomodales ont été mises en évidence chez différentes espèces et pour des aires à différents niveaux de la hiérarchie (voir [Calvert and Thesen, 2004b, Cappe et al., 2009, Cappe and Barone, 2005, Foxe and Schroeder, 2005, Kayser and Logothetis, 2007, Macaluso, 2006, Schroeder et al., 2003, Schroeder and Foxe, 2005]). L'intérêt de ces connexions reste à établir car elles ne représentent qu'un faible pourcentage des connexions reçues au sein d'une aire monomodale. Cependant, il a été montré que l'ensemble de ces connectivités bas niveau dans V1 était aussi importante, en nombre, que la connectivité descendante provenant de MT dont il a été prouvé l'influence sur l'activité de V1 [Cappe et al., 2009]. La structuration de cette connectivité bas niveau est encore mal comprise, des connexions bas niveau de types montant et descendant mais pas forcément réciproques, ayant été observées. Il semblerait cependant que ces connexions bas niveau présentent également des propriétés topographiques [Batardiere et al., 1998, Hall and Lomber, 2008] similaires à celles observées pour les connexions entre aires de différents niveaux de hiérarchie (voir section 1.3).

Des neurones multimodaux ont été trouvés dans des aires supposées exclusivement monomodales comme, par exemple, dans le cortex visuel chez le rat [Barth et al., 1995] ou dans le cortex auditif chez le singe [Cappe et al., 2007, Kayser et al., 2008, Schroeder et al., 2001, Watanabe and Iwai, 1991] et chez le furet [Bizley and King, 2008, Bizley et al., 2007]. Les neurones multimodaux, au sein des aires monomodales, semble être localisés à la frontière entre les aires monomodales [Wallace et al., 2004]. Une telle organisation est semblable à celle observée dans les aires multimodales (voir section 2.4.1).

Ces nouvelles découvertes tendraient à prouver que la structure corticale est générique. Chaque aire, peu importe son niveau dans la hiérarchie, recevrait des connexions montantes et des connexions corticales provenant d'autres aires corticales de différents niveaux de hiérarchie et de différentes modalités. Dans une telle architecture, les propriétés fonctionnelles monomodales ou multimodales de chaque aire corticale dépendraient principalement de la connectivité montante. La classification des aires comme monomodales et multimodales deviendrait alors floue car le traitement de l'information serait dès le départ multimodal.

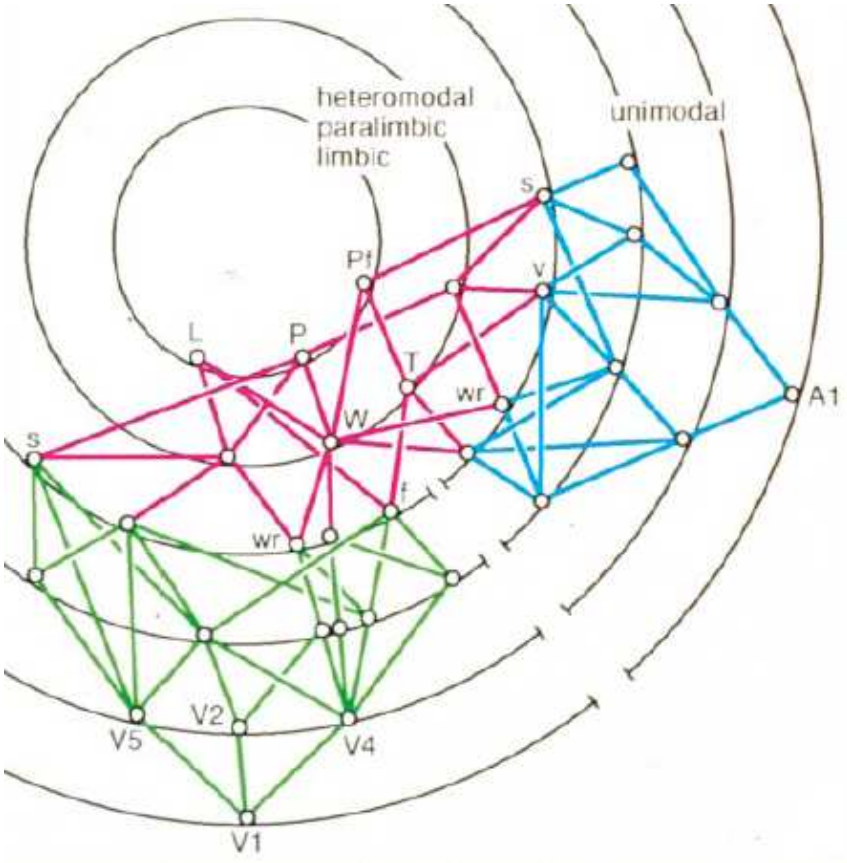


FIGURE 2.6 – Représentation de l'architecture des cortices visuel, auditif et multimodal visuo auditif chez l'homme. Les aires visuelles ainsi que leurs interconnexions sont en vert, celles du cortex auditif en bleu et les aires multimodales en rouge. Les cercles concentriques montrent les différents niveaux de hiérarchie, qui sont définis par le sens des connexions entre les aires, soit montantes, soit descendantes (voir section 1.3). Abréviations utilisées : A1 (cortex auditif primaire), AIT (cortex inférotemporal antérieur), f (aire impliquée dans la reconnaissance de visages), L (composants du système limbique), P (cortex pariétal postérieur hétéromodal), Pf (cortex préfrontal latéral), s (aire encodant la localisation spatiale), PIT (cortex inférotemporal postérieur), T (cortex temporal latéral hétéromodal), TF (partie du cortex inférotemporal médian), v (aire impliquée dans la reconnaissance des caractéristiques de la voix d'un individu), V1 (aire visuelle primaire), V2, V3, V4, V5 (aires visuelles supplémentaires), W (aire de Wernicke), wr (aire encodant la forme des mots). Tiré de [Mesulam, 1998]

2.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les théories sensorimotrices qui proposent un cadre psychologique de la perception. Ces théories sont fondées sur l'importance de la prise en compte de l'action pour l'émergence de la perception et en particulier de la détection et de l'apprentissage d'invariants sensori-moteurs. Chez les êtres vivants, l'état de l'environnement est obtenu par de multiples mesures apportant chacune une information partielle dans une modalité spécifique. En pratique, les invariants sensori-moteurs se traduisent alors par des motifs spatio-temporels présents dans le flux de données multimodales contenant les sensations et les actions.

La prise en compte de multiples modalités captées dans l'environnement permet d'obtenir des informations diverses et de réduire le bruit inhérent aux capteurs. Cependant, un événement unique dans l'environnement peut générer plusieurs flux monomodaux qui sont traités dans des zones spécifiques du

cortex correspondant aux aires sensorielles et motrices. Des expériences psychologiques menées chez l'humain tendent à montrer que le cerveau effectue une mise en relation de ces différents flux monomodaux en cherchant à retrouver des invariants sensori-moteurs de l'environnement, afin d'obtenir une perception multimodale cohérente. Un tel traitement de l'information se rapproche ainsi des théories sensorimotrices de la perception. Nous nous inspirons de ce traitement cortical de l'information multimodale pour notre modèle que nous introduisons dans le prochain chapitre.

Au niveau neuronal, l'intégration des flux monomodaux passe par deux mécanismes principaux.
Premièrement, un neurone multimodal présente un alignement de son profil de réponse pour chaque modalité. Il répond ainsi de manière privilégiée à certains stimuli multimodaux qui sont concordants spatialement et temporellement.
Deuxièmement, les neurones multimodaux sont capables d'intégrer l'information multimodale, c'est-à-dire qu'ils fournissent une activité non linéaire en la somme des réponses monomodales correspondantes, suivant un principe d'efficacité inversée.
Ces propriétés neuronales changent avec l'âge, ce qui se traduit par une modification des profils de réponses du neurone, tendant à une plus grande discrimination de la concordance spatiale, une augmentation de la tolérance au décalage temporel entre les modalités et une apparition soudaine de la non linéarité de la réponse.

Des aires multimodales, qui contiennent des neurones multimodaux mais également monomodaux, ont été trouvées dans tout le cortex. Elles semblent se positionner au sommet de la hiérarchie de traitement de l'information corticale et pourraient être le siège de la mise en relation des informations traitées par les différentes aires sensorielles. Cependant, des découvertes récentes ont révélé des activités multimodales dans des aires supposées monomodales, ainsi que des connexions bas niveau topographiques entre ces aires monomodales. De plus, les neurones multimodaux des aires monomodales semblent se situer à la bordure des aires monomodales concernées, donnant lieu à une organisation spatiale relative entre les neurones monomodaux et multimodaux semblable à celle observée au sein des aires multimodales. Ces découvertes soulèvent l'hypothèse d'un cortex multimodal avec une architecture et un traitement de l'information générique. Dans ce cadre, la différenciation entre les aires résulterait des informations contenues dans les différents flux reçus. Notre modèle, dont nous décrivons les principes généraux dans le prochain chapitre, s'inscrit dans cette idée d'un cortex multimodal en proposant un traitement multimodal de l'information fondé sur l'utilisation de modules génériques de calculs.

Chapitre 3

Modèle bio inspiré pour l'apprentissage multimodal

Notre travail traite de la mise en relation de différents flux d'informations modaux en vue de l'obtention d'une perception cohérente de l'environnement. Nous entendons, dans ce manuscrit, le terme *modalité* dans un sens large qui recouvre les notions de sens (vue, ouïe, toucher, goût, odorat, proprioception), de sous modalités (couleur, forme, ...) et d'actions. De ce point de vue, notre travail peut se rapprocher d'une vision gibsonienne de l'environnement. Par ailleurs, notre travail vise, à long terme, l'apprentissage de fonctionnalités sensori-motrices en vue de l'interaction autonome d'un agent avec son environnement. Certains des aspects que nous traitons dans notre travail sont à considérer sous cet angle.

Nous avons vu, dans le chapitre 2, que certaines expériences psychologiques semblent mettre en évidence que le traitement cortical de l'information multimodale se fonde sur la détection et l'apprentissage des invariants sensori-moteurs, invariants correspondant aux motifs spatio-temporels se répétant dans le flux multimodal représentant l'état sensori-moteur de l'environnement. En effet, ces invariants permettent non seulement une amélioration de la perception et de l'apprentissage, mais ils sont également pris en compte lors de la formation d'une perception. Par ailleurs, les approches sensorimotrices soutiennent l'idée que l'apprentissage de ces invariants est un point clé des capacités de perception et d'interaction avec cet environnement. Cet apprentissage s'inscrit ainsi de manière cohérente dans notre perspective à long terme de construction d'un agent autonome en interaction avec son environnement.

Nos travaux se situent dans le domaine des neurosciences computationnelles. Nous cherchons plus particulièrement à nous inspirer des principes généraux d'architecture et de traitement de l'information du cortex qu'à en effectuer une modélisation fine. Pour cela, nous utilisons une approche connexionniste, à savoir une architecture distribuée avec des unités génériques ayant des fonctionnalités calculatoires simples. Une telle approche nous oblige à penser le traitement de l'information de manière différente de celle utilisée généralement en informatique. En l'utilisant, nous souhaitons apporter certaines propriétés corticales du traitement de l'information telles que la plasticité et la robustesse qui sont généralement absentes des modèles utilisant une approche traditionnelle de l'intelligence artificielle. De plus, notre architecture s'appuie sur l'hypothèse d'un traitement générique multimodal de l'information (voir le chapitre 2). Chaque unité traite ainsi des stimuli de l'ensemble des modalités, tout en étant sensible de manière privilégiée à l'une des modalités. La réception de stimuli multimodaux provenant d'un même motif spatial appris augmente l'activité de l'unité, même si cette dernière ne réalise pas d'intégration multimodale similaire à celle observée pour les neurones. Par ailleurs, l'apprentissage progressif qui a lieu dans le modèle amène, pour les unités, à un rétrécissement de leurs champs récepteurs dans chaque modalité.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la détection et à l'apprentissage de motifs spatiaux régulièrement présents dans un flux multimodal, en utilisant une architecture connexionniste afin d'obtenir des propriétés de plasticité et de robustesse du traitement de l'information. Bien que cet objectif serve à structurer la présentation de notre travail dans la suite du manuscrit, ce dernier a également d'autres visées. Nous espérons, d'une part, fournir un éclairage sur les relations qui pourraient exister entre l'architecture

du cortex et le traitement de l'information qui y est effectué. D'autre part, nous apportons une réflexion sur certaines thématiques rencontrées en neurosciences comme les cartes auto-organisatrices, la mise en relation de différents paradigmes ou encore le dilemme stabilité/plasticité. Nous introduisons, dans une première section, le cadre général dans lequel s'inscrit notre travail ainsi que les modèles existants qui traitent de l'apprentissage multimodal. Dans une seconde section, nous présentons plus précisément la problématique abordée par notre modèle et les principes généraux de ce dernier. Cette présentation a pour but de fournir une vision globale de l'architecture qui sera décrite plus en détail dans les chapitres 6 et 9 traitant respectivement de l'apprentissage de motifs spatiaux monomodaux et multimodaux.

3.1 Cadre général et modèles existants

Dans une première section, nous introduisons certaines notions importantes par rapport à notre étude. Elle n'a pas pour but de rentrer dans des considérations théoriques hors du cadre de cette thèse mais vise à poser un certain nombre de considérations générales par rapport aux comportements souhaités pour notre modèle. La problématique traitée dans notre manuscrit est détaillée dans la section 3.2. Dans les deuxième et troisième sections, nous présentons et discutons, au regard des comportements souhaités, des modèles relevant respectivement des théories sensori-motrices et du domaine des neurosciences.

3.1.1 Cadre général

Notre travail traite de la mise en relation de différents flux d'informations modaux sous l'angle de la détection et de l'apprentissage d'invariants sensori-moteurs présents dans l'environnement, invariants dont l'importance pour la perception a été mise en évidence dans le chapitre 2. Nous ne traitons donc pas du problème de *binding* consistant à retrouver, dans les différents flux d'informations, les différentes propriétés d'un même objet lors de la présence de multiples objets dans l'environnement.

Généralisation

Toutes les considérations présentées ici s'appuient sur l'hypothèse que l'ensemble des invariants sensori-moteurs perçus par un agent autonome agissant dans l'environnement, ensemble noté E_{corr} est localement continu. Par cette notion intuitive de continuité, nous entendons que pour tout invariant sensori-moteur x appartenant à E_{corr}, il existe un autre invariant sensori-moteur $y \in E_{corr}$ tel que y soit aussi proche que l'on souhaite de x par rapport à une distance définie sur E_{corr} (nous reviendrons sur cette notion de distance dans le chapitre 4). À notre connaissance, cette hypothèse n'a été ni confirmée ni infirmée et est généralement sous-jacente aux modèles utilisant les théories sensori-motrices.

Considérons l'exemple simple d'un environnement capté par deux modalités visuelle et auditive. Des stimuli multimodaux sont projetés dans cet environnement, stimuli constitués d'un spot lumineux et d'un bruit provenant de la même source localisée aléatoirement. Ce type de stimuli correspond à ceux utilisés lors des tests psychologiques pour tester l'effet ventriloque (voir section 2.2.2). Dans ce cas, l'ensemble des invariants sensori-moteurs de l'environnement correspond à l'ensemble des stimuli audio visuels dont les sources sont temporellement et spatialement concordantes. Même dans ce cas simple, le nombre de motifs spatio-temporels récurrents dans le flux multimodal capté de l'environnement est infini. Or, comme notre substrat de calcul est fini, cela interdit un apprentissage exhaustif de ces motifs. Un agent autonome doit cependant pouvoir percevoir l'environnement et agir sur lui quelle que soit la localisation d'un objet, la position du corps de l'agent, ...

Un des problèmes que l'agent doit résoudre est ainsi l'apprentissage d'un ensemble infini sur un substrat fini.
Une première solution consiste en une description mathématique de l'ensemble. Cependant, cette solution ne nous paraît pas appropriée pour deux raisons. D'une part, cet ensemble semble avoir une structuration complexe ce qui ne facilite pas sa description mathématique. D'autre part, une telle description ne nous semble pas adaptée à un traitement distribué de l'information.
L'autre solution consiste à échantillonner cet ensemble. Les éléments de cet ensemble non représentés dans le substrat sont alors interpolés à partir des éléments proches qui ont été appris. Nous parlons alors de

généralisation des échantillons appris. C'est cette seconde approche, qui est utilisée dans certains modèles robotiques (voir section 3.1.2), que nous avons choisi pour notre modèle.

Nous attendons de notre système qu'il soit capable d'apprendre un ensemble fini d'invariants multimodaux. Il doit également être capable de généraliser cet ensemble d'invariants appris, afin de pouvoir non seulement agir dans un environnement supposé continu mais également dans des zones inconnues de cet environnement. Nous tenons à préciser que cette notion de généralisation n'englobe pas de concepts tels que le raisonnement par analogie ou l'exploration de l'environnement. Cette notion de généralisation s'oppose à celle de catégorisation. Pour deux entrées légèrement différentes et proches d'une entrée apprise, un système disposant d'une propriété de généralisation fournit deux sorties légèrement différentes. Au contraire, un système de catégorisation fournit deux sorties identiques si ces deux entrées proches appartiennent à la même catégorie.

Robustesse

Comme précisé précédemment, notre travail s'inscrit dans l'objectif global de l'interaction d'un agent autonome avec son environnement. À ce titre, la robustesse du comportement de l'agent nous paraît un point important dans sa capacité de survie dans cet environnement. Dans ce manuscrit, nous nous intéressons plus particulièrement à deux types de robustesses : l'adaptabilité à un environnement sensori-moteur changeant et la conservation des propriétés du système face à une défaillance du substrat de calcul.

L'ensemble des invariants sensori-moteurs que l'agent doit apprendre est en perpétuelle évolution. Cette évolution peut être le résultat, d'une part, d'une modification de l'environnement externe à l'agent. Par exemple, de nouvelles perceptions sensorielles ou de nouveaux objets peuvent apparaître ou disparaître lors de l'exploration de zones inconnues de l'environnement. D'autre part, le corps de l'agent peut se modifier suite à un traumatisme ou par le vieillissement rendant ses senseurs et ses actuateurs moins performants. Tous ces phénomènes entraînent des modifications des invariants sensori-moteurs perçus par l'agent auxquelles il doit s'adapter pour pouvoir continuer à interagir de manière efficace avec l'environnement.

Notre travail se situe dans le domaine des neurosciences et cherche, à ce titre, à porter en informatique certaines propriétés du traitement cortical de l'information. Une des caractéristiques les plus remarquables du fonctionnement cortical est sa robustesse que ce soit face à des environnements inconnus ou en cas de défaillance d'une partie du substrat neuronal. Le cortex peut en effet rester fonctionnel malgré la défection de nombreux neurones chaque jour. De plus, lors de la destruction d'une partie plus importante du substrat neuronal, à l'issue d'un accident par exemple, l'individu peut survivre malgré la dégradation de certains traitements corticaux. De telles défaillances du substrat peuvent survenir pour un agent artificiel comme, par exemple, un lien de communication ou une unité de calcul défectueux. Par ailleurs, la recherche de cette propriété de robustesse en informatique apparaît particulièrement pertinente et devient un domaine de recherche à part entière. En effet, la tolérance aux pannes dans les systèmes informatiques critiques n'est actuellement obtenue que par une redondance limitée des calculs.

3.1.2 Modèles appliqués en robotique

Nous présentons dans cette section quelques modèles qui utilisent une approche sensori-motrice et nous nous attardons en particulier sur ceux qui ont été utilisés sur des plateformes robotiques en interaction avec l'environnement. En pratique, ces modèles traitent indirectement de la problématique de la multimodalité car ils doivent prendre en compte l'ensemble des informations modales provenant des différents capteurs robotiques. Par ailleurs, l'implémentation des approches sensori-motrices nécessite explicitement la prise en compte de la dimension temporelle. En effet, un état perçu de l'environnement, sur lequel est appliqué une action motrice, et le résultat perçu de cette action motrice ne sont pas disponibles au même moment. Une solution consiste alors en l'apprentissage, non supervisé, de la fonction de transition sensori-motrice de l'environnement, qui correspond à la relation entre un état du monde et l'état résultant de l'exécution d'une action. De telles approches sont dites prédictives car elles permettent de prédire le futur état sensori-moteur du monde étant donné l'état courant et l'action à exécuter.

Ce type d'approche prédictive a, par exemple, été utilisée dans le modèle proposé par [Quinton, 2008]. Dans ce modèle, la fonction de transition sensori-motrice est apprise par une discrétisation de cette dernière en un ensemble d'anticipations. Ce modèle considère des vecteurs regroupant l'ensemble des informations sensorielles et motrices. Une anticipation correspond à la mise en relation de deux de ces vecteurs si l'application de la commande motrice contenue dans le premier vecteur sur l'état sensoriel contenu dans le premier vecteur amène, après un certain temps fixé, à l'état sensoriel du second vecteur. Un apprentissage supervisé ou par balbutiement moteur d'un ensemble d'anticipations permet l'apprentissage discret de la fonction de transition sensori-motrice de l'agent. Le comportement de l'agent dans tout l'environnement est obtenu par la généralisation de cet ensemble d'anticipations. Par ailleurs, l'obtention d'un état sensori-moteur souhaité passe par l'activation de l'ensemble des anticipations permettant d'amener à cet état. D'un côté, cette activité but est rétropropagée à travers l'ensemble des anticipations permettant d'activer l'ensemble des anticipations envisageables amenant à l'état souhaité. D'un autre côté, par un mécanisme réciproque, l'état actuel de l'environnement sensori-moteur entraîne l'activation de l'ensemble des anticipations envisageables à partir de l'état courant. L'interaction entre ces deux dynamiques de propagation d'activité amène à l'exécution d'une suite d'actions amenant de l'état courant à l'état but.

Dans d'autres modèles, la fonction de transition sensori-motrice est obtenue par l'apprentissage du modèle direct et/ou inverse du robot, c'est-à-dire de la fonction fournissant la conséquence sensorielle (respectivement la commande motrice à effectuer) en fonction de la commande motrice effectuée (respectivement l'état sensoriel souhaité). Par exemple, Martius [Martius and Herrmann, 2009] propose l'apprentissage de la matrice jacobienne du modèle direct du robot par l'interaction entre un module anticipateur et un contrôleur. Le module anticipateur fournit un comportement homéostatique en cherchant à réduire l'erreur de prédiction de l'état sensori-moteur du robot. De son côté, le contrôleur cherche au contraire à faire bouger le robot en l'obligeant à agir dans l'environnement et à explorer des zones inconnues. Ce modèle a été appliqué dans des environnements robotiques simulés et réels et amène les robots à développer un comportement de déplacement autonome. Par ailleurs, ce comportement peut être influencé par l'utilisation de contraintes proprioceptives.

Par ailleurs, Cuperlier et collègues [Cuperlier et al., 2007] ont appliqué une approche bio inspirée à un apprentissage sensori-moteur (voir également [Hirel, 2011]). Dans leurs travaux, ils proposent une architecture inspirée de l'hippocampe. Cette architecture permet l'apprentissage non supervisé de relations temporelles entre des stimuli provenant de différentes modalités, en combinant des neurones aux propriétés d'évolution temporelles différentes et une mémoire associative. Elle a été utilisée, par exemple, pour mettre en relation des informations motrices et des informations spatiales provenant d'unités inspirées des cellules de lieux et utilisant des données visuelles. Les cellules de lieux sont des neurones de l'hippocampe dont l'activité dépend de la localisation de l'agent à un endroit spécifique de l'environnement, indépendemment de son orientation. Ce modèle permet ainsi à un robot d'effectuer des tâches de navigation grâce à l'apprentissage des relations entre un ensemble de lieux et un ensemble de transitions entre ces lieux, c'est-à-dire les commandes motrices permettant de passer d'un lieu à l'autre.

Ces modèles, fondés sur l'apprentissage des invariants sensori-moteurs résultant de l'interaction d'un agent avec son environnement, permettent d'obtenir des résultats pratiques convaincants avec des robots dans un environnement réel. Cependant, la construction de ces modèles s'appuie généralement sur des principes informatiques de calculs centralisés. Il en résulte que ces approches sont généralement moins plastiques et que le traitement de l'information effectué est moins robuste à une défaillance du substrat de calcul, comparativement à ce que l'on peut observer dans le cerveau. Par ailleurs, bien que ces modèles puissent traiter des flux multimodaux, les différentes informations reçues sont généralement traitées globalement comme une information multi-sensorielle et non comme un ensemble d'informations sensorielles distinctes. Ainsi, ces modèles ne traitent pas de la question de la mise en cohérence de différentes informations sensorielles non concordantes, telle qu'elle se produit avec l'effet ventriloque par exemple (voir le chapitre 2). De plus, comme en pratique la taille des données captées dans l'environnement par chaque capteur est très importante, le traitement d'une information multi-sensorielle risque de provoquer une explosion de la complexité de l'apprentissage (voir le fléau de la dimensionnalité défini par Bellman [Bellman and Kalaba, 1959]).

3.1.3 Modèles en neurosciences

Les modèles connexionnistes offrent intrinsèquement des propriétés de robustesse à la défaillance du substrat de calcul. En effet, le traitement de l'information y est effectué de manière décentralisée et parallèle par de nombreuses unités ayant un fonctionnement générique. Ainsi, même en cas de défaillance d'une partie du substrat de calcul, les unités intactes continuent de traiter l'information. De plus, les propriétés du système émergent de l'apprentissage des fonctions neuronales et de la modification des relations de connexions entre les unités. Ainsi, nous pouvons espérer que le modèle fournisse un comportement émergent cohérent dans des situations imprévues. Nous présentons dans cette section certains des modèles en neurosciences traitant de la fusion d'informations multimodales.

Apprentissage de catégories multimodales

Certains modèles correspondent à des mémoires multimodales associatives. Cela signifie que le système est capable d'apprendre un stimulus constitué de plusieurs entrées dans différentes modalités. Une fois cet apprentissage effectué, le système est adressé par contenu ce qui signifie qu'il est capable de retrouver, par rapport à une ou plusieurs entrées fournies, les autres entrées composant le stimulus appris le plus ressemblant aux entrées reçues (voir par exemple [Ackley et al., 1985, Hopfield, 1982, Kosko, 1988]). Ce type de mémoire fournit ainsi une catégorisation des stimuli, un ensemble de stimuli distincts amenant la même réponse du modèle. Ces mémoires ont, par exemple, été utilisées dans un robot simulé pour l'apprentissage de correspondances entre une perception visuelle et une perception sonore dans une tâche de détection de proies et de prédateurs [Chevallier et al., 2005]. Par ailleurs, Rolls et collègues ont utilisé les mémoires associatives dans un modèle hiérarchique audiovisuel [Rolls and Deco, 2002]. Chaque modalité y est représentée par une de ces mémoires qui sont interconnectées avec une autre mémoire représentant une aire associative. Suivant la force de ces interconnexions, le modèle permet de reproduire l'effet Mc Gurk décrit dans la section 2.2.2.

Les cartes auto-organisatrices de Kohonen, décrites plus en détail dans le chapitre 4, permettent l'apprentissage d'une catégorisation topologique de l'environnement. En effet, chaque unité constituant la carte est sélective à une zone de l'espace d'entrée et les sélectivités de deux unités proches dans la carte sont proches dans l'espace d'entrée. Plusieurs auteurs ont proposé des modèles hiérarchiques de cartes auto-organisatrices de Kohonen ou de ses dérivées dans lesquels chaque modalité est reçue et traitée par une carte dite modale. La mise en relation des différentes modalités est obtenue au sein d'une carte associative qui reçoit la sortie de l'ensemble des cartes modales [Johnsson et al., 2009, Papliński and Gustafsson, 2005, Vavrečka and Farkaš, 2010]. Le traitement de chaque modalité au sein d'une carte auto-organisation avant sa mise en relation multimodale permet non seulement un traitement monomodal de l'information mais également de limiter la taille des cartes utilisées en comparaison d'une architecture dans laquelle toute l'information multimodale serait traitée par une unique carte. De plus, en ajoutant des connexions descendantes depuis la carte associative vers les cartes modales, Paplinski et Gustafsson ont montré que la détection monomodale est plus résistante au bruit grâce à cet apport descendant d'information multimodale [Papliński and Gustafsson, 2006].

D'autres modèles proposent un traitement de flux multimodaux par l'utilisation d'architecture inspirée du traitement cortical de l'information multimodale. À ce titre, nous pouvons, par exemple, citer le modèle proposé par Wysoski et collègues [Wysoski et al., 2010] qui propose une architecture comprenant des voies de traitements visuels et auditifs spécifiques cortico inspirées, utilisant des neurones fréquentiels. Ce modèle a est utilisé pour l'apprentissage et la reconnaissance de locuteur.

Par ailleurs, Hawkins [Hawkins and Blakeslee, 2005] a proposé un modèle de mémoire hiérarchique temporelle permettant l'apprentissage de motifs spatio-temporels dans un flux multimodal quelconque [2]. L'architecture s'inspire des traitements corticaux et se place dans le cadre des approches prédictives. Dans son modèle, chaque unité s'apparente à la notion de colonne corticale (voir la section 1.2) et reçoit un flux d'entrée provenant soit d'une partie du flux multimodal d'entrée, soit des activités d'unités du niveau inférieur. Chaque unité apprend de manière non supervisée un motif spatio-temporel dans ce flux et s'active si le flux contient le motif spatio-temporel appris. La répartition des motifs au sein de chaque niveau de la hiérarchie est assurée par une inhibition latérale. Ce modèle est ainsi capable d'apprendre des

2. voir le site `www.numenta.com`

motifs spatio-temporels présents dans le flux d'entrée, ces motifs étant d'autant plus globaux spatialement et stables temporellement quand on monte dans la hiérarchie. Le modèle est alors capable de reconnaître les objets, même mouvants, qu'il a appris pendant une phase d'apprentissage. Cette architecture n'a, pour le moment, été appliquée qu'à des stimuli sensoriels mais le traitement de l'information étant générique, elle devrait également être capable d'apprendre des invariants sensori-moteurs. En effet, une commande motrice pourrait être représentée, similairement à une entrée sensorielle, par un vecteur de valeurs.

Le modèle Bijama

Les différents modèles que nous venons d'évoquer dans cette section disposent de propriétés de robustesse, grâce à l'utilisation d'une architecture connexionniste, et fournissent une catégorisation de l'espace. Cette catégorisation ne permet pas d'obtenir la propriété de généralisation que nous recherchons pour notre modèle (voir la section 3.1.1). À notre connaissance, le seul modèle connexionniste qui ait traité les problématiques de généralisation et d'unification de stimuli multimodaux est le modèle Bijama, proposé par Ménard [Ménard, 2006]. Dans Bijama, chaque flux modal est traité par une carte auto-organisatrice ronde. Un des apports du travail de Ménard se situe dans l'utilisation du mécanisme des champs neuronaux au sein de ces cartes auto-organisatrices de Kohonen (voir le chapitre 4). Les champs neuronaux offrent un codage spatial continu de l'espace d'entrée, sous la forme d'une bulle d'activité, et ainsi la généralisation des stimuli appris. La mise en relation des différentes modalités est obtenue par l'interconnexion des différentes cartes autour d'une carte ayant un rôle associatif (voir la figure 3.1). Le codage spatial obtenu dans chaque carte modale est conservé au niveau multimodal par l'utilisation de connexions en bandes topographiques (voir la figure 3.2). Ces bandes contraignent la localisation des bulles d'activités perceptives par un mécanisme de résonance entre les cartes qui aboutit à une perception multimodale unifiée (voir la figure 3.1). Il en résulte également une contrainte de l'auto-organisation de chaque carte aboutissant à un apprentissage des relations multimodales entre les stimuli monomodaux.

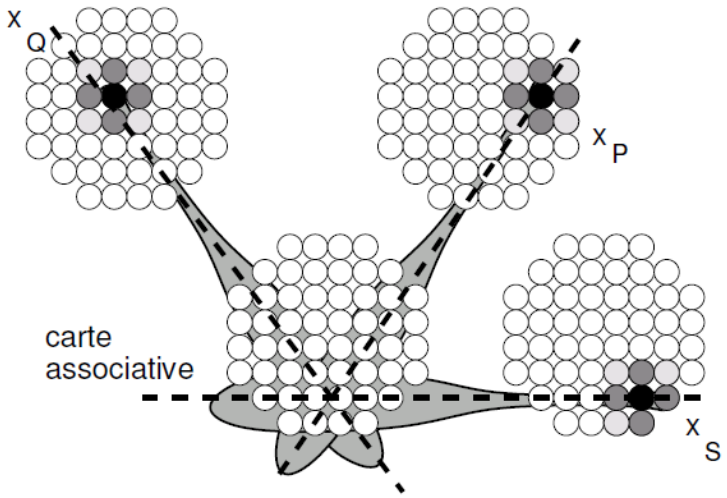


FIGURE 3.1 – Les différentes cartes modales sont reliées à une carte dite associative qui sert à la mise en relation multimodale. Par les connexions réciproques en bandes entre chaque carte et la carte associative, les bulles d'activités perceptives de chaque modalité doivent être situées de manière à être dans des bandes qui se croisent en un point dans la carte associative comme c'est le cas sur la figure. Tiré de [Ménard, 2006].

Le modèle Bijama propose un ensemble de paradigmes offrant des propriétés intéressantes pour la mise en relation multimodale de stimuli. Certains de ces paradigmes ont été une importante source d'inspiration pour notre propre architecture (voir les chapitres 6 et 9). Cependant, ce modèle dispose également de certains comportements fonctionnels que nous jugeons problématiques et que nous avons

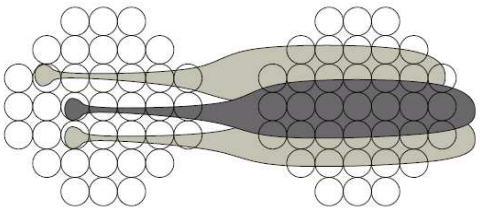


FIGURE 3.2 – La connexion entre deux cartes modales se fait par bandes, c'est-à-dire que chaque unité dans une carte est uniquement reliée aux unités situées dans une bande dans l'autre carte. De plus ces connexions sont topographiques, les bandes de deux unités proches dans une carte sont proches dans l'autre carte. Tiré de [Ménard, 2006].

essayé de résoudre, entre autres, dans nos travaux.
Premièrement, nous ne sommes pas parvenu à utiliser ce modèle sur des tâches sensori-motrices simples, la stabilisation de l'apprentissage apparaissant très sensible à la paramétrisation du modèle comme l'a montré Alecu [Alecu et al., 2011]. Ce problème semble se manifester d'autant plus si l'on utilise une seule modalité, ce qui rend pratiquement impossible le traitement monomodal de l'information avec l'architecture Bijama.
Deuxièmement, l'utilisation de cette architecture avec un grand nombre de modalités ne semble pas garantie pour deux raisons. D'une part, la dynamique de l'ensemble semble fortement dépendre des interactions entre les cartes, à savoir que la convergence d'une carte pourrait dépendre de celle des autres cartes. D'autre part, le profil de connectivité en bande utilisé pour la mise en relation multimodale des cartes engendre des contraintes différentes suivant le nombre de cartes mises en relation.

Dans la prochaine section, nous présentons les principes généraux du modèle SOMMA que nous proposons. Notre modèle a été pensé en adoptant une approche fondée sur un apprentissage progressif. Cette approche permet non seulement de rendre le modèle plus stable et plus générique, comparativement à Bijama, mais également de fournir de nouvelles propriétés qui nous semblent intéressantes vis-à-vis de l'apprentissage non supervisé de motifs dans le flux multimodal (voir les chapitres 6 et 9 pour plus de détails).

3.2 Modèle SOMMA

Nous présentons dans cette section les principes généraux de fonctionnement de notre modèle intitulé SOMMA pour *Self-Organizing Maps for Multimodal Association* (littéralement cartes auto-organisatrices pour une association multimodale). Cette description générale a pour but d'offrir une vision d'ensemble du fonctionnement du modèle. Elle vise également à identifier les aspects fonctionnels importants du modèle qui sont décrits plus en détail dans les chapitres 6 et 9, respectivement pour les aspects monomodaux et multimodaux. Dans les deux premières parties, nous précisons le contexte de notre étude et les principes généraux de traitement de l'information utilisés pour répondre aux problématiques posées. Dans une troisième section, nous décrivons l'architecture globale de notre modèle ainsi que la dynamique d'évolution de son état interne permettant d'obtenir les propriétés de traitement de l'information souhaitées.

3.2.1 Problématique

Nous avons vu dans le chapitre 2 que les théories sensorimotrices et les expériences psychologiques soulignent l'importance, dans les capacités de perception et d'interaction avec le monde, de l'apprentissage et de la détection des motifs spatio-temporels présents dans un flux de données multimodales. De plus, des modèles utilisant un tel apprentissage fournissent des résultats convaincants sur des plateformes robotiques (voir la section 3.1.2). Cependant, ces modèles s'appuient généralement sur des calculs centralisés n'offrant qu'une robustesse limitée au modèle par rapport aux variations environnementales et à la défaillance du substrat de calcul. Dans SOMMA, nous apprenons également des invariants pour fusionner

des informations multimodales mais en utilisant une approche connexionniste afin d'obtenir un modèle robuste. Cet apprentissage donne lieu à un ensemble discret de représentations des invariants, ensemble que le modèle doit par conséquent être capable de généraliser (voir la section 3.1.1).

L'apprentissage spatio-temporel est un problème complexe, notamment parce que nous avons choisi un niveau de modélisation mésoscopique pour notre architecture connexionniste, niveau de modélisation qui ne tient pas compte de manière intrinsèque de la temporalité (voir section 1.2). Nous nous sommes donc focalisés dans cette thèse sur l'apprentissage de motifs uniquement spatiaux se répétant régulièrement dans un flux multimodal (voir la figure 3.3). Pour rappel, le terme de modalité englobe les notions de sens, de sous modalité et d'actions motrices. Nous verrons dans le chapitre 9 des solutions permettant une prise en compte de la temporalité des corrélations dans notre modèle.
Notre modèle SOMMA apprend les motifs spatiaux qui apparaissent régulièrement dans différents stimuli d'un flux multimodal reçu en entrée, motifs que nous appelons corrélations. Une corrélation est dite monomodale si le motif se situe dans une seule des modalités reçues. Au contraire, elle est qualifiée de multimodale si le motif s'étend sur plusieurs modalités. Une corrélation multimodale est ainsi constituée d'un ensemble de corrélations monomodales dites multimodalement corrélées ou reliées.

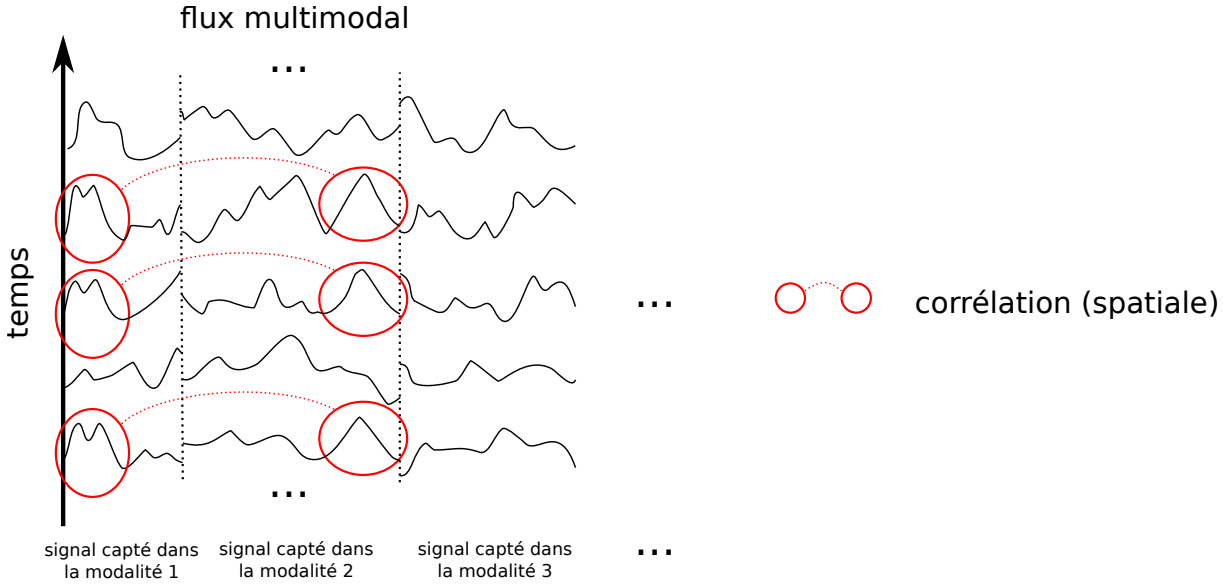


FIGURE 3.3 – Dans notre travail, un flux multimodal correspond à un signal qui évolue dans le temps. Nous avons représenté sur la figure, la valeur du flux à cinq instants différents. Dans ce flux, des motifs spatiaux peuvent apparaître à plusieurs moments dans le flux. De tels motifs spatiaux répétitifs sont appelés *corrélation*. Ce sont ces corrélations que notre modèle SOMMA doit apprendre de manière autonome.

SOMMA aborde la problématique de l'obtention d'une représentation unifiée des différentes informations modales reçues au travers d'un flux multimodal. Cette unification cherche à retrouver dans les informations reçues une corrélation présente dans le flux, qu'elle soit directement apprise ou généralisée. Notre modèle n'a pas été utilisé en boucle fermée avec l'environnement car cela nécessite non seulement la prise en compte de l'aspect temporel, que nous avons délaissé, mais également la résolution de problèmes plus complexes comme le choix d'action ou l'exploration. Une remise en perspective des différentes problématiques liées à l'utilisation de SOMMA en boucle fermée avec l'environnement est proposée dans le chapitre 10.

En pratique, dans notre modèle, le flux multimodal est un ensemble de flux monomodaux. Chaque flux monomodal est constitué d'une suite temporelle de stimuli qui sont des vecteurs contenant des valeurs réelles. Ces valeurs peuvent correspondre à la capture de l'état de l'environnement par un senseur dont les données ont été ou non prétraitées. Elles peuvent également correspondre à un ensemble de commandes motrices fournies aux actuateurs. Ainsi, l'état sensori-moteur de l'environnement à un instant t est re-

présenté par un point dans l'espace $\mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times \ldots \times n_m}$ avec m le nombre de modalités et n_1 à n_m le nombre respectif de valeurs provenant de chaque modalité. Les valeurs n_1 à n_m, généralement importantes, correspondent aux dimensions apparentes de chaque espace monomodal. Les corrélations du flux multimodal correspondent à des sous espaces de l'espace $\mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times \ldots \times n_m}$, les valeurs n'appartenant pas au motif étant libres. L'ensemble des corrélations définit ainsi un sous espace de $\mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times \ldots \times n_m}$.

3.2.2 Principes généraux

Mise en relation multimodale

Dans le modèle SOMMA, le flux multimodal reçu est découpé en un ensemble de flux monomodaux. Chaque flux monomodal est traité par une carte modale dédiée, dont l'architecture est générique (voir la figure 3.4). Ce découpage peut s'apparenter au découpage en aires dans le cortex (voir le chapitre 2). Il offre ainsi les avantages fonctionnels décrits dans la section 1.3.2, à savoir la limitation de la taille des cartes nécessaire pour représenter l'espace d'entrée et une adaptabilité du traitement de l'information, le tout en espérant pouvoir limiter le fléau de la dimensionnalité rencontré par certains modèles sensori-moteurs (voir section 3.1.2). Chaque carte modale fournit une représentation du stimulus courant ce qui permet, d'une part, de traiter des signaux monomodaux et, d'autre part, de réduire la dimension intrinsèque du stimulus courant afin de faciliter la mise en relation multimodale. Dans notre modèle, la représentation d'un stimulus est faite sous la forme d'une unique bulle d'activité stéréotypée, ce qui facilite entre autres le débruitage de l'information (voir le chapitre 5 pour plus de détails). Cependant, cette représentation d'une entrée modale, fournie par la carte, n'autorise la représentation de la présence que d'une unique corrélation à la fois. Cette contrainte n'est pas limitative dans le sens où nous ne traitons pas dans cette thèse de la représentation de plusieurs objets présents dans l'environnement. Par ailleurs, elle peut s'apparenter à un mécanisme attentionnel, le système se focalisant sur un seul objet dans chaque modalité. Nous revenons plus en détail dans les perspectives sur cette limitation de la représentation (voir le chapitre 10).

L'ensemble des cartes modales sont reliées entre elles de manière réciproque (voir la figure 3.4). Cette mise en relation a pour but d'unifier les informations provenant des différentes modalités par une interaction entre leurs perceptions respectives. Au final, la perception multimodale de l'environnement est distribuée dans l'ensemble des perceptions de chacune des modalités, chaque perception représentant l'information dans une modalité en prenant en compte le contexte multimodal. Notre modèle est ainsi capable de traiter de manière indifférenciée des stimuli multimodaux et monomodaux.

Auto-organisation et topographie

L'apprentissage des corrélations multimodales dans SOMMA doit permettre la généralisation de la perception de n'importe quel stimulus, même si il est inconnu. Pour rappel, cela implique que deux stimuli proches doivent être représentés dans le modèle par deux perceptions proches mais différentes. Afin de fournir ce comportement, nous cherchons à obtenir l'auto-organisation des corrélations monomodales apprises au sein de chaque carte, ce qui signifie que deux unités proches dans une carte discriminent des corrélations proches. Cette structuration de l'information a été observée dans le cortex sensoriel chez de nombreux mammifères (voir chapitre 1). Une telle organisation de l'information permet d'obtenir facilement un codage spatial du stimulus monomodal courant qui facilite la généralisation des corrélations apprises (voir le chapitre 4 pour plus de détails). Il est à noter que le découpage du flux multimodal permet de faciliter l'auto-organisation des cartes en limitant la dimension intrinsèque de leur espace d'entrée.

Afin d'obtenir une généralisation des corrélations à un niveau multimodal, cette structuration spatiale doit être conservée dans les connexions inter cartes modales. Pour cela, nous avons opté pour des connectivités topographiques, ce qui implique que deux unités proches ont des champs récepteurs proches (voir le chapitre 7 pour plus de détails). Ce type de connectivité offre une robustesse du calcul grâce à la distribution de l'information dans le substrat de calcul. Cette connectivité spatialement restreinte entre les cartes modales aura pour conséquence de contraindre les auto-organisations de chaque carte afin d'être cohérentes avec l'ensemble de l'information multimodale (pour plus de détails voir le chapitre 7). Ainsi, dans notre thèse, nous cherchons à étudier comment l'information peut se structurer spatialement

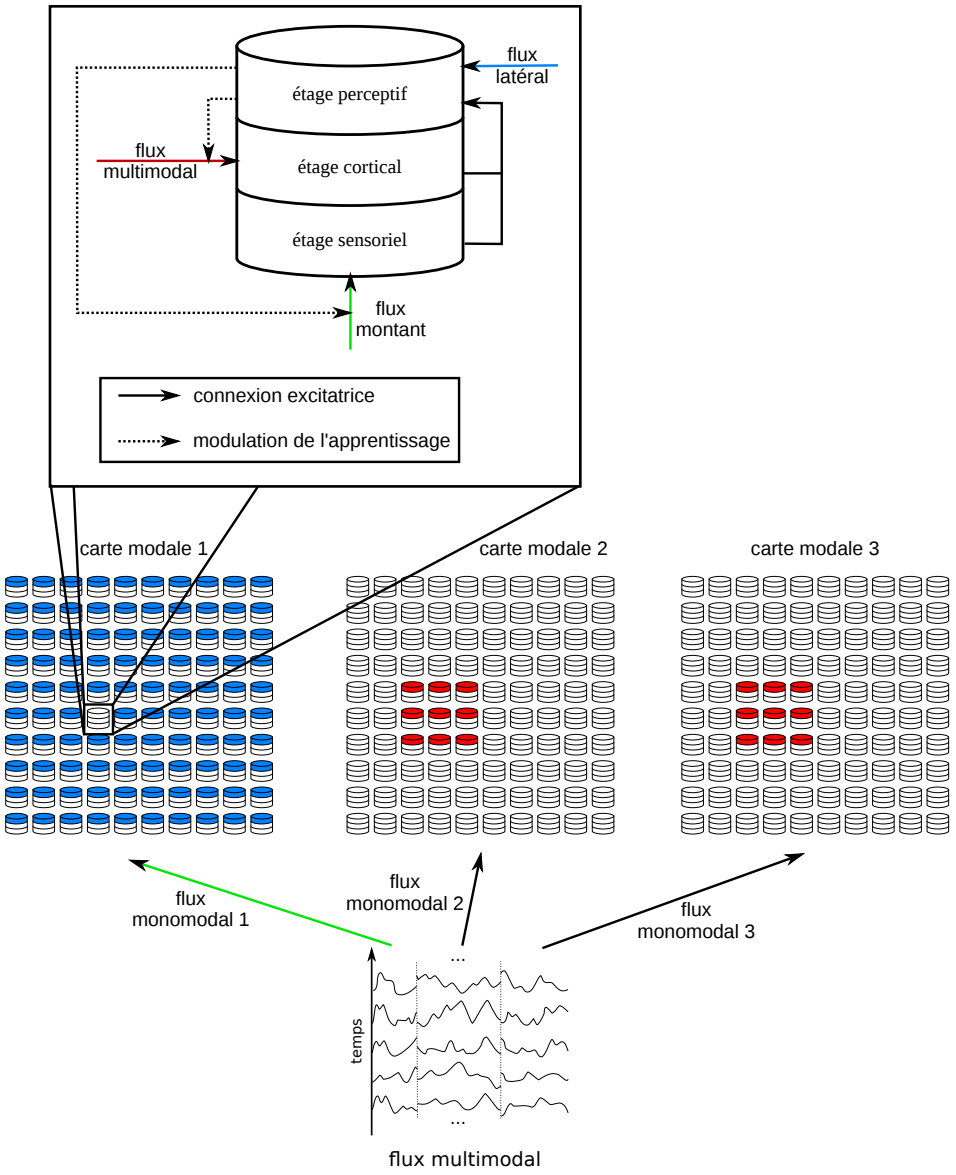


FIGURE 3.4 – Nous avons représenté l'architecture et les connexions de l'architecture SOMMA appliquée à un flux multimodal constitué de trois modalités. Chaque carte modale est constituée de colonnes corticales génériques comportant trois étages. L'étage sensoriel reçoit un flux d'entrée modal qui est le même pour toutes les colonnes d'une même carte (en vert sur le schéma). L'étage cortical reçoit des connexions de l'étage perceptif d'autres colonnes par des connectivités topographiques spatialement restreintes et réciproques (en rouge sur le schéma). Dans notre modèle, une colonne située à la position (a,b) relativement à la taille de la carte recevra de chaque autre carte modale, des connexions à partir des colonnes situées dans un rayon fixe autour de la colonne située à la position (a,b) relativement à la carte (pour plus de détails se reporter au chapitre 7). L'étage perceptif reçoit des informations des étages sensoriel et cortical de la même colonne ainsi qu'un flux latéral provenant des étages perceptifs de toutes les autres colonnes de la même carte modale, en bleu sur le schéma (pour plus de détails se reporter au chapitre 4). L'activité perceptive représente la perception du stimulus courant et sert à moduler l'apprentissage des poids montants et latéraux (pour plus de détails se reporter aux chapitres 6 et 9).

de manière décentralisée tout en respectant des contraintes de connectivité topologique fixées. Cette problématique est motivée par le fait que, biologiquement, les connexions topographiques représentent une grande partie des connexions corticales, que ce soit à partir d'aires sous corticales ou entre les aires corticales, et que leur apparition peut avoir des origines génétiques (voir les chapitres 1 et 2). Cette thèse se veut également complémentaire des travaux de Miikkulainen [Miikkulainen et al., 1997] qui montrent comment une auto-organisation peut apparaître de manière simultanée à une connectivité topographique dans le cortex visuel.

Approche connexionniste

Nous utilisons dans notre étude une approche connexionniste car, dans notre modèle, chaque carte est constituée d'unités génériques, dont le traitement de l'information est simple (voir section 3.2.3 pour plus de détails). Les propriétés du système, telles que l'auto-organisation des cartes modales et la perception multimodale du stimulus courant, émergent grâce aux interconnexions entre ces unités élémentaires. De plus, les calculs et les apprentissages effectués au sein de chaque unité de calcul sont locaux et décentralisés. Cette approche cortico inspirée du traitement de l'information lui offre une robustesse à la défaillance du substrat de calcul. En effet, chaque unité étant autonome au niveau de ses calculs et de son apprentissage d'une part, et chaque donnée étant traitée par plusieurs unités d'autre part, la perte d'unités n'affecte que peu le fonctionnement du reste du système. Nous pouvons également espérer que, par le côté émergeant des propriétés, le modèle soit capable de s'adapter à des situations inconnues. Par ailleurs, la généricité des unités aide à l'adaptabilité du système, une carte pouvant traiter n'importe quel type de flux d'entrée et être reliée à tout type de flux multimodal.

Apprentissage continu et non supervisé

L'apprentissage utilisé dans SOMMA est un apprentissage non supervisé. Ce choix est différent de celui fait dans certains modèles d'intelligence artificielle comme ceux utilisant un apprentissage par renforcement pour guider l'apprentissage de l'agent vers un but. De plus, l'apprentissage dans notre modèle est continu (*online learning* en anglais). Ceci s'oppose à certains modèles séparant l'utilisation du système en une phase d'apprentissage puis une phrase d'exploitation pendant laquelle le système ne fait qu'utiliser les connaissances précédemment apprises sans en acquérir de nouvelles. Ces contraintes d'utilisation d'un apprentissage continu et non supervisé ont pour but de permettre au système d'apprendre de manière autonome et d'exploiter ces connaissances tout au long de son fonctionnement. Elles lui offre en particulier la possibilité de pouvoir s'adapter à un environnement dynamique.

3.2.3 Description générale

Notre modèle SOMMA se situe à un niveau d'inspiration biologique mésoscopique et utilise un codage fréquentiel, c'est-à-dire que les unités échangent des valeurs réelles pouvant représenter biologiquement des fréquences de décharge (voir le chapitre 1). D'une part, ce niveau de modélisation permet d'utiliser des fonctions de traitement de l'information plus complexes qu'un simple intégrateur neuronal, tout en conservant une plausibilité biologique et une approche connexionniste du traitement de l'information. D'autre part, les profils de connexions ainsi que les fonctions réalisées à ce niveau de description sont beaucoup mieux connus qu'au niveau microscopique.

Architecture et dynamique

Une carte modale est constituée d'un ensemble de colonnes corticales génériques topologiquement organisées sur une surface bidimensionnelle (voir figure 3.4), afin de s'inspirer de la structure du cortex. Chaque colonne est une brique élémentaire de calcul dans notre modèle et est constituée de trois étages, chaque étage recevant un flux différent et ayant un rôle fonctionnel distinct.
Le premier étage, dit sensoriel, reçoit le flux monomodal provenant de l'environnement et en fournit un codage tabulaire (voir [Baraduc, 1999]). L'ensemble des colonnes d'une même carte reçoit le même flux d'entrée. L'activité de cet étage au niveau de la carte correspond ainsi à une sensation, c'est-à-dire une représentation primaire de l'information provenant de l'environnement.

Le second étage, nommé étage cortical, reçoit des connexions provenant de l'étage perceptif d'autres colonnes situées dans les autres cartes modales. L'étage cortical représente d'une manière condensée l'information environnementale apportée par les autres modalités.
L'étage perceptif reçoit des connexions de l'étage sensoriel et de l'étage cortical mais également un flux latéral d'informations provenant des étages perceptifs des autres colonnes de la même carte modale. Ce flux latéral génère un mécanisme compétitif, entre les colonnes de la même carte modale, aboutissant à l'émergence d'une bulle d'activité au niveau de la carte. Cette bulle d'activité apparaît dans une zone où les activités sensorielles et corticales sont concordantes. L'activité de cet étage correspond à la perception de la modalité comme un consensus entre la sensation locale et les informations provenant des autres modalités.
Au niveau du système complet, les interactions entre les étages sensoriels, corticaux et perceptifs des colonnes des différentes cartes permettent d'aboutir à une perception multimodale unifiée de l'environnement (voir la figure 3.5).

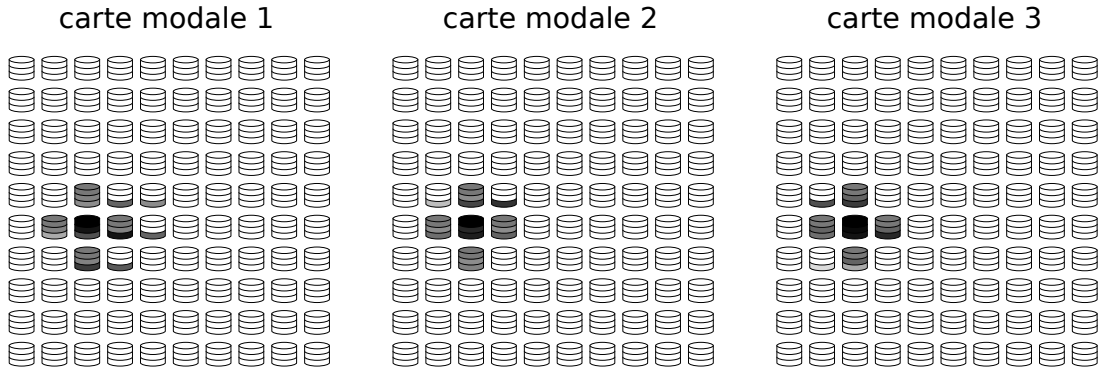


FIGURE 3.5 – Exemple de représentation d'un stimulus par le modèle SOMMA, après convergence de l'apprentissage. Le niveau d'activité de chaque étage est représenté en niveau de gris, du blanc au noir. Par l'auto-organisation de chaque carte modale, le stimulus monomodal courant provoque l'activation des étages sensoriels de certaines colonnes spatialement proches. La perception faite dans chaque carte, correspondant à la bulle d'activité, active dans les autres cartes les étages corticaux sensibles à des stimuli multimodalement corrélés. L'influence conjointe des étages sensoriels et corticaux sur l'étage perceptif amène à une perception dans chacune des cartes qui correspond à une perception multimodale unifiée, située au niveau de colonnes dont les étages sensoriels et corticaux sont activés.

L'apprentissage des corrélations multimodales est obtenu par des mécanismes continus et décentralisés de modification des poids des connexions des flux montants et corticaux. La modification des poids des connexions montantes permet à chaque colonne de discriminer une corrélation monomodale présente dans l'environnement. Cet apprentissage est modulé par l'activité de l'étage perceptif, ce qui fournit l'auto-organisation de ces discriminations et offre ainsi un moyen d'apprendre la structure de l'information monomodale (voir partie II). L'apprentissage des corrélations multimodales et de leur structure consiste alors en l'apprentissage de la structure des correspondances spatiales entre les différentes corrélations monomodales constituant les corrélations multimodales, qui se fait par deux moyens. D'une part, la contrainte spatiale générée par la connectivité multimodale, via l'étage cortical, modifie la perception et donc l'auto-organisation de chaque carte modale. D'autre part, les poids corticaux sont modifiés afin d'apprendre précisément la correspondance des codages spatiaux des stimuli corrélés au niveau multimodal (voir partie III).

L'apprentissage et la généralisation de la représentation de corrélations multimodales par un modèle connexionniste apprenant de manière autonome est un problème complexe. Nous proposons une solution à ce problème en adoptant une approche fondée sur un apprentissage progressif qui, dans notre modèle, est constitué de deux phases.
Dans une première phase, le système apprend à détecter des corrélations afin d'en fournir une représentation primaire.

Sur cette base, lors d'une seconde phase, l'apprentissage de ces corrélations est spatialement structuré de manière à fournir une représentation du stimulus courant, qui peut être généralisée.
Nous tenons à bien préciser que le découpage en phases successives de la dynamique de notre modèle n'est qu'un artifice linguistique qui permet de rendre la présentation plus compréhensible. Les propriétés du modèle émergent grâce à l'interaction et à l'apprentissage continu qui a lieu au sein du substrat de calcul.

Cet apprentissage progressif est utilisé pour l'apprentissage des corrélations monomodales au sein de chaque carte ainsi que pour celui des corrélations multimodales au niveau du modèle. Il en résulte une dynamique globale qui se décompose en plusieurs étapes.
Premièrement, l'étage sensoriel développe un codage tabulaire représentant une sensation monomodale de l'environnement, le codage de chaque colonne étant indépendant de celui des autres colonnes.
Cette sensation peut alors, dans un deuxième temps, faire émerger une perception monomodale par l'interaction entre les différentes colonnes. Cette perception permet l'organisation spatiale du codage sensoriel, offrant une généralisation de la représentation du stimulus courant.
L'ensemble de ces perceptions modales correspond à une représentation primaire du stimulus multimodal, chaque perception étant indépendante.
Par la mise en relation des différentes cartes modales, ces perceptions monomodales vont, dans un troisième temps, s'influencer réciproquement pour aboutir à une perception multimodale. Cette dernière procure la structuration de l'apprentissage des corrélations multimodales et la généralisation de la perception multimodale.
Cette dynamique est compatible avec l'observation biologique d'une progressivité dans l'apparition des neurones multimodaux dans le cortex, et donc de la capacité du cortex à mettre en cohérence l'ensemble des informations disponibles (voir section 2.3).

Mise en perspective biologique

Dans cette section, nous replaçons notre architecture par rapport à la structure du cortex qui a été décrite dans les chapitres 1 et 2. Les parallèles que nous dressons ici doivent être considérés dans une approche d'inspiration corticale, notre modèle ne visant aucunement une modélisation précise de l'architecture corticale. Similairement à l'organisation du cortex, notre modèle adopte une structure laminaire, avec des unités de calcul structurées verticalement. Notre architecture, dans laquelle chaque unité reçoit l'ensemble des modalités via ses connexions multimodales, bien que traitant plus spécifiquement la modalité reçue par les connexions montantes, s'inscrit dans l'idée d'un cortex multimodal proposée dans le chapitre 2. La terminologie des flux montants et latéraux est calquée sur leurs pendants biologiques. Le flux multimodal, quant à lui, représente les connexions bas niveau entre les aires corticales dont la nature précise est encore méconnue (section 2.4.2). Ainsi, l'étage sensoriel des colonnes peut être assimilé à l'étage IV du cortex qui reçoit le flux montant, l'étage cortical correspondant aux couches supra granulaires qui reçoivent les connexions corticales et l'étage perceptif se référant aux couches V et VI qui sont les couches de sortie mais qui reçoivent également le flux latéral. D'un point de vue structurel, une carte modale peut s'apparenter à la notion de maxi colonne définie par Mountcastle et les colonnes corticales peuvent correspondre à des mini colonnes (voir section 1.2). En effet, chaque colonne d'une même carte modale reçoit le même flux d'entrée et offre une fonctionnalité différente sur ce flux. Cependant, une carte modale pourrait également se rapprocher de la notion d'aire dans le sens où elle reçoit en entrée toute l'information d'une modalité. Nous verrons dans les perspectives (chapitre 10) comment les notions structurelles et fonctionnelles d'aires corticales et de flux de connexions descendants au niveau de la colonne pourraient être introduites dans notre modèle. Par ailleurs, nous tenons à bien préciser que la dénomination de colonne corticale dans notre modèle est abusive d'un point de vue biologique puisqu'elle correspond à la notion de mini colonne. Elle vise uniquement à refléter sa structure verticale traversant la structure laminaire du modèle.

3.3 Conclusion

Un agent perçoit l'état de l'environnement à travers un flux d'informations multimodales correspondant soit à une information sensorielle provenant des capteurs, soit à des actions motrices effectuées par l'agent. Notre travail se focalise sur la problématique de la fusion de ces différentes informations modales. Pour cela, nous nous appuyons sur les observations psychologiques faites chez l'homme (voir le chapitre 2) montrant que cette unification multimodale se fonde sur la recherche d'invariants sensori-moteurs. Avec un substrat de calcul fini, l'apprentissage de l'ensemble de ces invariants est obtenu par son échantillonnage, le modèle devant alors être capable de généraliser cet apprentissage aux zones non échantillonnées. Comme la prise en compte de la dimension temporelle n'est pas traitée de manière intrinsèque par un système connexionniste de niveau mésoscopique comme le notre, nous traitons uniquement dans ce manuscrit des invariants spatiaux du flux multimodal, que nous appelons corrélations. Par ailleurs, notre travail vise à long terme l'apprentissage de fonctionnalités sensori-motrices en vue de l'interaction d'un agent avec son environnement. L'apprentissage d'invariants sensori-moteurs est cohérent avec cet objectif car il est au centre des théories sensori-motrices d'interaction avec l'environnement (voir le chapitre 2). À ce titre, la propriété de robustesse, sous laquelle nous regroupons les notions d'adaptabilité à un environnement changeant et de continuité de traitement en cas de défaillance d'une partie de substrat de calcul, nous paraît importante.

Nous avons présenté dans ce chapitre certains modèles ayant abordé la thématique de fusion d'informations multimodales. D'un côté, les approches sensorimotrices utilisées dans des modèles robotiques fournissent des agents capables d'agir de manière autonome avec leur environnement. Cependant, ces modèles, dont l'architecture est parfois bio inspirée, s'appuient généralement sur des calculs centralisés octroyant au système une robustesse limitée. D'un autre côté, les modèles fondés sur une approche connexionniste permettent intrinsèquement une bonne robustesse du système vis-à-vis de défaillances du substrat de calcul et nous pouvons espérer, grâce aux propriétés émergentes du système, une meilleure adaptabilité à des situations inconnues. Cependant, la plupart de ces modèles traitant de multimodalité ont cherché à obtenir une catégorisation des informations reçues.

Nous proposons dans cette thèse le modèle SOMMA qui permet l'apprentissage, non supervisé et continu, et la généralisation de corrélations présentes dans un flux multimodal. Par généralisation, nous entendons que le système doit fournir une représentation proche mais différentes de deux entrées proches. L'architecture connexionniste de SOMMA s'inspire des principes architecturaux et fonctionnels du cortex décrits dans le chapitre 1 et pourrait permettre d'éclairer l'influence de l'architecture corticale sur le traitement de l'information effectué. Chaque modalité du flux multimodal reçu par le modèle est traitée par une carte modale dédiée qui en fournit une perception. Chaque carte modale a une architecture générique constituée de colonnes corticales. Chaque colonne apprend à discriminer une corrélation monomodale. Ces discriminations sont organisées topologiquement au sein de la carte afin de permettre la généralisation des corrélations apprises. Le traitement multimodal de l'information est obtenu par l'interconnexion des différentes cartes modales par des connexions topographiques spatialement limitées. Cette contrainte spatiale influe sur les perceptions dans chacune des modalités pour aboutir à une perception multimodale unifiée. Elle permet également l'apprentissage des corrélations multimodales comme un ensemble de corrélations monomodales. La topographie permet, quant à elle, la généralisation de ces corrélations multimodales. Le fonctionnement du modèle SOMMA s'appuie sur certaines connaissances biologiques concernant le traitement cortical de l'information multimodale présentées dans le chapitre 2. En particulier, chaque carte de notre modèle reçoit l'ensemble des modalités ce qui s'inscrit dans l'hypothèse d'un cortex multimodal.

Deuxième partie

Apprentissage topologique de corrélations monomodales

Nous avons présenté dans le chapitre 3 le fonctionnement global du modèle SOMMA qui a pour but de traiter un flux d'informations multimodales. Pour cela, nous attendons de notre modèle trois propriétés fonctionnelles.
Il doit apprendre de manière autonome les corrélations présentes dans le flux d'entrée. Pour rappel, une corrélation correspond à un motif spatial apparaissant régulièrement dans le flux d'entrée.
Il doit fournir une représentation du stimulus fondée sur la recherche d'une corrélation présente dans le stimulus.
Cette représentation doit être généralisable, c'est-à-dire que deux stimuli proches, même inconnus, doivent avoir des représentations proches.
De plus, nous souhaitons que l'ensemble de ces propriétés soit obtenu par l'utilisation d'un paradigme de calcul connexionniste et de règles d'apprentissage continues et non supervisées. Ces deux contraintes ont respectivement pour but de fournir une robustesse du modèle à la défaillance d'une partie de son substrat de calcul et de permettre au modèle de s'adapter de manière autonome à des variations dans le flux d'entrée.

SOMMA est constitué par l'interconnexion de cartes modales génériques. Nous nous intéressons dans cette partie à ces cartes modales utilisées de manière isolées. Cela signifie que la carte modale est utilisée sans étage cortical. Cette démarche a de nombreux intérêts.
Premièrement, le fonctionnement isolé d'une carte modale permet à SOMMA de traiter indifféremment des stimuli monomodaux ou multimodaux.
Deuxièmement, la validation fonctionnelle d'une carte nous paraît une étape indispensable avant d'envisager son intégration dans une architecture plus large et récurrente.
Troisièmement, d'un point de vue pratique, cela permet de réduire l'espace de recherche des paramètres du modèle complet en réglant chacune de ses sous parties indépendamment.

Le traitement multimodal de l'information dans SOMMA s'appuie sur celui fourni par les cartes modales. Par conséquent, nous attendons de chaque carte modale qu'elle fournisse, sur le flux modal qu'elle reçoit, le même traitement de l'information que le modèle SOMMA avec le même paradigme de calcul et d'apprentissage. Une carte doit donc apprendre les corrélations monomodales présentes dans le flux d'entrée, afin de fournir une perception du stimulus courant, généralisable à des stimuli inconnus. De plus, le découpage du flux multimodal en un ensemble de flux modaux a pour but, entre autres, de limiter le problème de course à la dimensionnalité. Une carte modale doit donc offrir une représentation du stimulus courant de plus faible dimension que celle du stimulus, afin de faciliter le traitement multimodal de l'information.

Dans le chapitre 4, nous présentons le paradigme des cartes auto-organisatrices qui permet de répondre à la problématique de l'émergence d'une représentation généralisable et de plus faible dimension que celle du stimulus courant. Nous traitons dans le chapitre 5 de l'apprentissage non supervisé et continu de corrélations présentes dans un flux d'entrée et discutons de son intégration au sein du paradigme des cartes auto-organisatrices. Dans le chapitre 6, nous détaillons l'architecture et le fonctionnement de notre modèle de carte modale et validons expérimentalement l'ensemble de ses propriétés attendues pour le traitement modal de l'information.

Chapitre 4

L'auto-organisation comme structure de l'information monomodale

Des expériences ont été menées chez plusieurs espèces de mammifères, notamment le chat et le singe, afin d'étudier l'activité des aires visuelles du cortex en réponse à des stimuli simples comme des barres orientées (voir par exemple [Georgopoulos et al., 1982,Gray and Singer, 1989,Hubel and Wiesel, 1962]). Ce type d'expériences a permis d'aboutir à deux constatations. Premièrement, les colonnes corticales des aires visuelles primaires et secondaires sont sensibles, entre autres, à l'orientation. Leur réponse est une fonction décroissante de la différence entre l'orientation de la barre présentée et une orientation dite discriminée pour laquelle la réponse est maximale [Albright, 1984]. Un tel codage est dit tabulaire [Baraduc, 1999]. Deuxièmement, au niveau des aires visuelles primaires et secondaires, ces discriminations présentent une continuité spatiale, à savoir que deux zones proches ont des discriminations proches (voir la figure 1.5 et [Blasdel, 1992,Bosking et al., 1997] par exemple). On parle alors d'auto-organisation de l'aire. De telles auto-organisations ont également été mises en évidence dans le cortex auditif où les colonnes sont sensibles, entre autres, à la fréquence de la stimulation (voir par exemple [Bendor and Wang, 2005,Wessinger et al., 1997]). Bien que, par exemple, le cortex visuel du rat soit organisé en "poivre et sel" [Ohki and Reid, 2007], les aires sensorielles présentent généralement une forme de continuité des discriminations, en particulier chez les mammifères dits évolués (voir par exemple [Hluštík et al., 2001] pour le cortex somatosensoriel chez l'humain). Cela laisse présumer de l'importance de l'auto-organisation des aires dans la capacité du cortex à traiter un flux d'informations complexes.

D'un point de vue physiologique, la longueur des connexions dendritiques et axoniques des neurones est coûteuse [Chklovskii and Koulakov, 2004]. En effet, une connexion longue implique en particulier une irrigation sanguine plus importante, des délais de propagation plus longs et une atténuation du signal plus forte. De plus, des connexions plus longues occupent un volume plus important, ce qui réduit le nombre de neurones qui peuvent entrer dans une boîte crânienne de taille limitée. Avec une auto-organisation des aires, les colonnes fournissant un traitement semblable de l'information sont proches et l'activité résultante au niveau de l'aire est spatialement localisée. Cette localité permet de réduire la somme des longueurs des connexions nécessaires pour avoir accès à l'ensemble de l'activité, ce qui permet de répondre à la contrainte physiologique énoncée précédemment. De plus, le cerveau utilise des neuromessagers, tels que la dopamine, hors du phénomène de la transmission synaptique. Ces neuromessagers se diffusent de manière chimique dans une zone spatialement localisée du cortex et ont pour but de modifier les activités neuronales et l'efficacité des connexions synaptiques. L'auto-organisation des aires permet ainsi de mieux cibler l'influence de ces neuromessagers sur une fonctionnalité précise.

Dans la première section de ce chapitre, nous présentons le paradigme de cartes auto-organisatrices en informatique. Bien que l'auto-organisation puisse relever du respect de contraintes biologiques, nous montrons que cette structuration spatiale des données présente également des intérêts fonctionnels pour le traitement de l'information. Nous détaillons également le modèle le plus utilisé de cartes auto-organisatrices, à savoir les cartes de Kohonen, et regardons ses limites par rapport à nos exigences. Ceci nous amènera à introduire le paradigme des champs neuronaux dynamiques, dans la seconde partie de ce chapitre.

Nous y présentons ses propriétés et étudions son utilisation dans le cadre du paradigme des cartes auto-organisatrices et plus spécifiquement au regard de notre problématique énoncée dans le chapitre 3.

4.1 Cartes auto-organisatrices

Dans le domaine des neurosciences computationnelles, les cartes auto-organisatrices sont un paradigme de cartes neuronales, inspirées des aires sensorielles du cortex, qui permettent l'apprentissage d'une représentation topologique d'un espace d'entrée par échantillonnage. Nous présentons dans les deux premières sections le paradigme des cartes auto-organisatrices ainsi que ses propriétés fonctionnelles. Nous détaillons dans la troisième section le modèle de carte auto-organisatrice proposé par Kohonen et analysons ses propriétés spécifiques par rapport à notre problématique.

4.1.1 Fonctionnement

D'un point de vue architectural, une carte auto-organisatrice est constituée d'un nombre prédéfini d'unités génériques organisées suivant une topologie fixée *a priori* (voir figure 4.1). Chaque unité dispose de deux étages en interaction. L'étage de détection est l'étage d'entrée de l'unité, il reçoit une succession de stimuli provenant de l'espace d'entrée. L'étage de sélection est l'étage de sortie de l'unité, il correspond, au niveau de la carte, à la représentation du stimulus courant.

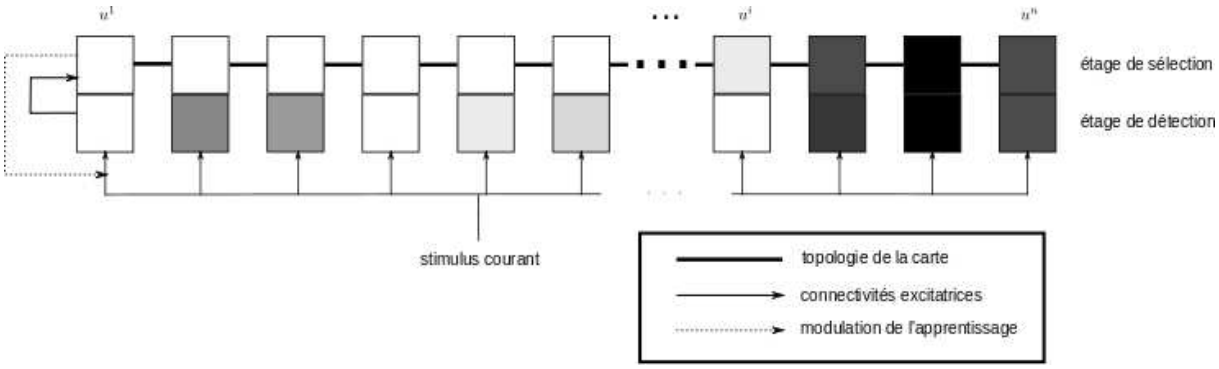


FIGURE 4.1 – Une carte auto-organisatrice est constituée d'unités génériques u^1 à u^n organisées suivant une topologie fixée, ici mono dimensionnelle. L'étage de sélection est relié à l'étage de détection, au sein de chaque unité, et aux étages de détection des autres unités suivant la topologie de la carte. Lors de la réception d'un stimulus, l'étage de détection de chaque unité fournit un codage tabulaire du stimulus courant (représenté ici en niveau de gris). L'étage de sélection établit une compétition de type *winner takes most* de manière à fournir une activité spatialement localisée à l'endroit où l'activité de l'étage de détection représente le mieux le stimulus courant. Cette activité (représentée en niveau de gris) module en retour le codage tabulaire fourni par l'étage de détection.

D'un point de vue fonctionnel, lorsque la carte reçoit un stimulus, l'activité de l'étage de détection de chaque unité est calculée au moyen d'un codage tabulaire de ce stimulus. Cela signifie que l'activité est une fonction décroissante de la similarité entre le stimulus reçu et un stimulus dit discriminé pour lequel l'activité est maximale.
L'étage de sélection produit au niveau de la carte une activité spatialement localisée à l'endroit où l'activité de détection représente le mieux le stimulus courant. Cette activité est obtenue par un mécanisme compétitif de type *winner takes most* ce qui signifie que l'activité de sélection est répartie sur un faible nombre d'unités centrées sur une unité, dite gagnante, ayant la plus grande valeur. En pratique, l'activité de l'étage de sélection d'une unité est une fonction décroissante de la distance dans la carte entre cette unité et l'unité gagnante.
Au sein de chaque unité, l'activité de sélection influe sur le stimulus discriminé par l'étage de détection

de telle sorte que le stimulus discriminé se rapproche du stimulus courant. Cette influence est d'autant plus forte que l'activité de sélection est importante. Cet apprentissage définit une boucle de rétroaction positive permettant d'obtenir l'auto-organisation des sélectivités au niveau de la carte. En effet, de par le mécanisme compétitif, l'activité de sélection est localisée là où la détection est forte, ce qui signifie que certaines unités sont déjà sensibles au stimulus courant. De plus, la localisation spatiale de l'activité de sélection va amener l'unité gagnante et ses voisines à devenir plus sélectives au stimulus courant ce qui provoquera une activité de détection plus forte dans cette zone à la prochaine présentation du stimulus.

Un modèle de carte auto-organisatrice est ainsi défini par trois éléments qui permettent la dynamique précédemment décrite :

- l'équation de mise à jour de l'activité de détection qui doit fournir un codage tabulaire,
- l'équation de calcul de l'activité de sélection qui doit permettre une activité spatialement localisée, reflet de l'activité de détection,
- la règle d'apprentissage de la discrimination de l'étage de détection, fonction de l'activité de sélection.

4.1.2 Propriétés

Projection de l'espace

Au niveau de la carte, l'activité de sélection est spatialement localisée et correspond à la représentation du stimulus courant. Ainsi, chaque stimulus est représenté par un codage spatial ayant une dimension égale à la celle de la topologie de la carte. Une carte auto-organisatrice permet donc de projeter topologiquement l'espace d'entrée, qui est généralement de grande dimension apparente, sur un espace de plus faible dimension, correspondant à celle de la topologie de la carte. De ce point de vue, les cartes auto-organisatrices peuvent se rapprocher des paradigmes d'analyse de données par réduction de dimensionnalité, comme l'algorithme d'analyse en composantes principales. L'étude des propriétés des cartes auto-organisatrices dans cette optique demeure cependant complexe car ces cartes relèvent d'un apprentissage non supervisé et non d'une réduction explicite d'un critère. Pour plus de précisions, le lecteur est invité à se référer à [Blayo and Demartines, 1991, Bougrain, 2000, Murtagh and Hernández-Pajares, 1995] pour une analyse comparative des méthodes d'analyse de données avec l'algorithme de carte auto-organisatrice de Kohonen qui sera décrit dans la section 4.1.3.

Extrapolation

L'apprentissage qui a lieu dans une carte auto-organisatrice entraîne l'auto-organisation des discriminations des différentes unités au sein de la carte (voir la section 4.1.1). Le fait que l'étage de détection de chaque unité ait une discrimination proche de celles des unités voisines résulte uniquement de l'influence de l'activité de sélection, spatialement localisée dans la carte, sur les discriminations (voir la figure 4.2). En particulier, l'apparition d'une discrimination à un stimulus ne nécessite donc pas la réception du stimulus discriminé par l'unité. Ce comportement permet ainsi l'extrapolation des discriminations apprises à des zones de l'environnement non encore explorées (voir figure 4.3).

4.1.3 Cartes de Kohonen

Modèle

Le modèle de cartes proposé par Kohonen [Kohonen, 1982] est le modèle de carte auto-organisatrice le plus couramment utilisé dans la littérature.

L'étage de détection d'une unité se comporte de manière similaire aux neurones à prototypes (voir le chapitre 1). Ainsi, chaque unité u^i de la carte dispose d'un prototype, noté $\mathbf{w^i}(t)$ qui est un vecteur de même dimension que celle des stimuli. Ce prototype correspond au stimulus discriminé par l'unité. En pratique, l'activité de détection de l'unité u^i recevant le stimulus $\mathbf{x}(t)$ au temps t est notée $d^i(t)$ et est calculée suivant la formule :

$$d^i(t) = e^{-\frac{||\mathbf{w^i}(t),\mathbf{x}(t)||}{\alpha^2}}$$

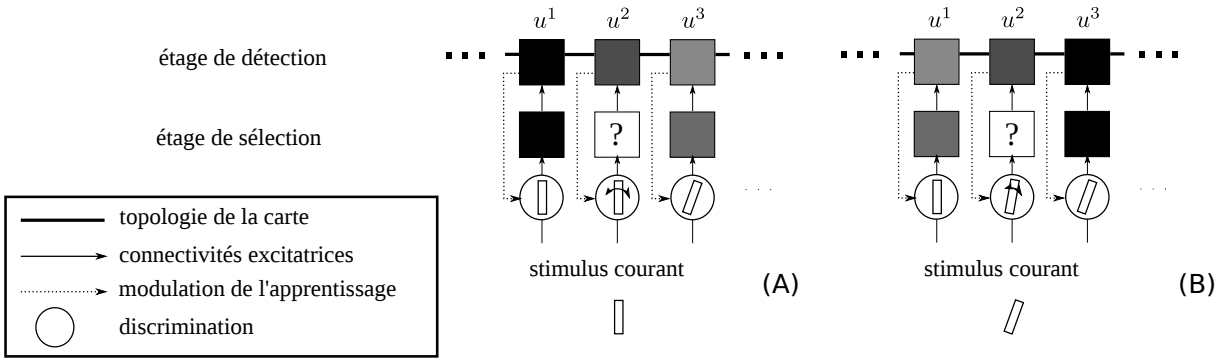


FIGURE 4.2 – Soit trois unités d'une carte auto-organisatrice. Afin de faciliter la représentation, nous présentons les stimuli par des barres orientées mais le raisonnement reste valable pour n'importe quel type d'entrées. (A) Lorsque u^1 reçoit un stimulus proche de celui qu'elle discrimine, l'activité de son étage de détection est forte. Cela entraîne au niveau de la carte une activité dans l'étage de sélection dont u^1 est l'unité gagnante. L'unité u^2, proche de u^1, a donc également une activité de sélection forte. Comme cette activité influence l'apprentissage de la discrimination de l'étage de détection, celui de u^2 tend à discriminer le stimulus courant qui est proche de la discrimination de l'unité u^1. (B) De la même manière, u^2 tend à apprendre une discrimination proche de celle de l'unité u^3. Ainsi, l'étage de détection de u^2 tend à discriminer un stimulus proche de ceux discriminés par les colonnes voisines.

avec $||\cdot||$ une distance définie sur l'espace d'entrée et α un paramètre permettant de régler la largeur de la courbe de réponse tabulaire de l'unité.

Le calcul de l'activité de sélection d'une unité dépend d'une fonction de distance, notée $||.||_2$, définie par rapport à la topologie de la carte. Cette distance est généralement choisie euclidienne. L'activité de sélection de l'unité u^i, notée $s^i(t)$, est calculée comme une gaussienne centrée autour de l'unité u^* qui a l'activité de détection la plus forte :

$$s^i(t) = e^{-\frac{||u^i, u^*||_2}{\beta^2}}$$

avec β définissant la variance de la gaussienne.

À chaque présentation d'un nouveau stimulus, les prototypes des étages de détection sont modifiés selon l'équation suivante, fonction de l'activité de sélection $s^i(t)$:

$$\forall u^i,\ \frac{d\mathbf{w^i(t)}}{dt} = \epsilon * s^i(t) * (\mathbf{x}(t) - \mathbf{w^i}(t)) \tag{4.1}$$

avec ϵ le taux d'apprentissage compris entre 0 et 1.

Nous tenons à préciser que dans la version originelle de l'algorithme de Kohonen [Kohonen, 1982], les paramètres ϵ et β sont définis en fonction du temps tels que $\lim_{t\to\infty} \beta(t) = 0$ et $\lim_{t\to\infty} \epsilon(t) = 0$. Ces contraintes permettent de garantir la convergence de l'algorithme, en faisant tendre la modification des prototypes à la seule unité gagnante avec un pas tendant vers 0. En contrepartie, cette stabilisation empêche toute adaptation à un environnement changeant et est par conséquent incompatible avec notre souhait d'un modèle adaptatif à l'environnement. Comme ces contraintes ne sont pas nécessaires à l'émergence des propriétés des cartes de Kohonen en pratique (voir [Cottrell et al., 1998] pour certains résultats mathématiques), nous avons pris le parti de présenter l'algorithme avec des paramètres constants.

Avec la règle d'apprentissage définie par Kohonen, le prototype d'une unité se déplace vers le stimulus courant d'une distance proportionnelle à l'activité de sélection. Il en résulte en particulier que le prototype des unités ayant une activité de sélection nulle reste inchangé. Ainsi, la largeur de la gaussienne utilisée pour le calcul de l'activité de sélection, réglable par le paramètre β, définit le nombre d'unités dont le prototype va être déplacé vers le stimulus courant. La valeur de β modifie par conséquent l'auto-organisation obtenue (voir figure 4.4).

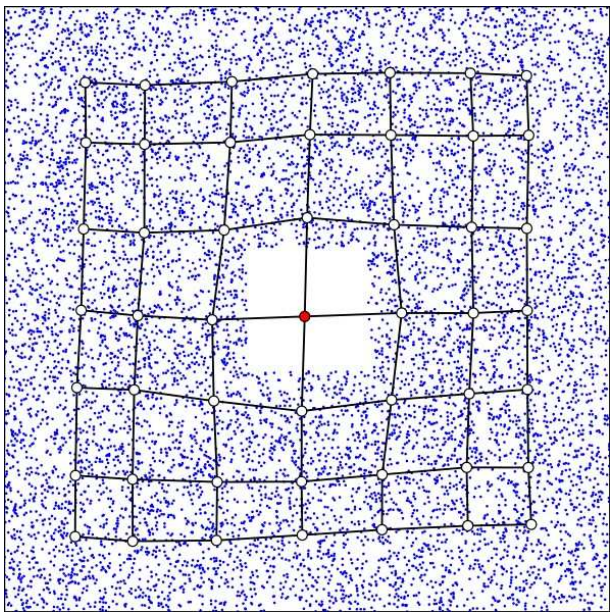


FIGURE 4.3 – Représentation de la projection des discriminations d'une carte auto-organisatrice recevant un flux d'entrée d'un espace borné bidimensionnel. Les ronds correspondent aux discriminations des différentes unités, les traits à la topologie de la carte et les points bleus aux stimuli d'entrée reçus par la carte, tirés suivant une distribution uniforme sur l'espace d'entrée. Cette auto-organisation a été obtenue grâce à l'algorithme de Kohonen, décrit dans la section 4.1.3, mais est représentatif du comportement des cartes auto-organisatrices. Grâce à l'influence des unités voisines, l'unité en rouge développe une discrimination à une zone de l'espace encore inexplorée. Ainsi, lors de la présentation de stimuli dans cette zone, la carte en fournira une représentation spatialement proche de celles obtenues pour des stimuli similaires. La carte est ainsi capable d'extrapoler sa représentation de zones apprises de l'environnement à des zones encore inexplorées.

Propriétés

La règle de modification des discriminations (équation 4.1) consiste à déplacer le prototype des unités ayant une activité de sélection non nulle en direction du stimulus courant. La longueur de ce déplacement est proportionnelle à l'activité de l'étage de sélection de l'unité. Le prototype de chaque unité tend ainsi vers la moyenne pondérée des stimuli reçus en entrée avec une pondération égale à l'activité de sélection. Cela a plusieurs conséquences fonctionnelles spécifiques sur le traitement de l'information fourni par une carte de Kohonen.

Premièrement, les cartes de Kohonen fournissent une quantification vectorielle de l'espace d'entrée, c'est-à-dire que la distribution des prototypes de l'ensemble des unités de la carte tend à être égale à celle de l'espace d'entrée. Nous donnons ici une explication intuitive de l'apparition de cette propriété (pour les détails mathématiques le lecteur est invité à se référer à [Cottrell et al., 1998, Kohonen, 1982]). À chaque présentation d'un stimulus, le prototype d'un certain nombre d'unités, nombre défini par la largeur de la gaussienne de l'étage de sélection, va être déplacé vers ce stimulus (équation 4.1). Ainsi, plus la distribution de probabilité dans une zone de l'espace d'entrée est importante, plus le nombre de stimuli présenté à la carte, au cours du temps, provenant de cette zone va être important et plus le nombre d'unités dont le prototype est situé dans cette zone sera grand.

Deuxièmement, comme deux unités proches ont une activité de sélection proche, le prototype d'une unité est attiré par celui de ses unités voisines. Il en résulte que la discrimination d'une unité se situe entre celles de ses unités voisines. Cela permet la capacité d'extrapolation des discriminations à une zone inconnue de l'espace qui est une propriété générale des cartes auto-organisatrices (voir la section 4.1.2). Cependant, dans le cas où les discriminations des unités voisines d'une unité u sont éloignées, la discri-

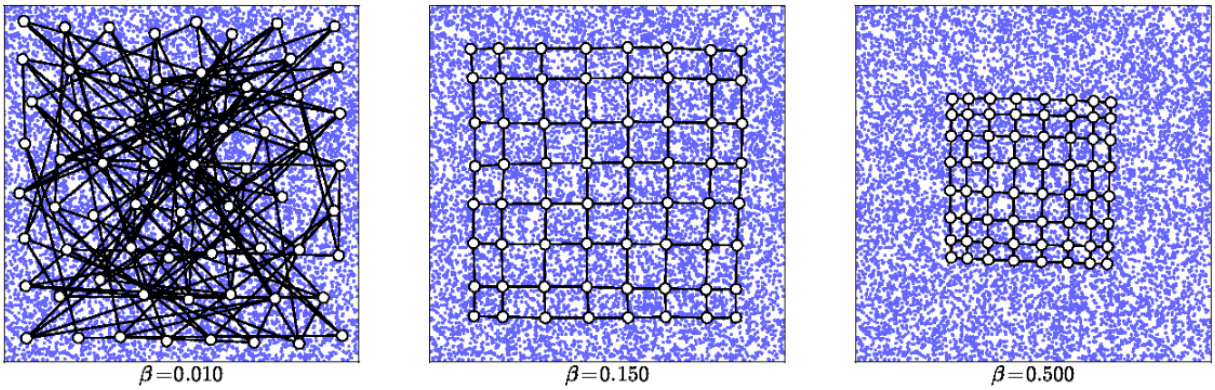


FIGURE 4.4 – Influence du paramètre β sur l'apprentissage d'une carte de Kohonen. Sur ces exemples, l'activité de détection (respectivement sélection) utilise une distance euclidienne sur l'espace bidimensionnel d'entrée (respectivement une distance euclidienne sur la topologie bidimensionnelle de la carte). Si β est faible (à gauche), la gaussienne de l'activité de sélection est étroite et l'apprentissage ne s'effectue alors pratiquement que pour l'unité gagnante. Il en résulte que la carte est très peu auto-organisée. Il est à noter qu'à la limite, lorsque β tend vers 0, on retrouve l'algorithme des k-means [MacQueen et al., 1967]. Plus la valeur de β est importante (de gauche à droite), plus les prototypes des unités voisines sont proches.

mination de l'étage de détection de u peut se situer dans une zone inatteignable de l'environnement (voir figure 4.5). De telles unités sont qualifiées de mortes. L'extrapolation des discriminations proposée par la règle d'apprentissage des cartes de Kohonen permet ainsi à la carte de représenter des zones encore inexplorées de l'environnement mais qui peuvent être des zones inatteignables. La limite exacte entre ces deux cas est floue mais dépend selon nous de la distance entre les prototypes de ses voisines. Si cette distance est faible, on peut espérer que l'espace d'entrée est localement connexe et il est donc intéressant d'extrapoler les prototypes. En revanche, si cette distance est trop grande, elle risque de relever d'une rupture de connexité locale dans l'espace et l'extrapolation n'a alors aucune signification.

Troisièmement, chaque stimuli reçu par une unité peut être décomposé comme une information additionnée de bruit. Comme chaque unité apprend la moyenne pondérée des stimuli pour lesquels son étage de sélection est activé, chaque unité apprend non seulement la moyenne de l'information contenue dans les stimuli mais également la moyenne du bruit reçu.

Par ailleurs, les cartes de Kohonen sont généralement utilisées pour des problèmes de classification. Considérons le diagramme de Voronoi des prototypes de l'ensemble des unités en utilisant la distance sur l'espace d'entrée prise pour le calcul de l'activité de détection. Ce diagramme définit pour chaque prototype une région de l'espace d'entrée qui est plus proche de ce prototype que de tous les autres. Ainsi, lorsque la carte reçoit un stimulus quelconque appartenant à une région du diagramme de Voronoi, l'activité de sélection sera la même puisqu'elle est centrée sur l'unité ayant l'activité de détection la plus forte. Chaque unité de la carte de Kohonen peut ainsi être considérée comme une catégorie représentant un ensemble de stimuli de l'espace d'entrée.

4.1.4 Utilisation des cartes auto-organisatrices dans notre architecture

Dans notre modèle SOMMA, décrit dans la section 3.2.3, les cartes modales sont constituées de colonnes corticales génériques. Pour mémoire, cette terminologie est due à l'inspiration biologique de leur structure et ne reflète pas une tentative de modélisation de la colonne corticale. Ces colonnes correspondent à la notion d'unités utilisée dans les cartes auto-organisatrices. L'étage sensoriel est l'étage de détection dans le sens où il fournit une représentation primaire du stimulus courant. L'étage de sélection, quant à lui, correspond à notre étage perceptif car il fournit une représentation plus évoluée du stimulus, ici par un mécanisme compétitif de type *winner takes most*. L'étage cortical de nos colonnes

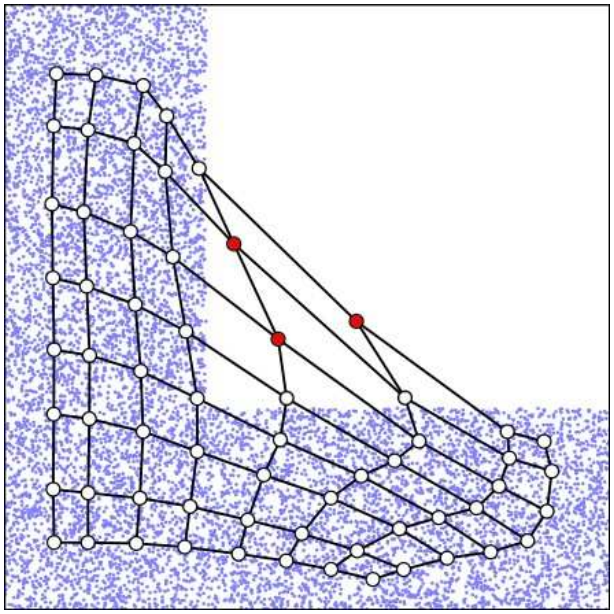


FIGURE 4.5 – Résultat de l'apprentissage d'une carte de Kohonen avec un espace d'entrée ayant la forme d'un L. L'activité de détection (respectivement sélection) utilise une distance euclidienne sur l'espace bidimensionnel d'entrée (respectivement une distance euclidienne sur la topologie bidimensionnelle de la carte). Les stimuli reçus par la carte sont représentés par des points bleus. Les prototypes des différentes unités de la carte après apprentissage sont représentés par des cercles, et la topologie de la carte par les traits reliant les différents cercles. On constate que la carte se déploie sur tout l'espace d'entrée, permettant ainsi un codage spatial des différents stimuli. Cependant, on remarque l'apparition d'unités dites mortes (en rouge) qui discriminent une zone inatteignable de l'espace d'entrée. Cela est dû à la règle d'apprentissage des prototypes qui impose au prototype d'une unité de se situer entre les prototypes des unités voisines.

n'est pas considéré dans le cadre d'une unique carte car il sert à l'intégration du contexte multimodal, problématique non prise en compte par le paradigme des cartes auto-organisatrices. Cet étage ainsi que son influence sur l'étage perceptif et donc sur la perception du stimulus courant seront détaillés dans le chapitre 7.

Nous discutons dans cette section de l'adéquation du paradigme des cartes auto-organisatrices et du modèle de Kohonen en particulier pour nos cartes modales. Pour rappel, nous attendons de ces dernières qu'elles offrent quatre propriétés fonctionnelles, en utilisant un paradigme de calculs locaux et décentralisés et d'apprentissage continu et non supervisé :

- l'apprentissage autonome de corrélations présentes dans le flux d'entrée,
- la représentation du stimulus courant fondé sur la détection d'une corrélation,
- la généralisation de cette représentation à des stimuli inconnus,
- une représentation de plus faible dimension que celle de l'espace d'entrée.

Intérêt vis-à-vis de notre problématique

La première propriété des cartes auto-organisatrices est leur capacité à projeter l'espace d'entrée sur l'espace défini par la topologie fixée de la carte, qui est généralement de plus faible dimension que celle de l'espace d'entrée. Cette réduction de dimensionnalité est un des objectifs de nos cartes modales, afin de faciliter l'apprentissage des corrélations multimodales. De plus, cette projection peut être obtenue par un apprentissage non supervisé et continu (voir la section 4.1.3) ce qui permet un apprentissage autonome et une adaptation aux variations environnementales.

La deuxième propriété des cartes auto-organisatrices réside dans l'organisation topologique des discriminations des différentes unités. Ainsi, deux unités proches ont des discriminations proches qui peuvent porter sur des zones inexplorées de l'espace d'entrée. En utilisant un codage spatial continu comme activité de sélection, les cartes auto-organisatrices offrent ainsi un substrat idéal à des mécanismes de généralisation de la représentation du stimulus courant (voir la section 4.2.3 pour plus de détails).

Utilisation du modèle de Kohonen

Le modèle proposé par Kohonen est le plus utilisé et le plus étudié dans la littérature et sert de référence pour les cartes auto-organisatrices. Cependant, certains aspects de ce modèle nous posent problème vis-à-vis de notre problématique et de notre paradigme de calcul et d'apprentissage locaux et décentralisés.

Premièrement, chaque unité risque de ne pas apprendre une corrélation présente dans le flux d'entrée. En effet, une corrélation correspond à un motif récurrent dans le flux d'entrée qui peut apparaître suivant différents contextes, c'est-à-dire l'ensemble des autres valeurs du stimulus n'appartenant pas au motif. Comme le prototype d'une unité correspond à la moyenne des stimuli reçus pondérée par l'activité de sélection de l'unité, il pourrait représenter une corrélation dans un contexte moyen. Si cette corrélation est présente dans un stimulus mais que le contexte associé est trop éloigné du contexte moyen appris, l'unité ne sera pas capable de détecter la présence de cette corrélation.

Deuxièmement, de par son mode de calcul, la bulle d'activité de l'étage de sélection est centrée sur une unité. Il en résulte que le codage spatial fourni par les cartes de Kohonen correspond à une catégorisation de l'espace d'entrée (voir la section 4.1.3). Ainsi, deux stimuli appartenant à la même catégorie sont représentés par la même activité. Cela va à l'encontre de notre objectif de généralisation de la représentation du stimulus courant.

Troisièmement, dans le modèle de Kohonen, l'activité de l'étage de sélection est centrée sur l'unité ayant la plus forte activité de détection. En pratique, cette unité est déterminée de manière centralisée ce qui est en opposition avec notre paradigme de calcul.

Le premier problème est traité dans le chapitre 5. Afin de résoudre les deux derniers problèmes, nous proposons d'utiliser le paradigme des champs neuronaux pour le calcul de l'activité de sélection des unités d'une carte auto-organisatrice. Les champs neuronaux permettent l'émergence d'une bulle d'activité sur un substrat continu, par un mécanisme compétitif de type *winner takes most*, en utilisant uniquement des calculs distribués.

4.2 Théorie des champs neuronaux continus

Nous avons présenté dans la section précédente les intérêts fonctionnels du paradigme des cartes auto-organisatrices que sont la représentation du stimulus courant de plus faible dimension que celle du stimulus ainsi qu'une organisation topologique des discriminations dans la carte, substrat idéal à la généralisation de cette représentation. Cependant, dans le modèle proposé par Kohonen, l'activité de sélection est calculée de manière à être centrée sur une unité, ce qui fournit une catégorisation de l'espace d'entrée. De plus, ce calcul est effectué de manière centralisée.

Afin de permettre la généralisation de la représentation dans nos cartes modales, nous devons utiliser un calcul pour l'activité de sélection qui fournisse un codage spatial continu sur toute la carte, tout en respectant notre paradigme de calculs locaux et décentralisés. Dans la littérature, un mécanisme compétitif de type *winner takes most* décentralisé est généralement obtenu par l'utilisation du paradigme des champs neuronaux. Dans cette section, nous présentons ce paradigme et en particulier l'équation proposée par [Amari, 1977]. Nous discutons ensuite de la compatibilité de ce paradigme avec l'étage de détection des cartes de Kohonen.

4.2.1 Description

Les champs neuronaux dynamiques (*Dynamic Neural Fields* en anglais) relèvent d'un paradigme mathématique visant l'étude de l'activité corticale. Les modèles de champs neuronaux permettent l'émergence de différentes dynamiques (voir [Beurle, 1956, Griffith, 1963, Griffith, 1965, Wilson and Cowan, 1973]

par exemple). Dans ce manuscrit, nous nous intéressons plus particulièrement à la CNFT [Amari, 1977], acronyme de Continuum Neural Field Theory ou littéralement théorie des champs neuronaux continus, dont la dynamique est intéressante par rapport à notre problématique. Cette théorie considère l'activité u d'un champ de neurones $\mathcal{C}$ organisé suivant sur un espace topologique continu $\mathcal{M}$ et soumis à une excitation extérieure i. L'évolution de l'activité u est donnée par l'équation différentielle suivante :

$$\frac{\partial u(x,t)}{\partial t} = \underbrace{-u(x,t)}_{\text{terme de fuite}} + \underbrace{f\left(\int_M w(x-x')u(x',t)dx'\right)}_{\text{terme latéral}} + \underbrace{i(x,t)}_{\text{terme afférent}} + h \tag{4.2}$$

avec $u(x,t)$ l'activité du champ au point x et au temps t, w une fonction définissant les poids de la connectivité latérale, h le potentiel de repos du champ et f une fonction de gain qui est généralement choisie comme une fonction sigmoïde ou linéaire.

Le champ est excité par le terme afférent et le terme de fuite fait en sorte de réduire son activité afin que cette dernière tende vers le potentiel de repos en l'absence de stimulation. La dynamique globale du champ réside dans l'influence du terme latéral qui met en relation les différents neurones du champ. La fonction w joue donc un rôle crucial dans le comportement émergent du champ. Dans le modèle d'Amari, w est choisi comme une différence de gaussiennes avec excitation locale et inhibition globale (voir figure 4.6) suivant l'équation :

$$w(dx) = Ae^{-\frac{|dx|^2}{a^2}} - Be^{-\frac{|dx|^2}{b^2}}$$

avec A (respectivement B) permettant de régler l'amplitude de la partie excitatrice (respectivement inhibitrice) de la connectivité et a (respectivement b) influençant la largeur de la partie excitatrice (respectivement inhibitrice). Afin d'obtenir une forme en "chapeau mexicain", ces paramètres doivent respecter les contraintes $a < b$ et $A > B$. Cette connectivité provoque une excitation locale et une inhibition à longue distance dans le champ.

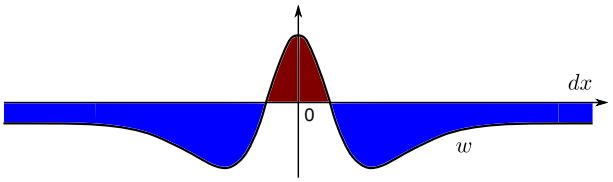


FIGURE 4.6 – La connectivité latérale définie par la fonction w est prise comme une différence de gaussiennes dépendant de la distance dx entre les différents points du champ. Elle a une forme qui rappelle un chapeau mexicain avec une partie excitatrice (en rouge) et une partie inhibitrice (en bleu).

Il est à noter que dans l'équation (4.2) d'évolution du champ, la fonction w est indépendante de x ce qui signifie que la connectivité latérale est la même sur tout l'espace $\mathcal{M}$. Le paradigme des champs neuronaux proposent ainsi un mécanisme de calculs distribués mais également génériques. Par ailleurs, w est également définie comme indépendante du temps et n'est donc pas soumise à apprentissage.

4.2.2 Propriétés

Un mécanisme compétitif de type *winner takes most*

La dynamique d'évolution du champ, définie par l'équation 4.2 de la CNFT, résulte de l'interaction de trois termes (voir la figure 4.7).
Le terme afférent excite le champ, amenant à l'activation de certains neurones du champ.
Le terme latéral, via connectivité en différence de gaussiennes utilisée dans le modèle, entraîne qu'un neurone activé dans le champ excite les neurones proches et inhibent les neurones distants. L'influence continue et récursive de ce terme dans le calcul de l'activité du champ provoque deux phénomènes. Premièrement, l'apparition de bulles d'activités spatialement localisées, par l'influence de la partie excitatrice

de la connexion. Deuxièmement, une compétition entre ces bulles si ces dernières se trouvent dans la partie inhibitrice de la connexion car elles s'inhibent alors mutuellement.
Le terme de fuite régule l'activité apparaissant en chaque point du champ, de sorte qu'en l'absence d'excitation afférente et latérale, le potentiel retrouve sa valeur au repos.
Au final, l'activité dans le champ est dirigée par la réception d'une excitation par le terme afférent. En cas d'excitation, l'équation de la CNFT aboutit à l'émergence d'une ou plusieurs bulles d'activités, là où le champ est excité, bulles situées à une distance supérieure à la largeur de la partie inhibitrice de la connexion latérale.

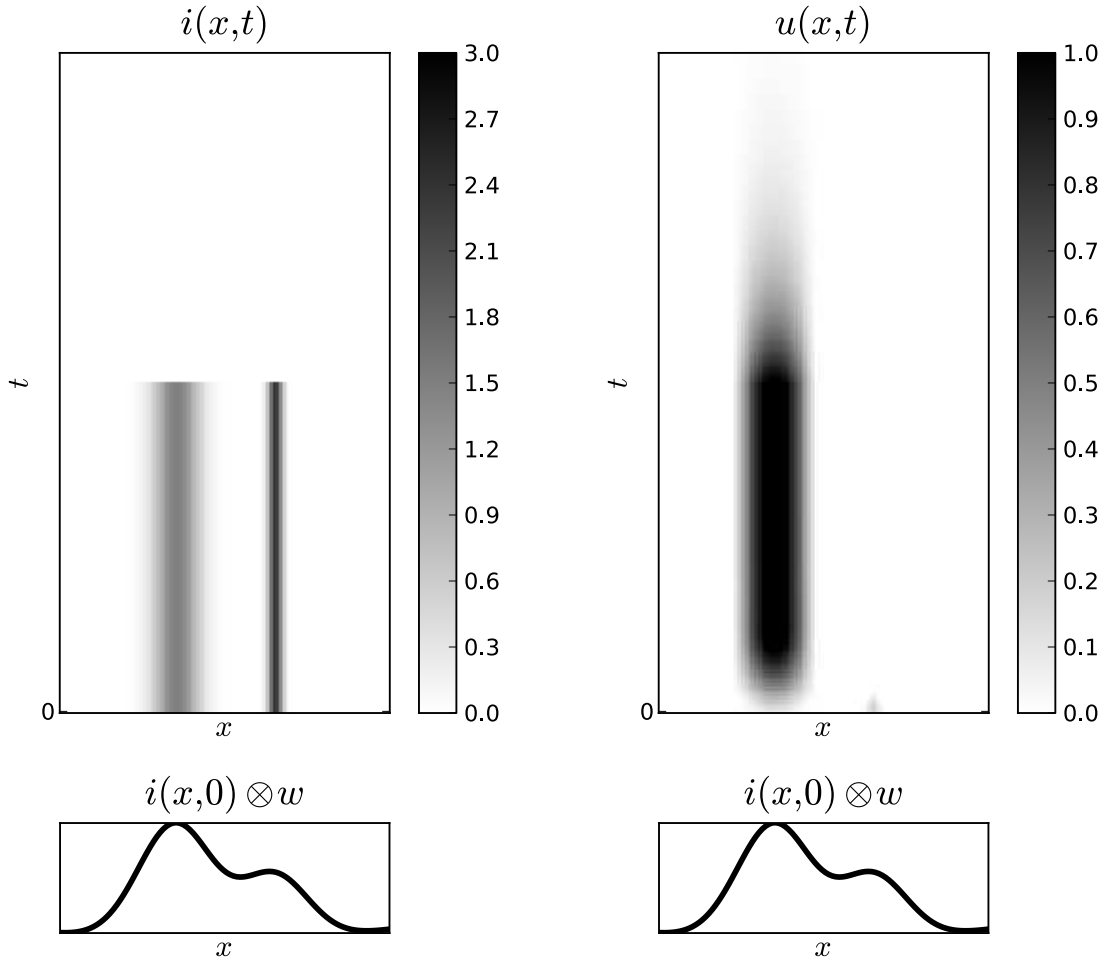


FIGURE 4.7 – En haut à gauche (respectivement en haut à droite) est représentée l'évolution du terme afférent de l'équation 4.2 (respectivement de l'activité du champ) en fonction du temps. Les activités sont figurées en niveau de gris suivant l'échelle mise à droite. En bas (gauche et droite) est représenté la convolution du terme afférent initial par la connectivité latérale. Sur le graphique temps/espace montrant l'évolution de l'activité du champ, nous pouvons constater l'influence des trois termes. Dans un premier temps, nous mettons une activité d'entrée comportant deux gaussiennes de variances et d'amplitudes différentes. En réponse à cette stimulation, une activité apparaît dans le champ là où le terme afférent est non nul. Le terme latéral provoque alors une compétition spatiale dans le champ. L'activité de ce dernier converge dans notre cas vers une unique bulle car la connectivité inhibitrice utilisée s'étend sur tout le champ. Cette bulle d'activité est localisée à l'endroit où l'activité afférente est la plus spatialement cohérente, c'est-à-dire que l'activité afférente convoluée par les poids latéraux est la plus forte. Dans un second temps, nous supprimons l'entrée du champ ce qui a pour conséquence de rendre le terme afférent nul et de faire décroître l'activité du champ jusqu'à son potentiel de repos, ici fixé à 0.

Nous venons de voir que l'équation de la CNFT fournit un mécanisme de compétition spatiale au sein du champ, aboutissant à l'émergence de bulles d'activités situées là où l'activité afférente est la plus cohérente et de telle sorte que la distance entre deux bulles soit supérieure à la largeur de la partie inhibitrice de la connexion latérale. En particulier, dans le cas de l'utilisation d'une connectivité latérale dont la partie inhibitrice s'étend sur tout le champ, le champ fournit alors une unique bulle d'activité, ce qui correspond à un mécanisme compétitif de type *winner takes most*. Ce mécanisme compétitif fourni par la CNFT a des propriétés fonctionnelles différentes de celui utilisé par l'étage de sélection des cartes de Kohonen (voir section 4.1.3). Premièrement, avec la CNFT, le calcul s'effectue sur un substrat continu et il en résulte que la bulle d'activité peut se situer à n'importe quel emplacement du champ. Deuxièmement, dans le cas du modèle de Kohonen, la zone gagnante correspond au voisinage de l'unité qui a la plus forte activité. Ici, la bulle émerge à l'endroit où le terme afférent est le plus spatialement cohérent, c'est-à-dire que l'activité combinée du terme afférent reçu par des neurones voisins est la plus forte. Cela se traduit par le fait que la convolution du terme afférent par le noyau de connectivité latérale utilisé est la plus forte (voir figure 4.7).

Filtrage du bruit

Deux points du champ se situant à une distance supérieure à la largeur de la partie excitatrice de la connectivité latérale ne peuvent s'exciter et donc appartenir à la même bulle d'activité. La largeur de la bulle d'activité émergente du champ est ainsi contrainte par le profil de connexion et ne dépend donc pas en particulier de l'entrée (voir figure 4.8). De plus, l'application récursive du terme latéral tend à lisser la forme de la bulle d'activité émergeant dans le champ, peu importe celle de l'activité afférente (voir figure 4.8). La forme stéréotypée de la bulle permet ainsi de filtrer le bruit contenu dans l'activité afférente.

Résistance aux distracteurs

Plaçons nous dans le cas d'une connectivité latérale avec une partie inhibitrice étendue sur tout le champ, ce qui a pour conséquence que l'équation de la CNFT fait émerger une unique bulle d'activité à l'endroit où le terme afférent est le plus spatialement cohérent, et considérons le scénario suivant. Le champ reçoit un terme afférent dont la zone A est la plus cohérente spatialement. Une fois que la bulle a émergé dans le champ au niveau de la zone A, nous ajoutons au terme afférent une activité dans une zone B, de manière à ce que cette dernière soit la plus spatialement cohérente. On constate que, malgré l'ajout de cette activité, la bulle d'activité peut rester fixe (voir figure 4.9). Cette propriété, appelée résistance aux distracteurs, se traduit par le fait que la bulle d'activité tend à rester sur la zone de l'activité afférente qui a produit l'émergence de la bulle. Cette dynamique s'explique par l'influence du terme latéral dans l'équation (4.2) d'évolution de la CNFT. Une fois la bulle émergée, ce terme est positif uniquement dans la zone A, du fait de la présence de la bulle d'activité, alors qu'il est négatif ailleurs à cause de l'inhibition due à cette même bulle. L'équation fournissant un mécanisme de compétition spatiale, pour qu'une bulle émerge dans la zone B, il faut que la somme des trois termes de l'équation dans la zone B soit plus forte que celle dans la zone A. Cela implique que l'influence du terme afférent en B doit être significativement plus forte que celle en A afin de contrecarrer l'influence du terme latéral.

Cette propriété de résistance aux distracteurs permet au système de se focaliser sur une zone spatialement cohérente du terme afférent. Le champ est même capable de suivre le déplacement de cette zone si la vitesse de déplacement de cette dernière n'est pas trop rapide par rapport à la dynamique de stabilisation du champ. Grâce à cette propriété les champs neuronaux ont été utilisés comme mécanismes attentionnels dans différents modèles connexionnistes (voir par exemple [Fix, 2008]).

4.2.3 La CNFT comme étage de sélection d'une carte de Kohonen

L'étage de sélection d'une carte auto-organisatrice doit fournir un mécanisme compétitif de type *winner takes most* à partir de l'activité de l'étage de sélection. Afin de satisfaire cette propriété, nous considérons le paradigme de la CNFT avec un profil de connexion latérale ayant une partie inhibitrice sur toute la carte afin de garantir l'unicité de la bulle d'activité émergente. Nous étudions dans cette section

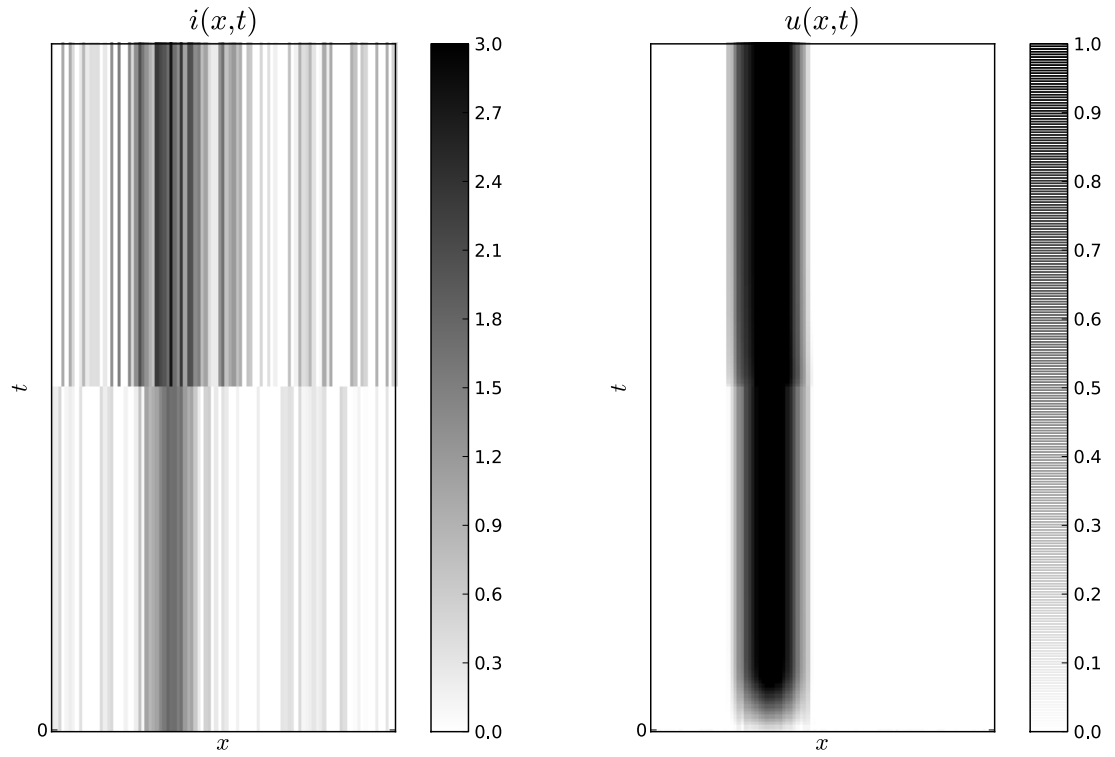


FIGURE 4.8 – À gauche (respectivement à droite) est représenté l'évolution du terme afférent de l'équation 4.2 (respectivement de l'activité du champ) en fonction du temps. Les activités sont figurées en niveau de gris suivant l'échelle mise à côté. Les deux entrées soumises successivement au champ contiennent une gaussienne centrée sur le même point de l'espace mais qui ont des variances différentes. Ces entrées sont additionnées d'un bruit uniforme. On constate que le champ fait émerger une activité sous la forme d'une bulle malgré la présence de bruit et que la largeur de la bulle est constante, peu importe l'entrée, car elle est contrainte par la partie excitatrice de la connectivité latérale utilisée.

l'utilisation d'un tel paradigme en tant qu'étage de sélection d'une carte de Kohonen (voir la section 4.1.3). L'activité de détection $d^i(t)$ d'une unité u^i au temps t ainsi que la mise à jour du prototype $\mathbf{w^i(t)}$ sont ainsi mises à jour suivant les règles définies par Kohonen, qui sont, pour rappel :

$$\begin{aligned} d^i(t) &= e^{\frac{||\mathbf{w^i}(t),\mathbf{x}(t)||}{\alpha^2}} \\ \forall u^i,\ \frac{d\mathbf{w^i(t)}}{dt} &= \epsilon * s^i(t) * (\mathbf{x}(t) - \mathbf{w^i}(t)) \end{aligned}$$

avec $\mathbf{x(t)}$ le stimulus courant. Pour les autres notations, se reporter à la section 4.1.3.

Utilisation comme étage de sélection

Une carte auto-organisatrice est composée d'unités, organisées suivant une topologie, qui définissent un espace discret. Or, l'équation de la CNFT décrit l'évolution d'un champ de neurones répartis sur un substrat continu. Afin de l'utiliser dans une carte auto-organisatrice, nous discrétisons spatialement l'équation de la CNFT afin de ne l'évaluer qu'aux emplacements des unités composant la carte. Ainsi, l'activité de sélection $s^i(t)$ de l'unité u^i au temps t est calculée suivant l'équation :

$$\frac{\partial s^i(t)}{\partial t} = -s^i(t) + f\left(\sum_{j \neq i} w(||u^i, u^j||_2) s^j(t)\right) + d^i(t) + h \tag{4.3}$$

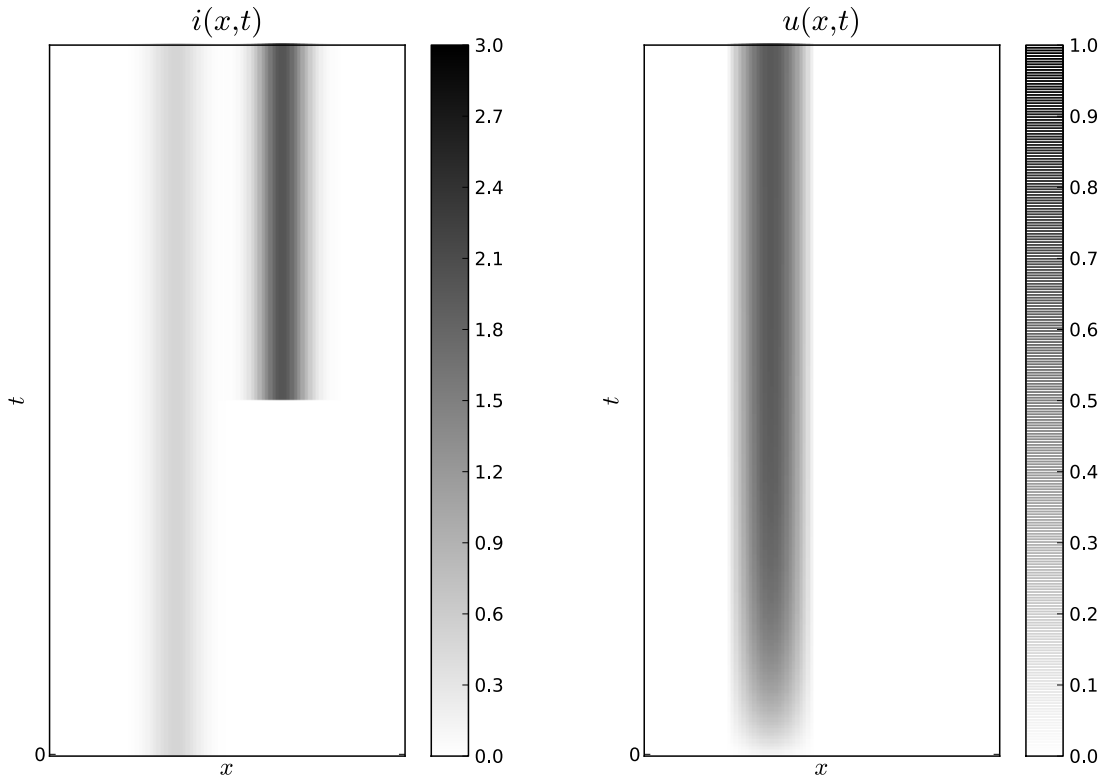


FIGURE 4.9 – Dans ce scénario, l'entrée initiale du champ contient une gaussienne. Comme attendu, l'équation de la CNFT fait émerger une bulle d'activité spatialement localisée au niveau de la gaussienne. On ajoute ensuite une autre gaussienne de plus forte amplitude et de même variance au terme afférent, en conservant la première présentée. On constate que l'activité du champ ne change pas alors que l'activité afférente est maintenant plus spatialement cohérente à l'emplacement de la nouvelle gaussienne. Cette dynamique, appelée résistance aux distracteurs, est due à l'auto-excitation de la bulle d'activité provoquée par l'influence du terme latéral.

w est une fonction définissant la connectivité, en différence de gaussiennes, entre les unités, $||.||_2$ est la distance entre les colonnes se basant sur la topologie fixée pour la carte, f représente la fonction d'activation de l'unité, $d^i(t)$ est l'activité de l'étage de détection de la colonne u^i et h représente le potentiel de repos de l'unité.

Une telle discrétisation spatiale du calcul engendre des erreurs de calculs de l'évolution de l'équation différentielle. Cependant, les propriétés de la CNFT présentée dans la section 4.2.2 restent valables en pratique avec cette discrétisation.

Par ailleurs, l'utilisation du paradigme des champs neuronaux en tant qu'étage de sélection d'une carte auto-organisatrice modifie la dynamique de cette dernière. En effet, la convergence de l'activité de sélection vers une bulle d'activité prend une certaine durée. D'une part, ceci nécessite le maintien de présentation du stimulus à la carte afin de permettre la stabilisation de l'activité. D'autre part, ce temps de stabilisation nécessaire à la convergence de l'équation 4.3 engendre une activité de sélection erronée par rapport à l'entrée détectée et donc un apprentissage incohérent. Afin de minimiser cet effet, la présentation du stimulus peut être maintenue suffisamment longtemps pour que le temps de convergence soit négligeable par rapport au temps de présentation total du stimulus. Ainsi, la constante de temps pour l'apprentissage doit être choisie très inférieure à celle utilisée pour le calcul de l'activité de sélection.

Un mécanisme compétitif permettant apprentissage continu et généralisation

Les champs neuronaux proposent un mécanisme compétitif de type *winner takes most* qui conduit à l'émergence d'une bulle d'activité (voir section 4.2.2). La forme de la bulle est stéréotypée ce qui signifie en particulier que sa largeur est constante peu importe l'entrée fournie. Comme l'activité de sélection dirige l'apprentissage des prototypes des unités, une bulle de largeur constante permet un apprentissage continu, de la même manière qu'une gaussienne de taille constante dans le modèle de Kohonen (voir la section 4.1.3).

Bien que, dans le cadre d'une carte auto-organisatrice, l'équation de la CNFT ne soit évaluée qu'aux emplacements discrets des unités, son paradigme se fonde sur un substrat de calcul continu. En conséquence, la bulle d'activité émergente n'est pas forcément centrée sur une unité de la carte mais peut être localisée en tout endroit de l'espace continu. Cette continuité du codage spatial de l'étage de sélection permet ainsi d'obtenir une activité de sélection distincte pour des stimuli différents. Combinée à l'organisation topologique des discriminations de l'étage de détection, cette bulle d'activité offre un codage spatial continu qui permet un mécanisme de généralisation des discriminations apprises pour l'ensemble de l'espace.

Conséquences de la propriété de robustesse aux distracteurs sur la dynamique

L'utilisation du paradigme de la CNFT en tant qu'étage de sélection d'une carte de Kohonen permet ainsi d'obtenir un modèle fournissant trois des quatre propriétés recherchées pour notre modèle de carte modale : une représentation du stimulus courant de plus faible dimension que celle du stimulus, représentation qui est généralisable à des stimuli inconnus. Cependant, nous allons voir dans cette section que l'intégration du paradigme de la CNFT au sein de la dynamique d'auto-organisation de la carte est rendue difficile par la propriété de robustesse aux distracteurs de la CNFT.

Étudions le comportement de la CNFT par rapport aux différents comportements attendus pour l'étage de sélection au cours du temps (voir figure 4.10).
Au début de l'apprentissage, les discriminations de l'étage de détection ne sont pas spatialement organisées. L'étage de sélection doit alors fournir une bulle d'activité qui est différente suivant les stimuli afin qu'ils soient appris dans des zones différentes de la carte. Lors de la réception du premier stimulus, la CNFT est capable de faire émerger une bulle d'activité. Lors du changement de stimulus, comme les discriminations ne sont pas organisées dans la carte, l'activité de détection risque de ne pas disparaître là où la bulle est apparue, et de ne pas être significativement plus forte à un autre emplacement. Par la propriété de résistance aux distracteurs de la CNFT, la bulle d'activité peut rester fixe, ce qui n'est pas le comportement souhaité.
Une fois que l'apprentissage commence à converger, la réception d'un stimulus provoque l'apparition d'activités spatialement localisées dans l'étage de détection. L'étage de sélection doit alors fournir une bulle d'activité là où l'activité de détection est forte. La CNFT fournit ce comportement puisque la bulle émerge là où l'activité afférente, ici l'activité de détection, est la plus spatialement cohérente. De plus, comme l'activité de détection est significativement différente pour des stimuli différents, la bulle d'activité change de localisation lors de la réception d'un nouveau stimulus par la carte.

Nous avons vu dans la section 4.1.3 que, dans le modèle de Kohonen, le prototype d'une unité était égal à la moyenne des stimuli reçus pondérés par l'activité de sélection. En cas d'utilisation de la CNFT pour le calcul de l'activité de sélection, nous venons de mettre en lumière que la bulle d'activité pouvait rester fixe au début de l'apprentissage. Cela a pour conséquence que les unités sous la bulle convergent vers la moyenne des stimuli reçus. En pratique, on obtient ainsi une auto-organisation dans laquelle tous les prototypes sont proches de la moyenne de l'espace d'entrée (voir figure 4.11). La carte ne représente alors pas bien l'espace d'entrée puisqu'aucune unité n'est sensible à des stimuli éloignés de la moyenne de l'espace d'entrée. Pour une étude plus détaillée des problèmes liés à l'utilisation des champs neuronaux dynamiques pour les cartes de Kohonen, le lecteur est invité à se référer à l'étude menée par Alecu [Alecu et al., 2011].

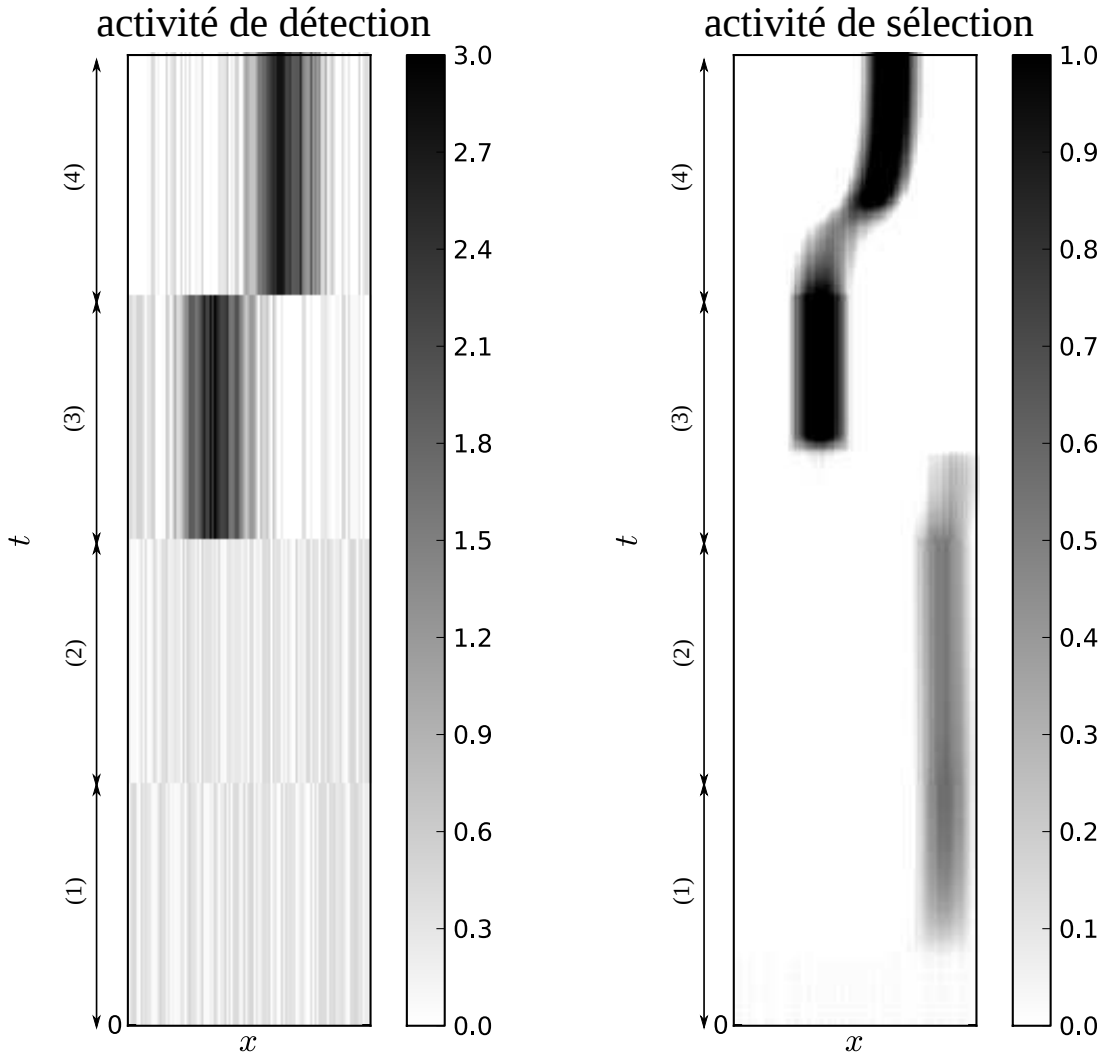


FIGURE 4.10 – Nous testons le comportement de la CNFT en utilisant un scénario représentatif des différentes activités de détection au cours de l'apprentissage d'une carte auto-organisatrice mono dimensionnelle. L'évolution au cours du temps de l'activité de détection (respectivement sélection) est représentée à gauche (respectivement à droite). Au début de l'apprentissage, les discriminations ne sont pas organisées dans la carte. La réception du premier stimulus (1) amène à une activité de détection qui est répartie dans toute la carte. La CNFT fait alors émerger une bulle d'activité dans l'étage de sélection. Lors de la réception d'un nouveau stimulus au niveau de la carte (2), l'activité de détection change mais pas de manière significative. La bulle d'activité reste fixe par la propriété de robustesse aux distracteurs de la CNFT. Une fois la carte auto-organisée, la réception de deux stimuli différents donne lieu à une activité de détection spatialement localisée à deux endroits différents ((3) et (4)). La bulle d'activité dans l'étage de sélection se déplace alors à l'endroit où l'activité de détection est la plus spatialement cohérente.

Adaptation de l'équation d'Amari

Nous venons de voir que l'utilisation couplée de la CNFT, en tant qu'étage de sélection, avec l'étage de détection d'une carte de Kohonen pose problème à cause de la propriété de résistance aux distracteurs exhibée par la CNFT. Plusieurs solutions ont été proposées dans la littérature, toutes utilisant une modification de la CNFT.

La première solution, utilisée par [Kohonen, 1988] ou [Miikkulainen et al., 1997] consiste à réinitialiser

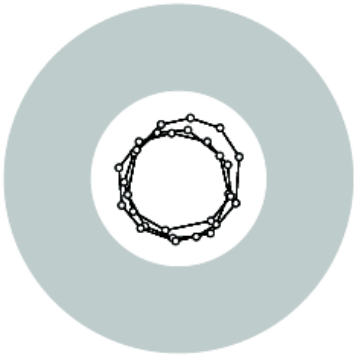


FIGURE 4.11 – Auto-organisation d'une carte monodimensionnelle avec l'utilisation de l'étage de détection proposé par Kohonen et d'un étage de sélection utilisant l'équation de la CNFT. Les stimuli reçus par la carte sont tirés de manière aléatoire uniforme dans l'espace d'entrée figuré en gris. Les prototypes des différentes unités correspondent aux cercles blancs et les traits représentent la topologie de la carte. À cause de la stabilité de l'activité de sélection, due à la propriété de résistance aux distracteurs de la CNFT, les prototypes sont proches de la moyenne des stimuli reçus et ne représentent pas l'espace d'entrée (tiré de [Alecu et al., 2011]).

l'activité de sélection à chaque nouvelle présentation d'un stimulus. Ainsi le terme latéral est nul dans toute la carte et une bulle émerge bien à l'endroit le plus spatialement cohérent. Cette solution n'est pas satisfaisante de notre point de vue car elle nécessite non seulement un mécanisme centralisé de remise à zéro de l'activité mais surtout une supervision du flux d'entrée afin de connaître le moment de changement de stimulus.

Une autre solution a été développée par Alecu [Alecu et al., 2011] de manière simultanée à notre travail. Elle consiste à définir un modèle de champs neuronaux spécifiquement adapté aux comportements souhaités pour l'étage de sélection. Le modèle, appelé BINP (Back Inhibited Neural Population), définit un champ neuronal constitué d'une population excitatrice et d'une population inhibitrice en interaction. L'activité de la population excitatrice (respectivement inhibitrice) au point x et au temps t est notée $u(x,t)$ (respectivement $v(x,t)$) et évolue selon l'équation suivante :

$$\begin{aligned}\frac{\partial u(x,t)}{\partial t} &= \underbrace{-u(x,t)}_{\text{terme de fuite}} + \underbrace{\alpha E(x,t) - \beta I(x,t)}_{\text{terme latéral}} + \underbrace{i(x,t)}_{\text{terme afférent}} \underbrace{-\gamma g(i,v)}_{\text{terme de rétroinhibition}} \\ \frac{\partial v(x,t)}{\partial t} &= h(E(x,t))\end{aligned}$$

avec

$$\begin{aligned}w^+(r) &= e^{-ar^2} \\ E(x,t) &= \sigma_1(\int_M w^+(x-x')f(u(x',t))dx') \\ w^-(r) &= e^{-br^2} - e^{-cr^2} \\ I(x,t) &= \sigma_2(\int_M w^-(x-x')f(u(x',t))dx')\end{aligned}$$

σ_1, σ_2 et f sont des sigmoïdes et les fonctions g et h sont montrées figure 4.13. w^+ (respectivement w^-) correspond approximativement à la partie excitatrice (respectivement inhibitrice) de la connectivité latérale en différence de gaussiennes utilisée dans le modèle d'Amari (voir figure 4.12). Ainsi $E(x,t)$ (respectivement $I(x,t)$) correspond grossièrement à l'influence latérale excitatrice (respectivement inhibitrice).

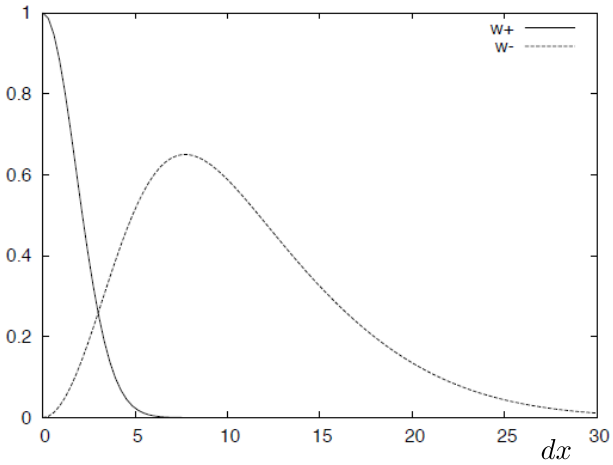


FIGURE 4.12 – Profil de la connectivité latérale excitatrice $w^+(dx)$ et inhibitrice $w^-(dx)$ (tiré de [Alecu et al., 2011]).

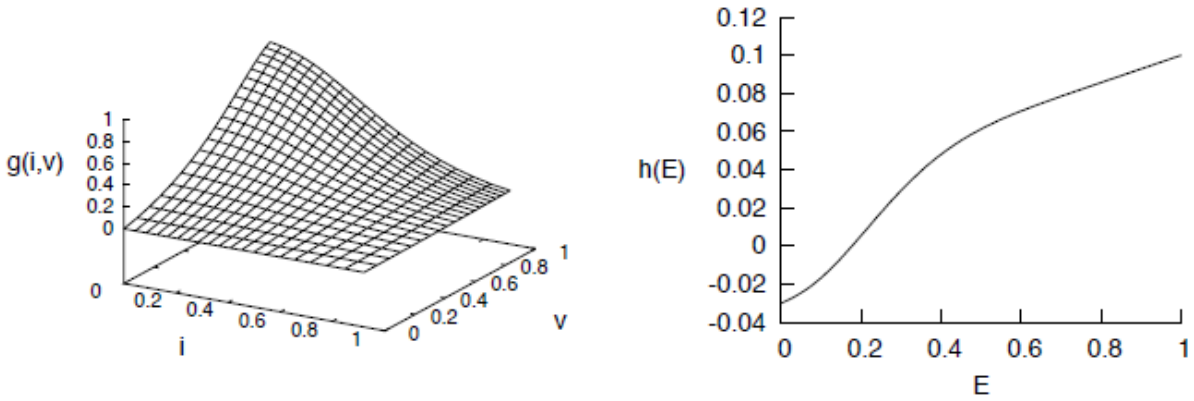


FIGURE 4.13 – À gauche, la fonction g a une activité forte si v est fort et i est faible ce qui correspond à la localisation de la bulle sur une activité afférente faible. À droite, la fonction h permet au champ v de suivre l'activité de l'excitation latérale du champ u avec une dynamique plus lente (tiré de [Alecu et al., 2011]).

L'activité u de la population excitatrice suit l'équation proposée par Amari à laquelle est ajouté un terme d'inhibition, dépendant de l'activité v de la population inhibitrice. L'activité v, quant à elle, dépend de l'excitation latérale de la population excitatrice, ce qui fait émerger une bulle d'activité dans la population inhibitrice à l'endroit où la bulle a émergé dans la population excitatrice mais avec une dynamique plus lente. L'originalité du modèle BINP réside dans l'emploi de la fonction g pour moduler le terme d'inhibition de la population excitatrice (voir figure 4.12). Le terme d'inhibition n'est ainsi fort que si le terme afférent est faible et v est fort, ce qui signifie qu'une bulle d'activité est apparue dans la population excitatrice à un endroit où le terme afférent est faible.

Utilisé comme étage de sélection d'une carte de Kohonen, le champ neuronal BINP permet de contrecarrer la propriété de résistance aux distracteurs de l'équation de la CNFT qui posait problème lors du début de l'apprentissage, grâce au terme d'inhibition modulée, tout en conservant les autres propriétés de la CNFT (voir figure 4.14). En effet, d'un point de vue dynamique, BINP a un comportement différent de celui de la CNFT lorsque les discriminations ne sont pas organisées dans la carte et que l'activité de détection n'est donc pas spatialement localisée. Dans ce cas, BINP va faire émerger une bulle d'activité

qui sera inhibée par la suite car l'activité de détection sera trop faible pour empêcher l'influence du terme d'inhibition. On assiste alors à l'émergence cyclique de bulles d'activités dans le champ permettant d'amorcer l'auto-organisation des discriminations dans la carte.

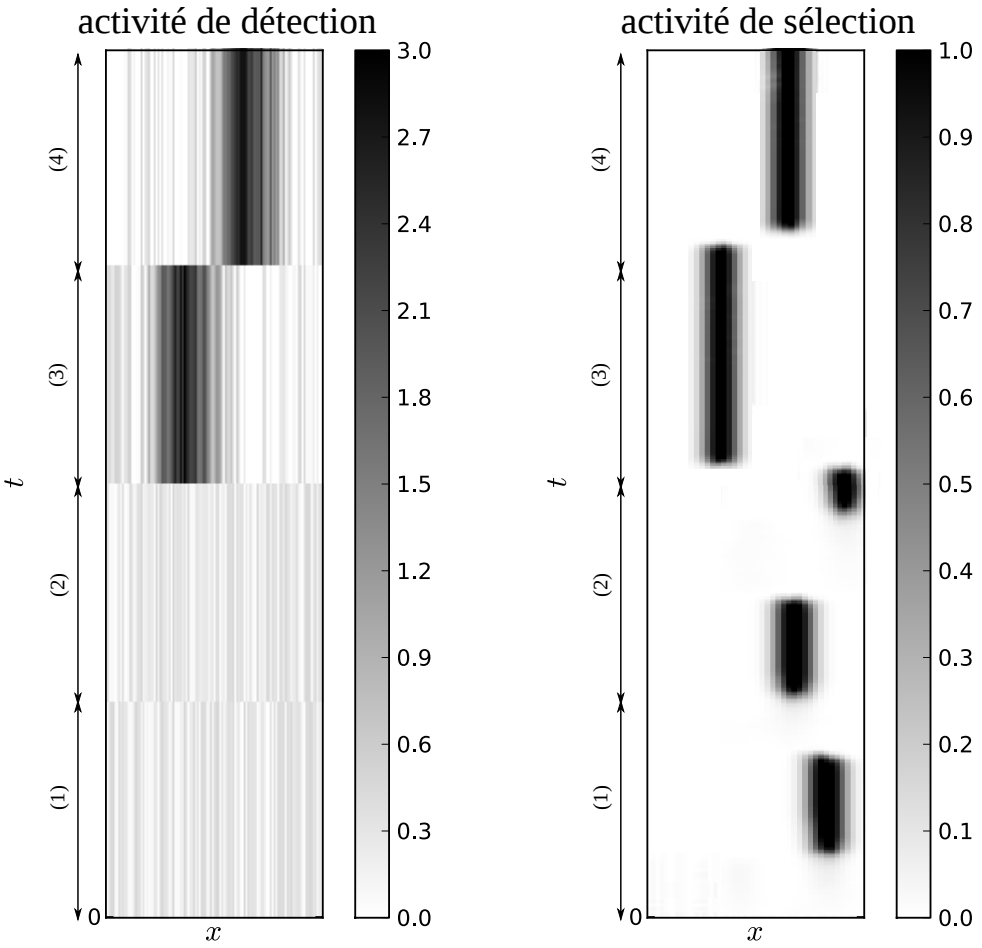


FIGURE 4.14 – Nous testons ici le comportement du modèle BINP sur le même scénario que celui présenté figure 4.10. La dynamique du champ pour les deux dernières entrées est similaire à celle de l'équation de la CNFT car le terme d'inhibition est nul de par sa modulation par la fonction g. En revanche, sur les deux premiers exemples, on peut voir l'influence du terme d'inhibition qui supprime la bulle car l'activité de détection n'est pas assez forte. La bulle va alors émerger de manière cyclique à une autre localisation.

Bien que BINP fonctionne en pratique pour une carte auto-organisatrice, nous pouvons cependant émettre deux réserves vis-à-vis de son comportement possible dans le modèle SOMMA au début de l'apprentissage. Premièrement, pour deux activités de détection identiques, le champ peut faire émerger deux bulles d'activités différentes suivant sa dynamique précédente. Or, comme cette activité est utilisée pour la mise en relation multimodale (voir le chapitre 7), cela pourrait poser problème pour le traitement de l'information multimodale. Deuxièmement, cette succession d'émergences de bulles puis d'inhibitions de ces dernières crée un rythme propre à la carte. Ces différents rythmes risquent de poser un problème pratique pour l'émergence et la stabilité d'une perception multimodale, l'ensemble des bulles modales pouvant ne pas être présentes au même moment.

Pour ces raisons, nous avons opté dans notre modèle pour l'utilisation du paradigme de la CNFT pour le calcul de l'activité de sélection. Afin de permettre son utilisation au sein d'une carte auto-organisatrice, nous avons décidé d'utiliser la règle BCM (voir le chapitre 5) pour le calcul de l'activité de détection et l'apprentissage des discriminations. Cette règle permet, en outre, l'apprentissage d'une discrimination à

une corrélation présente dans le flux d'entrée. Cet apprentissage de corrélation est la dernière propriété attendue pour nos cartes modales, les trois autres étant permises par l'utilisation de la CNFT dans le paradigme des cartes auto-organisatrices.

4.3 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre le paradigme informatique des cartes auto-organisatrices. Ces cartes sont composées d'unités génériques organisées suivant une topologie fixée. Au niveau architectural, chaque unité est constituée d'un étage de détection, correspondant dans notre modèle à l'étage sensoriel, qui fournit un codage tabulaire de l'environnement, et d'un étage de sélection, dans notre modèle l'étage perceptif, qui fournit un mécanisme compétitif de type *winner takes most* sur l'activité de détection. L'auto-organisation des discriminations de l'étage de détection est assuré par la boucle de rétroaction positive de l'activité de sélection, spatialement localisée, sur l'apprentissage de ces discriminations. Le paradigme de cartes auto-organisatrices répond à certaines des propriétés attendues pour notre modèle de carte modale. Premièrement, l'étage de détection fournit un codage spatial du stimulus courant. Deuxièmement, par ce codage spatial, l'espace d'entrée, ayant une grande dimensionnalité, est projeté sur un espace de plus faible dimension défini par la topologie d'organisation des colonnes au sein de la carte. Cette réduction de dimensionnalité de la représentation du stimulus courant permet de faciliter l'apprentissage des corrélations multimodales (voir la partie III). Troisièmement, l'organisation topologique des discriminations de l'espace d'entrée, permet leur extrapolation à des zones de l'espace non encore explorées. Cette propriété, combinée à l'utilisation d'un codage spatial continu de l'étage de sélection, permet une généralisation de la représentation des stimuli dans l'espace d'entrée.

Le modèle de cartes auto-organisatrices le plus couramment utilisé est le modèle proposé par Kohonen et sert de point de départ à notre étude. En tant que carte auto-organisatrice, ce modèle semble répondre à nos exigences. Cependant, plusieurs des propriétés de son étage de sélection sont en contradiction avec notre objectif. Premièrement, son mécanisme compétitif utilise un calcul centralisé, ce qui est en opposition avec notre volonté d'un paradigme bio inspiré de calcul locaux et décentralisés, permettant d'obtenir un système robuste à la défaillance d'une partie de son substrat de calcul. Deuxièmement, ce calcul fournit un codage spatial discret, car centré sur une unité de la carte. Cette discrétisation fournit une classification de l'espace d'entrée contraire à la généralisation de la représentation des stimuli. Pour pallier ces problèmes, nous proposons d'utiliser le paradigme des champs neuronaux proposé par Amari pour le calcul de l'activité de l'étage de sélection. En effet, en utilisant des calculs décentralisés, ce paradigme fournit un mécanisme compétitif de type *winner takes most* par l'émergence d'une bulle d'activité qui peut être localisée continûment sur l'espace défini par la carte. Cependant, l'interaction d'un étage de détection, inspiré des cartes de Kohonen, avec un étage de sélection utilisant la CNFT génère une incompatibilité. Cette dernière est due à la propriété de résistance aux distracteurs de la CNFT, la rendant incapable de fournir une bulle d'activité différente pour chaque stimulus lorsque l'activité de détection est dispersée sur toute la carte, comme c'est le cas au début de l'apprentissage. Ainsi, en pratique, les unités sous cette bulle fixe apprennent la moyenne des stimuli présentés et, au niveau de la carte, elles s'auto-organisent alors autour de la moyenne de l'espace d'entrée.

Les solutions proposées par la littérature pour résoudre ce problème sont fondées sur une modification de l'équation d'Amari afin de la rendre compatible avec l'étage de détection proposé par Kohonen. Parmi celles-ci, la seule qui réponde à notre contrainte d'un apprentissage continu et non supervisé, a été proposée par Alecu avec son modèle de champs neuronaux BINP. Son modèle permet de résoudre le problème rencontré par la CNFT au début de l'apprentissage. En effet, BINP permet l'émergence d'une bulle d'activité à partir d'une activité de détection faible. Cette bulle est inhibée, après un certain temps, pour laisser place à l'émergence d'une activité localisée à un autre endroit. Cependant, au début de l'apprentissage, cette création d'activité cyclique conduit, d'une part, à des bulles dont la localisation n'est pas identique pour deux activités de détection identiques, et, d'autre part, à des moments d'apparition différents entre les cartes. Cela peut poser problème pour la mise en relation multimodale dans notre modèle car cette dernière est obtenue par l'influence réciproque des différentes bulles d'activités (voir le chapitre 7).

Nous proposons dans le prochain chapitre une approche originale consistant à utiliser le paradigme

de la CNFT pour l'étage de sélection et à modifier l'étage de détection et la règle d'apprentissage des discriminations. Cette démarche trouve ses fondements dans l'idée d'une construction progressive de l'information qui peut être observée dans le cortex (voir les chapitres 1 et 2). Dans le cas des cartes auto-organisatrices, cela se traduit par le fait que l'apprentissage de la discrimination d'un stimulus de l'espace d'entrée est préalable à l'organisation, au niveau de la carte, de ces discriminations. Ainsi, dans notre modèle, nous proposons que l'étage de détection apprenne de manière autonome une discrimination et que l'étage de sélection serve uniquement à les influencer pour obtenir l'auto-organisation de la carte. Cette approche, en réduisant l'importance de l'activité de sélection dans l'apprentissage, rend possible l'utilisation de l'équation de la CNFT dans notre modèle. Par ailleurs, nous souhaitons également que cet apprentissage autonome d'une discrimination porte sur une corrélation présente dans le flux d'entrée, ce qui est une des propriétés attendues pour notre modèle de carte modale.

Chapitre 5

L'étage sensoriel comme support actif de l'information sensorielle

Nous avons présenté dans le chapitre précédent le paradigme des cartes auto-organisatrices. L'utilisation du paradigme de la CNFT pour le calcul de l'activité de sélection de la carte, permet d'obtenir trois des quatre propriétés attendues pour les cartes modales de notre modèle SOMMA que sont l'émergence d'une représentation du stimulus courant, représentation qui est de plus faible dimension que celle du stimulus courant et qui est généralisable à des stimuli inconnus. Deux questions restent encore en suspens. Premièrement, l'apprentissage des corrélations présentes dans le flux d'entrée afin que la représentation du stimulus courant s'appuie sur la détection d'une corrélation présente dans le stimulus. Deuxièmement, le couplage du paradigme de la CNFT avec un étage de détection utilisant des neurones à prototypes, comme dans le modèle proposé par Kohonen, pose problème à cause de la propriété de robustesse aux distracteurs de la CNFT.

Nous proposons dans ce chapitre une solution à ces deux questions qui consiste en une modification de l'étage de détection faisant apparaître un apprentissage progressif au niveau de la carte. L'étage de détection a pour rôle de fournir un codage tabulaire en fonction du stimulus reçu et des poids d'entrée (appelés prototypes dans le cas des neurones à prototypes). Nous proposons l'utilisation d'un mécanisme d'apprentissage autonome de ces poids d'entrée permettant l'émergence d'une discrimination à une corrélation présente dans le flux d'entrée. Ces discriminations doivent ensuite être auto-organisées au niveau de la carte par l'influence descendante de l'activité de sélection. Nous tenons à préciser que bien que la description de cet apprentissage progressif fasse apparaître deux phases distinctes pour plus de clarté, celles-ci résultent d'un apprentissage continu et se chevauchent temporellement. Nous recherchons donc une règle d'apprentissage permettant l'émergence autonome d'un codage tabulaire qui puisse être influencé par un signal. De plus, nous souhaitons que ce codage tabulaire se fasse par rapport à des informations pertinentes du flux d'information, dans notre cas les corrélations.

Nous introduisons, dans la première section, différentes règles d'apprentissage hebbiennes. Dans une deuxième section, nous présentons plus précisément la règle BCM, du nom de ses auteurs Bienenstock, Cooper et Munro, qui permet l'émergence autonome d'une discrimination à une corrélation et d'un codage tabulaire. De plus, cette règle présente des propriétés intéressantes de traitement de l'information vis-à-vis de notre problématique. Nous verrons dans la dernière partie différents mécanismes de modulation de la règle BCM qui permettent d'influencer la discrimination du codage tabulaire émergeant.

5.1 Règles de plasticité hebbiennes

Nous avons vu dans la section 1.4.1 les mécanismes de plasticité synaptique à l'œuvre dans le cortex, en particulier les notions de potentiation et de dépression à long terme des synapses (respectivement LTP et LTD) qui affectent le traitement de l'information effectué par un neurone. Nous présentons dans cette section différentes règles informatiques inspirées de ces phénomènes corticaux. Nous utilisons pour cela une terminologie neuronale, bien que les paradigmes décrits ne tiennent pas compte de toute la

complexité biologique ou ne respectent pas certaines de ses contraintes, car notre volonté est de développer une solution informatique dont l'inspiration corticale permet d'apporter des propriétés que nous jugeons intéressantes.

Nous nous intéressons plus particulièrement à certaines règles qualifiées de hebbiennes car s'inspirant des travaux de Hebb [Hebb, 1949]. Leur principe fondateur consiste en une augmentation de l'efficacité (ou poids) synaptique entre deux neurones si ces derniers sont actifs de manière simultanée, ce qui correspond à la notion biologique de LTP. Ces règles permettent un apprentissage local et décentralisé car chaque neurone modifie le poids de ses synapses afférentes de manière indépendante et cette modification utilise uniquement des activités présentes au niveau de la synapse, à savoir les activités pré et postsynaptiques. Ces propriétés d'apprentissage sont en adéquation avec le paradigme souhaité pour notre modèle (voir le chapitre 3). Pour une étude détaillée des différentes types de règles hebbiennes, le lecteur est invité à se référer à [Gerstner and Kistler, 2002].

Dans cette section, nous considérons un neurone n postsynaptique recevant l'influence d'un ensemble de neurones présynaptiques n_1 à n_m. Le poids de la synapse entre n_i et n au temps t est noté $w_i(t)$ et l'ensemble de ces poids définit un vecteur de poids afférents à n qui est noté $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_m(t)) \in (\mathbb{R}^+)^m$. L'activité $u(t)$ du neurone n au temps t est fonction du vecteur de poids afférents et du vecteur d'activités présynaptiques $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_m(t))$ avec $x_i(t)$ l'activité du neurone n_i au temps t. Ce vecteur d'activités présynaptiques est également appelé stimulus reçu par le neurone . Nous donnons pour chaque règle le calcul de l'activité du neurone n et l'équation mathématique de modification de ses poids synaptiques afférents. Nous discutons également des conséquences de ces règles d'apprentissage sur les traitement fonctionnel des stimuli reçus fourni par le neurone. Pour rappel, par rapport à notre problème, nous souhaitons que la règle d'apprentissage fasse émerger un codage tabulaire des stimuli reçus fondé sur la détection d'une corrélation présente dans le stimulus courant.

5.1.1 La règle de Hebb et de Oja

La règle de Hebb et ses variantes considèrent des modèles de neurones pré et postsynaptiques utilisant un codage fréquentiel, c'est-à-dire que l'activité du neurone est une valeur réelle. Ce codage peut correspondre biologiquement à la fréquence de décharge instantanée de potentiels d'actions. L'activité du neurone n au temps t est alors calculée comme la valeur d'une fonction de gain appliquée à la somme des activités présynaptiques pondérées par le poids de leur synapse respective :

$$u(t) = f\left(\sum_i w_i(t)x_i(t)\right)$$

avec f la fonction de gain généralement choisie linéaire ou sigmoïdale.

La règle de Hebb

Dans la règle de Hebb [Hebb, 1949], le poids $\mathbf{w_i(t)}$ de chaque synapse est mis à jour à chaque pas de temps suivant l'équation :

$$\Delta w_i(t) = \eta x_i(t)u(t)$$

avec η le taux d'apprentissage.

Avec cette règle, le poids d'une synapse $w_i(t)$ est augmenté si les deux neurones sont actifs, c'est-à-dire que leur activité est positive. Ainsi, cette règle ne tient compte que du phénomène de LTP, à savoir que les poids d'une synapse ne peuvent qu'augmenter. Cela conduit à l'instabilité de la règle puisque toutes les valeurs des poids tendent vers l'infini ou saturent à une valeur maximale préalablement fixée. Le neurone répond alors fortement à l'ensemble des stimuli reçus.

La règle de Oja

Parmi les solutions permettant de résoudre le problème d'instabilité de la règle de Hebb, il a été proposé une normalisation de la somme des poids afférents. Cette normalisation peut être obtenue en

respectant le principe de localité de l'apprentissage et est connue sous le nom de règle de Oja [Oja, 1982]. L'équation de modification du poids d'une synapse $w_i(t)$ est alors la suivante :

$$\Delta w_i(t) = \eta(x_i(t)u(t) - w_i(t)u(t)^2)$$

Cette normalisation de la somme des poids afférents tend alors à engendrer une compétition entre les synapses. En effet, l'augmentation du poids d'une synapse ne peut se faire qu'au détriment des poids des autres synapses. Ainsi, plus un neurone pré synaptique sera activé, plus le poids de la synapse correspondante sera important. Cette règle d'apprentissage rend ainsi le neurone sensible à l'activation des neurones pré synaptiques les plus fréquemment activés dans les stimuli.

5.1.2 La règle CLO, une règle hebbienne bidirectionnelle

La règle CLO [Cooper et al., 1979], du nom de leur auteur Cooper, Liberman et Oja, a été étudiée pour modéliser les phénomènes d'apparition de dominance oculaire et de sélection à l'orientation observée dans le cortex visuel du chat. Cette règle introduit la notion de seuil entre LTP et LTD noté θ. On parle alors de règle hebbienne bidirectionnelle. En utilisant les notations précédentes, cette règle s'écrit :

$$\forall i,\ \frac{dw_i(t)}{dt} = \eta\phi(u(t),\theta)x_i(t) \tag{5.1}$$

avec η le taux d'apprentissage et ϕ une fonction telle que

$$\begin{cases} \phi(u(t),\theta) = 0 \text{ si } u(t) = 0 \text{ ou } u(t) = \theta \\ \phi(u(t),\theta) < 0 \text{ si } u(t) \in]0;\theta[\\ \phi(u(t),\theta) > 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

Ainsi, une LTD (respectivement une LTP) a lieu si l'activité du neurone est en dessous (respectivement au dessus) du seuil. L'existence d'un tel seuil entre LTP et LTD a été mis en évidence in vitro sur des cellules hippocampales de rat [Dudek and Bear, 1992] (voir figure 5.1).

Avec cette règle de plasticité (5.1), si un stimulus ne génère pas une activité neuronale supérieure au seuil θ, les poids synaptiques correspondant, c'est-à-dire les poids des neurones pré synaptiques activés dans le stimulus, sont diminués. Lors de la prochaine réception de ce stimulus, cette diminution des poids tend à engendrer une réduction de la réponse neuronale qui sera alors sûrement encore en dessous du seuil. Les poids synaptiques correspondants à ce stimulus diminueront encore et ainsi de suite. Comme une activité nulle est un point fixe stable de l'équation de modification des poids ($\Delta w_i(t) = 0$ si $u(t) = 0$), l'activité neuronale pour ce stimulus convergera vers 0. Au contraire, si l'activité neuronale en réponse à un stimulus est supérieure au seuil, les poids augmentent. Il en résultera une augmentation de la réponse neuronale à ce stimulus qui sera encore probablement au dessus du seuil, provoquant une LTP et ainsi de suite. La règle CLO ne répond ainsi fortement qu'à certains des stimuli reçus.

En pratique, cette règle, utilisée avec des stimuli visuels, a permis de faire émerger des sélectivités à l'orientation telles qu'observées dans le cortex visuel du chat. C'est une telle émergence que nous souhaitons pour notre étage de détection. Cependant, cela nécessite un ajustement fin du seuil θ afin qu'un seul stimulus génère une activité neuronale au dessus du seuil. Cela n'est pas compatible avec notre volonté de proposer un modèle générique capable de s'adapter à n'importe quel flux d'entrée. Afin de résoudre ce problème, Bienenstock Cooper et Munro ont proposé la règle BCM [Bienenstock et al., 1982] qui utilise un seuil θ flottant. Cette règle est décrite plus en détail dans la section 5.2.

5.1.3 La STDP

La STDP (Spike Timing Dependent Plasticity) est une règle d'apprentissage synaptique hebbienne bidirectionnelle pour les modèles de neurones à spikes. Cette règle consiste à modifier les poids de la connectivité synaptique, dans le sens de la différence du temps d'émission entre les potentiels d'actions post et présynaptiques, et d'une amplitude exponentiellement décroissante en cette distance. Une telle règle de modification de l'efficacité des synapses a été observée dans le cortex (voir figure 5.2). Par ailleurs, la courbe de modification synaptique utilisée dans les règles CLO et BCM peut être retrouvée à partir de

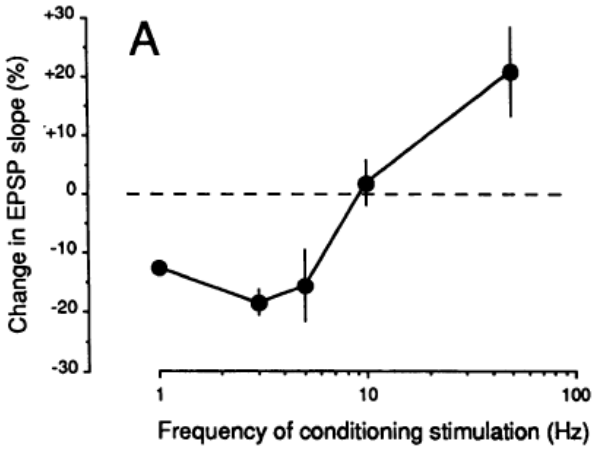


FIGURE 5.1 – Modification de l'efficacité synaptique en fonction de la fréquence de la stimulation reçue. Dans un premier temps, un neurone pré synaptique est soumis à un stimulus témoin et le changement de potentiel de membrane, engendré par cette stimulation, au niveau du neurone postsynaptique est mesuré. Dans un second temps, le neurone pré synaptique est soumis à un stimulus de conditionnement, consistant en un nombre constant de décharges à une fréquence variable qui est représentée en abscisse. Ce conditionnement a pour conséquence de faire varier l'efficacité de la transmission synaptique. Cette variation est mesurée en appliquant de nouveau le stimulus témoin et en comparant le changement de potentiel de membrane alors engendré par cette stimulation au niveau du neurone postsynaptique avec celui qui a été mesuré avant l'application du stimulus de conditionnement. Cette variation de l'efficacité de la transmission synaptique est représentée en ordonnée. On peut observer un phénomène de LTD lorsque l'activité pré synaptique est en dessous d'un seuil (ici proche de 10 Hz) et une LTP sinon. L'augmentation de la fréquence du stimulus de conditionnement dans l'expérience, revient à augmenter la valeur des activités pré et postsynaptiques dans la règle CLO puisque le codage utilisé est fréquentiel (tiré de [Dudek and Bear, 1992])

la règle STDP en considérant des triplets de potentiels d'action (voir [Bush et al., 2010, Izhikevich and Desai, 2003, Partzsch et al., 2009, Pfister and Gerstner, 2008, Senn et al., 2001] pour plus détails sur la relation entre la STDP et la règle BCM).

5.2 La règle BCM et ses variantes

Tout comme la règle CLO (voir section 5.1.2), la règle BCM, pour Bienenstock, Cooper et Munro [Bienenstock et al., 1982], a été proposée pour rendre compte des phénomènes de dominance oculaire et de sélectivité à l'orientation que l'on peut observer dans le cortex visuel du chat. Elle utilise la courbe de modification synaptique de la règle CLO, à savoir une LTD si l'activité neuronale et en dessous d'un seuil et une LTP si celle-ci est au dessus du seuil. Le point clé de la règle BCM réside dans l'introduction de la variabilité du seuil entre la LTD et la LTP qui permet, entre autres, de résoudre le problème de la détermination précise de ce seuil dans la règle CLO.

Bien que BCM soit une règle hebbienne, la convergence de l'apprentissage nécessite l'utilisation de poids synaptiques pouvant changer de signe. Cette contrainte n'est pas compatible biologiquement avec une description au niveau neuronal, une synapse étant exclusivement excitatrice ou inhibitrice. Les auteurs de la règle BCM défendent une plausibilité biologique mais au niveau mésoscopique. La règle rendrait alors compte des interactions entre groupes de neurones composés de neurones excitateurs et inhibiteurs, le poids de la connexion entre deux groupes neuronaux représentant l'ensemble des influences des neurones. Le changement de signe relèverait alors du changement de prépondérance entre l'influence des neurones excitateurs et des neurones inhibiteurs. Afin de faciliter le discours et pour rester dans la continuité de la

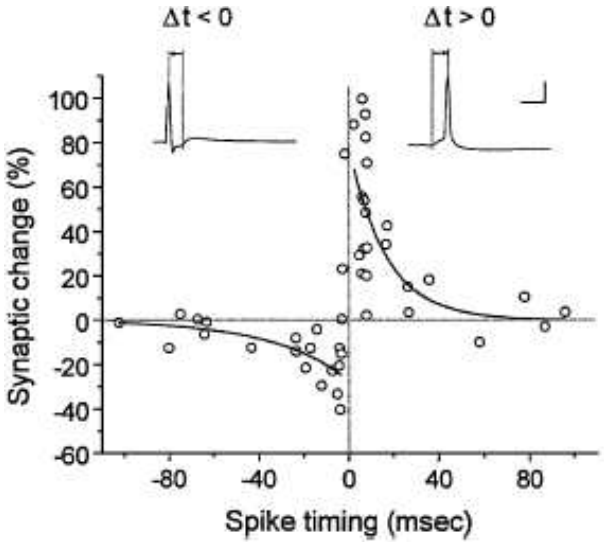


FIGURE 5.2 – Modification de l'efficacité synaptique en fonction de la différence temporelle entre l'émission des potentiels d'actions dans les neurones pré et postsynaptiques. Un neurone est soumis à un stimulus témoin et l'activité générée est mesurée. Le neurone est ensuite excité via un neurone présynaptique qui reçoit un stimulus de conditionnement à 1 Hz. Après 20 minutes, le stimulus témoin est de nouveau présenté et l'on mesure à nouveau l'activité générée. La différence d'activité générée par le stimulus témoin avant et après le stimulus de conditionnement est représentée en ordonnée. En abscisse est représentée la différence temporelle entre l'émission d'un potentiel d'action par le neurone et le début de la modification du potentiel de membrane du neurone provoquée par l'arrivée d'un potentiel d'action du stimulus de conditionnement dans le neurone pré synaptique. Chaque cercle représente une donnée biologique moyenne mesurée sur 60 essais. Les traits représentent la courbe de la fonction utilisée dans la règle informatique de plasticité synaptique STDP. (tiré de [Bi and Poo, 2001])

présentation des règles dans la section précédente, nous continuons à utiliser abusivement les termes de neurones et de synapses. Par ailleurs, il est à noter que cette plausibilité biologique au niveau mésoscopique est compatible avec le niveau de description choisi pour notre modèle SOMMA.

Nous présentons dans ce chapitre la règle de plasticité synaptique BCM ainsi que sa variante QBCM, qui a été plus utilisée dans la littérature. Nous détaillons ensuite les propriétés de cette variante et leurs intérêts vis-à-vis de son utilisation pour l'étage de détection d'une carte auto-organisatrice et par rapport à notre problématique.

5.2.1 Description

Règle BCM

Reprenons les notations précédentes : un neurone postsynaptique n reçoit l'influence d'un ensemble de neurones pré synaptiques n_1 à n_m. Le poids de la synapse entre n_i et n au temps t est noté $w_i(t)$ et l'ensemble de ces poids définit un vecteur de poids $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_m(t))$ dit afférent à n. L'activité $u(t)$ du neurone n au temps t est calculée par

$$u(t) = \sum_i w_i(t)x_i(t) = \mathbf{w(t)}.\mathbf{x(t)}$$

avec $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_m(t))$ le vecteur d'activités pré synaptiques ou stimulus reçu par n, $x_i(t)$ étant l'activité du neurone n_i au temps t.

La règle d'apprentissage BCM modifie le poids $w_i(t)$ de chaque synapse suivant les équations :

$$\theta(t) = \left(\frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)e^{-\frac{t-t'}{\tau}}dt'\right)^2 \tag{5.2}$$

$$\forall i,\ \frac{dw_i(t)}{dt} = \eta x_i(t)\phi(u(t),\theta(t)) \tag{5.3}$$

avec η le taux d'apprentissage, $\theta(t)$ le seuil flottant LTP/LTD calculé comme le carré d'un filtre exponentiel de l'activité sur une fenêtre temporelle τ. ϕ est une fonction ayant les mêmes propriétés que dans la règle CLO, pour rappel

$$\begin{cases} \phi(u(t),\theta) = 0 \text{ si } u(t) = 0 \text{ ou } u(t) = \theta \\ \phi(u(t),\theta) < 0 \text{ si } u(t) \in]0;\theta[\\ \phi(u(t),\theta) > 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

En pratique, ϕ est généralement choisie comme la forme polynomiale la plus simple (voir figure 5.3) :

$$\phi(u(t),\theta(t)) = u(t)(u(t) - \theta(t)) \tag{5.4}$$

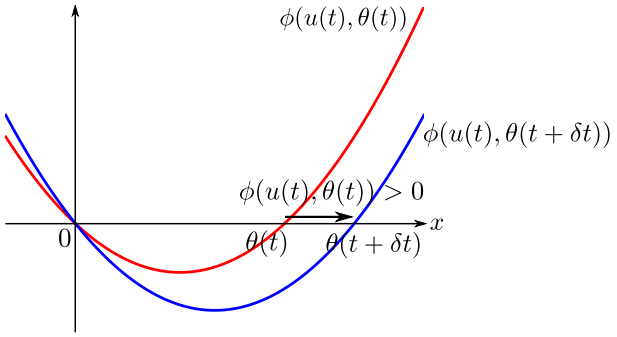


FIGURE 5.3 – La fonction $\phi(u(t),\theta)$ de la règle BCM définit le sens de modification synaptique de la règle BCM : une LTD si $u(t) < \theta(t)$ et une LTP si $u(t) > \theta(t)$. Par ailleurs, le seuil $\theta(t)$ entre LTP et LTD est flottant et se déplace de manière à contrecarrer l'historique récent de modification synaptique. Ainsi, si une LTP vient de se produire, la valeur du seuil augmente ce qui va faciliter l'apparition d'une LTD par la suite et inversement si une LTD vient de se produire.

L'équation (5.2) définit la variation du seuil LTP/LTD comme la moyenne de l'activité, calculée par un filtre exponentiel sur une fenêtre temporelle finie, le tout au carré. Ainsi, θ varie suivant l'historique récent de l'activité du neurone et tend à aller à l'encontre de sa dynamique. Cela signifie que θ augmente si les poids viennent d'augmenter, facilitant ainsi une future LTD, et inversement si les poids ont été diminués (voir figure 5.3). Grâce à la supralinéarité du calcul du seuil flottant, la dynamique de variation du seuil est plus rapide que celle de l'activité, provoquée par la modification des poids. La variabilité du seuil offre ainsi un mécanisme homéostatique de régulation de l'activité neuronale.

Une telle variabilité du seuil entre LTP et LTD a été observée *a posteriori* dans le cortex visuel du rat [Kirkwood et al., 1996]. Pour cela, la modification de l'efficacité synaptique en fonction du stimulus reçu a été mesurée chez des rats qui ont grandi dans un environnement privé de lumière et chez d'autres rats, dits témoins, qui ont grandi dans un environnement normal. On peut constater que le seuil entre LTP et LTD est plus faible dans le cas des rats privés de lumière comparativement aux rats témoins (voir figure 5.4). Cela rejoint l'idée du seuil flottant de la règle BCM car, pour les rats privés de lumière, les neurones du cortex visuel ont été moins stimulés que ceux des rats témoins.

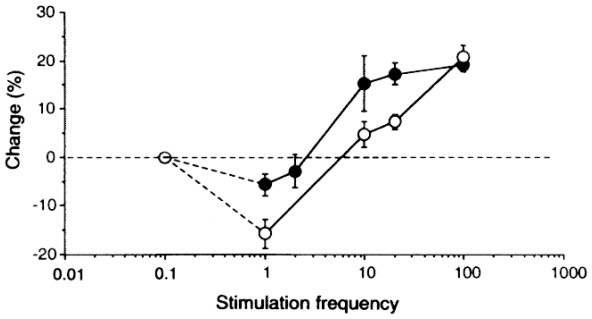


FIGURE 5.4 – Variabilité, due aux conditions antérieures de stimulation des neurones, de la modification synaptique engendrée par la réception d'un stimulus. Le protocole utilisé est le même que dans la figure 5.1, à savoir que l'on mesure la différence d'activités générées par un stimulus témoin (représenté en ordonnée), avant et après l'application d'un stimulus de conditionnement de fréquence variable (représentée en abscisse). Les points noirs (respectivement les points blancs) correspondent à la moyenne des mesures effectuées dans le cortex visuel chez les rats élevés dans le noir (respectivement élevé avec un éclairage normal). Les neurones du cortex visuel chez les rats privés de lumière sont moins stimulés que ceux des rats soumis à la lumière. On constate que le seuil LTP/LTD est plus faible pour les neurones du cortex visuel des rats privés de lumière ce qui tend à vérifier la variabilité du seuil. Tiré de [Kirkwood et al., 1996].

Règle QBCM

La règle QBCM pour Quadratic BCM [Intrator and Cooper, 1992] est une variante de la règle BCM dont la différence réside dans le calcul du seuil θ qui se fait suivant l'équation

$$\theta(t) = \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}} dt' \tag{5.5}$$

Le seuil varie suivant la moyenne de l'activité au carré, moyenne toujours calculée par un filtre exponentiel sur une fenêtre temporelle τ. Cette équation fournit de meilleures propriétés statistiques et une meilleure robustesse de la règle vis-à-vis des flux d'entrées dont l'espérance est nulle (voir [Cooper, 2004]). Cette variante de la règle BCM, que nous utilisons dans notre modèle, a été plus étudiée dans la littérature que la forme originelle et est généralement appelée abusivement règle BCM. Nous utilisons également cette terminologie dans la suite du manuscrit.

5.2.2 Propriétés

Codage tabulaire

Considérons que le flux d'entrée du neurone, défini par l'ensemble des stimuli reçus par le neurone au cours du temps, soit composé d'un ensemble fini de stimuli. Notons $\mathbf{x^1}$ à $\mathbf{x^L}$ ces différents stimuli et p_1 à p_L leur probabilité respective d'apparition dans le flux d'entrée. En pratique, il s'agit des probabilités d'apparition perçues au travers de l'horizon fini du filtre exponentiel utilisé pour le calcul du seuil flottant. Nous imposons de plus que ces vecteurs d'activités pré synaptiques $\mathbf{x^1}$ à $\mathbf{x^L}$ soient linéairement indépendants au sens mathématique du terme. Comme le calcul de l'activité neuronale utilise un produit scalaire entre le vecteur de poids et le vecteur d'activités présynaptiques, cette indépendance linéaire garantie l'indépendance de la réponse neuronale aux différents stimuli.

Notons $\frac{d\mathbf{w}^{\mathbf{x^i}}(\mathbf{t})}{dt}$ la variation du vecteur de poids due à la présentation du stimulus $\mathbf{x^i}$ au neurone au temps t. La règle BCM donne $\frac{d\mathbf{w}^{\mathbf{x^i}}(\mathbf{t})}{dt} = \eta \mathbf{x^i} \phi(u^{\mathbf{x^i}}(t), \theta(t))$ avec $u^{\mathbf{x^i}}(t)$ la réponse du neurone lorsque $\mathbf{x^i}$ est présenté au temps t. L'apprentissage a convergé lorsque le vecteur de poids afférent reste inchangé, ce

qui se traduit par $\forall \mathbf{x^i}, \frac{d\mathbf{w^{x^i}(t)}}{dt} = 0$. Les deux solutions de cette équation sont $u^{\mathbf{x^i}}(t) = 0$ et $u^{\mathbf{x^i}}(t) = \theta(t)$. Il a été montré mathématiquement que les seuls points stables de la règle d'apprentissage BCM sont ceux pour lesquels le neurone ne répond qu'à un unique stimulus, qui est alors dit discriminé. Cela se traduit en d'autres termes par $\exists!\ \mathbf{x^k}, u^{\mathbf{x^k}}(t) = \theta(t)$ et $\forall \mathbf{x^i} \neq \mathbf{x^k}, u^{\mathbf{x^i}}(t) = 0$ ou, d'un point de vue géométrique, par le fait que le vecteur de poids est orthogonal à tous les stimuli excepté $\mathbf{x^k}$. Ainsi, à convergence, $\theta(t) = p_k(u^{\mathbf{x^k}}(t))^2 = u^{\mathbf{x^k}}(t)$ avec $\mathbf{x^k}$ le stimulus discriminé. Il en résulte que la réponse neuronale au stimulus discriminé est égale à l'inverse de la propriété d'apparition de ce stimulus dans le flux d'entrée : $u^{\mathbf{x^k}}(t) = \frac{1}{p_k}$.

Nous donnons ici une idée intuitive de la preuve mathématique d'unicité du stimulus discriminé en utilisant la dynamique d'évolution de la réponse d'un neurone sur un exemple (se référer à [Cooper, 2004] pour la preuve formelle). La figure 5.5 représente la dynamique d'évolution de la réponse neuronale aux différents stimuli reçus, évolution provoqué par l'utilisation de la règle d'apprentissage BCM. Dans cet exemple, le flux d'entrée est constitué de 5 stimuli orthonormés avec une distribution uniforme, ce qui signifie que chaque stimulus a la même probabilité d'apparition dans le flux d'entrée. Au début de l'apprentissage, la réponse neuronale pour tous les stimuli est supérieure au seuil θ, générant ainsi une LTP. Cela a également pour conséquence d'augmenter la valeur du seuil. Or, la valeur du seuil augmente plus vite que la réponse neuronale car elle évolue suivant le carré de l'activité neuronale. Il en résulte que la valeur du seuil va inévitablement dépasser la réponse neuronale à certains stimuli. Lorsque cela arrive, la future présentation de ces stimuli entraînera une LTD et donc la diminution de la réponse neuronale à ces stimuli. Cependant, si le seuil dépasse l'ensemble des réponses neuronales aux différents stimuli, il n'y aura plus que des LTD et la valeur du seuil diminuera. Cette diminution sera, une fois encore, plus rapide que la dynamique d'évolution des réponses neuronales, ce qui produira une LTP pour les réponses au dessus du seuil et ainsi de suite. La variabilité du seuil LTP/LTD induit donc une compétition temporelle entre les stimuli dont un seul pourra amener une réponse neuronale non nulle.

Dans le cas d'un neurone recevant un ensemble de stimuli linéairement indépendants, la règle d'apprentissage BCM permet ainsi l'émergence d'une discrimination puisque le neurone répondra fortement à un stimulus et faiblement aux autres. Il a également été prouvé que si le flux d'entrée est composé de stimuli linéairement indépendants et bruités, avec un bruit de faible amplitude, le comportement de la règle BCM est similaire. Dans ce cas, le neurone discrimine un stimulus $\mathbf{x^k}$ mais est également sensible à ce stimulus bruité, c'est-à-dire que la réponse du neurone est non nulle. En effet, de par le calcul de l'activité neuronale, la réponse du neurone à ce stimulus bruité est égale à la réponse au stimulus non bruité additionnée de la réponse au bruit. Or, comme la réponse au stimulus non bruité est forte car le stimulus est discriminé et que la réponse au bruit a une valeur absolue faible puisque le bruit est faible, il en résulte une activité neuronale positive lors de la réception du stimulus discriminé bruité. Au final, le neurone développe ainsi une courbe de réponse se rapprochant de celle définie dans les neurones à prototypes, avec un stimulus discriminé et une réponse positive aux stimuli proches (voir l'annexe C pour un exemple).

Il est à noter que le codage tabulaire fourni par la règle BCM se distingue de celui des neurones à prototypes par deux points importants. Premièrement, ce codage tabulaire résulte d'un apprentissage continu et non supervisé. Ainsi, la largeur de la courbe de réponse n'est pas fixée à l'aide d'une distance *a priori* entre les stimuli mais résulte de l'apprentissage et de la similarité des stimuli vis-à-vis du produit scalaire utilisé pour calculer l'activité neuronale. Deuxièmement, un stimuli correspondant à un vecteur d'activité colinéaire à celui du stimulus discriminé provoque également une réponse neuronale puisque cette dernière est calculée comme le produit scalaire entre le stimulus et le vecteur de poids. Ces deux stimuli peuvent être interprétés comme deux événements identiques dont l'intensité est différente. La règle BCM est ainsi capable de fournir un codage tabulaire tout en conservant l'information de l'intensité de l'entrée dans la réponse du neurone.

Facteurs influençant l'émergence de la discrimination

Nous venons de voir que la règle BCM fait apparaître une discrimination à l'un des stimuli du flux d'entrée reçu par le neurone. Cette discrimination résulte du mécanisme de compétition temporelle entre

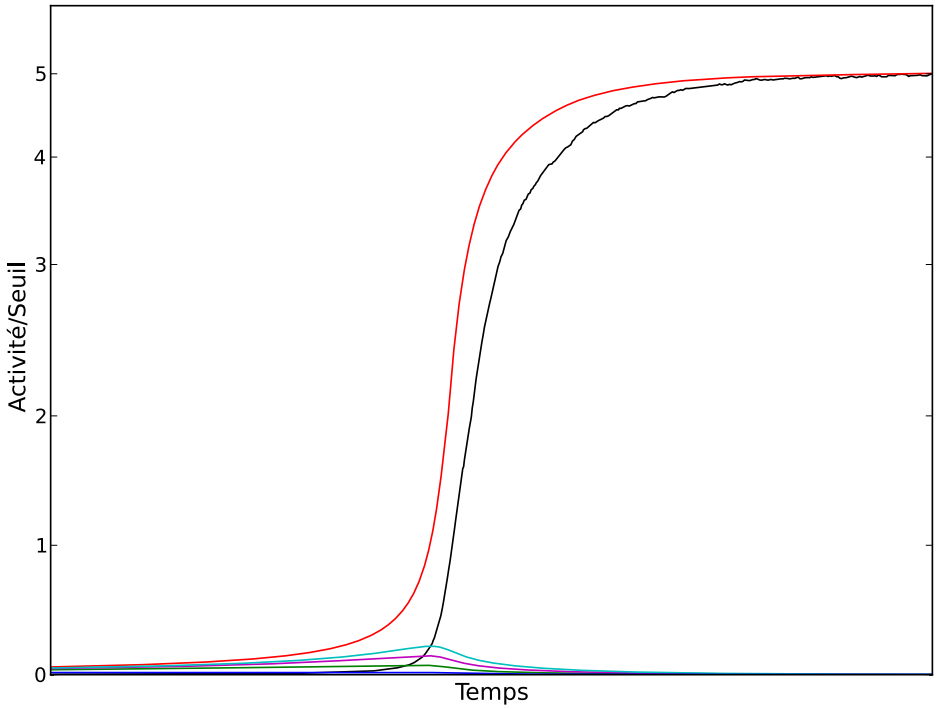


FIGURE 5.5 – Évolution, par l'application de la règle BCM, des réponses neuronales aux stimuli reçus. Un neurone reçoit un flux d'entrée composé de cinq stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1,0,0,0,0)$, $\mathbf{x^2} = (0,1,0,0,0)$, ..., $\mathbf{x^5} = (0,0,0,0,1)$ et équiprobables. L'évolution au cours du temps de la réponse neuronale à chacun de ces stimuli, due à la règle d'apprentissage BCM, est représentée par les différentes courbes colorées. La courbe noire représente l'évolution temporelle du seuil LTP/LTD. Pour plus de détails sur la dynamique observée, se reporter au texte.

les stimuli engendré par le seuil flottant. En pratique, le résultat de cette compétition, et donc l'identité du stimulus discriminé, dépend de plusieurs facteurs.
Premièrement, les poids initiaux déterminent les réponses neuronales initiales aux différents stimuli. Plus la réponse initiale du neurone à un stimulus est forte, plus ce dernier est favorisé dans la compétition.
Deuxièmement, au début de l'apprentissage, l'ensemble des réponses neuronales aux différents stimuli augmentent. Plus un stimulus apparaît fréquemment à ce moment de l'apprentissage, plus sa réponse neuronale augmente, comparativement à la réponse neuronale aux autres stimuli, et plus il est favorisé dans la compétition. Ainsi, la probabilité d'apparition de chaque stimulus et l'ordre de présentation de ces stimuli, qui influent sur les stimuli reçus par le neurone au début de l'apprentissage, modifient la compétition.

L'évolution moyenne de la réponse neuronale à un stimulus $\mathbf{x^k}$, notée $\frac{du^{\mathbf{x^k}}}{dt}$, résultant de l'application de la règle BCM, est calculée comme la somme des variations de la réponse neuronale $u^{\mathbf{x^k}}$, due à la réception des différents stimuli et pondérées par les probabilités d'apparition de chaque stimulus. Considérons le cas simple d'un neurone recevant un flux d'entrée composé uniquement de deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1,0)$ et $\mathbf{x^2} = (0,1)$ avec p_1 et p_2 leur probabilité respective d'apparition dans le flux d'entrée. Afin de visualiser l'influence des poids initiaux et de la probabilité d'apparition de chaque stimulus dans le flux d'entrée sur la discrimination émergeant de la règle BCM, nous avons représenté l'évolution moyenne du vecteur des réponses neuronales aux deux stimuli, définie par $(\frac{du^{\mathbf{x^1}}}{dt}, \frac{du^{\mathbf{x^2}}}{dt})$, en fonction de la réponse neuronale à chacun des stimuli, quand $p_1 = 0.5$ puis $p_1 = 0.8$ (voir respectivement les figures 5.6 et 5.7). Ces figures fournissent une idée globale de la dynamique d'évolution de l'activité neuronale aux différents stimuli, puisqu'elle sont tracées en ne considérant pas l'influence de l'ordre de présentation des stimuli.

Nous pouvons faire plusieurs observations sur ces figures.
Premièrement, nous pouvons voir les bassins d'attractions vers les points stables de l'équation BCM qui consistent en la discrimination d'un des stimuli avec une réponse neuronale égale à l'inverse de la probabilité d'apparition du stimulus dans le flux d'entrée comme nous l'avons indiqué précédemment.
Deuxièmement, la valeur des poids initiaux conditionne les réponses initiales du neurone aux différents stimuli. Suivant cette valeur initiale, le neurone sera dans l'un des deux bassins d'attraction.
Troisièmement, la probabilité d'apparition d'un stimulus influence non seulement les points fixes mais aussi les bassins d'attractions. Ainsi, à partir de mêmes poids initiaux (croix noires sur les figures), suivant la probabilité d'apparition de chaque stimulus, le neurone pourra tendre à discriminer un stimulus différent.

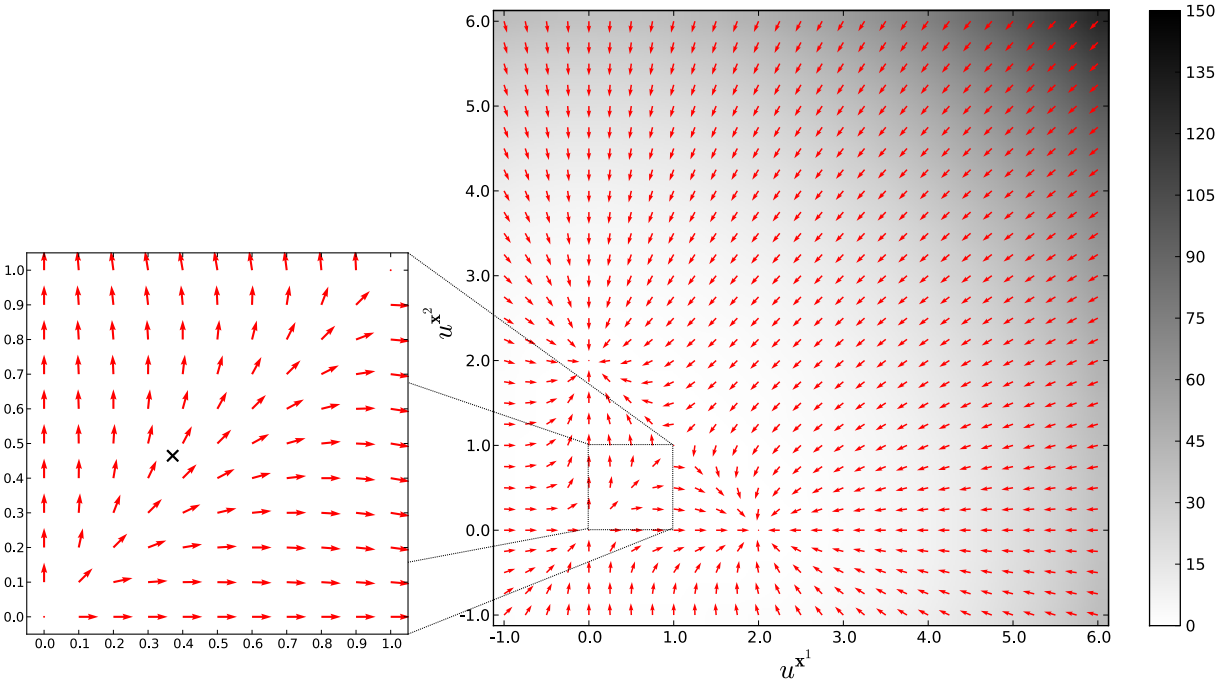


FIGURE 5.6 – Représentation de la modification moyenne, résultant de la règle BCM, du vecteur des réponses d'un neurone à deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$ et équiprobables ($p_1 = p_2 = 0.5$), en fonction des réponses aux deux stimuli (voir le texte pour plus de détails). La direction de la modification est représentée par la flèche et sa norme est représentée par le niveau de gris. Pour pouvoir faire cette représentation, nous avons supposé que la distribution des stimuli est stationnaire dans le flux d'entrée et que l'horizon temporel τ utilisé pour le calcul du seuil flottant est suffisamment grand pour pouvoir approximer $\theta(t)$ par $\sum_i p_i (u^{\mathbf{x}^i})^2$ avec p_i la probabilité d'apparition de $\mathbf{x^i}$ dans le flux d'entrée. Cela permet de s'affranchir de l'influence de l'ordre de présentation des différents stimuli. Nous pouvons observer les bassins d'attraction des deux points stables de la règle BCM correspondant à la discrimination de l'un des deux stimuli. Par exemple, avec des poids initiaux donnant des réponses neuronales représentées par la croix noire, le neurone tendra à discriminer le second stimulus, après apprentissage.

Apprentissage de corrélations

Nous avons vu qu'avec un flux d'entrée composé de stimuli linéairement indépendants et éventuellement bruités, la règle BCM fait émerger une discrimination à l'un de ces stimuli. Nous regardons dans cette section comment se comporte la règle, en pratique, avec un exemple de flux d'entrée plus complexe.

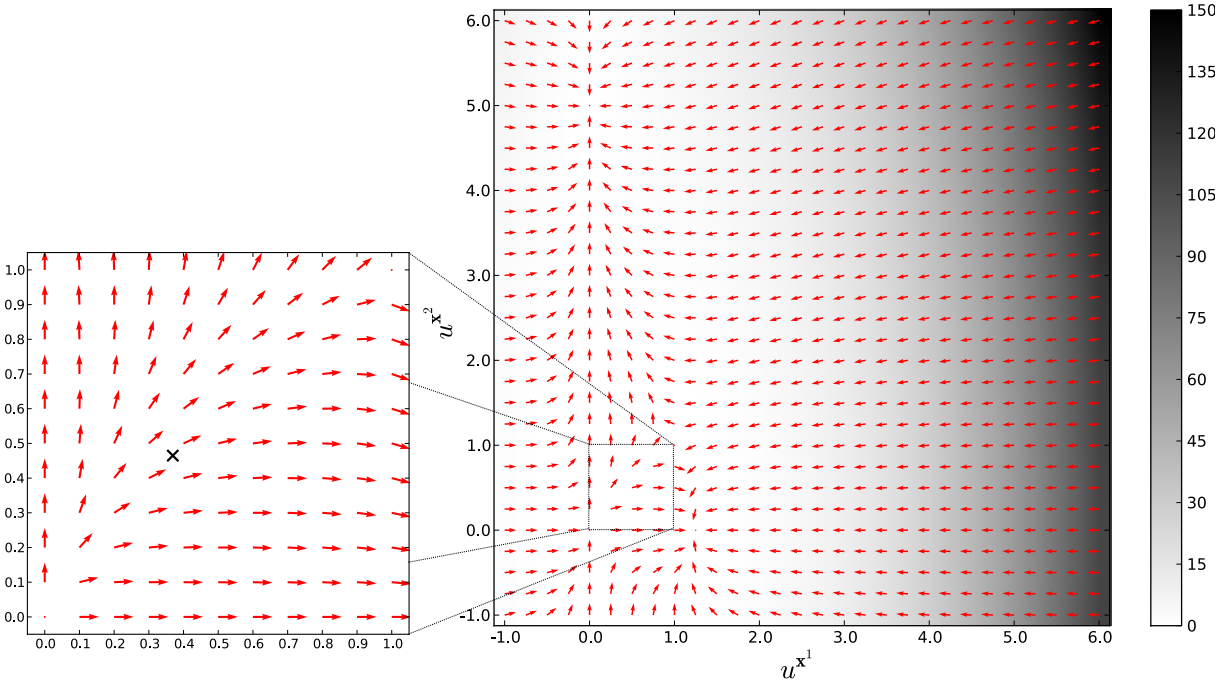


FIGURE 5.7 – Représentation de la modification moyenne, résultant de la règle BCM, du vecteur des réponses d'un neurone à deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$, en fonction des réponses aux deux stimuli (voir le texte pour plus de détails). Par rapport à la figure 5.6 la différence réside dans les probabilités d'apparition des stimuli dans le flux d'entrée qui valent ici $p_1 = 0.8$ et $p_2 = 0.2$. Dans ce cas, le neurone dont les réponses initiales sont représentées par la croix noire et qui sont identiques à celles de la figure précédente, tendra à discriminer le premier stimulus après apprentissage. En effet, le bassin d'attraction correspondant à la discrimination du premier stimulus est plus grand car le stimulus est plus souvent reçu par le neurone.

Considérons un flux d'entrée composé de vecteurs de taille n définis comme suit. Pour chaque vecteur, nous tirons aléatoirement deux valeurs i_1 et i_2 telles que $1 \leq i_1, i_2 < n$ et $|i_1 - i_2| \geq 2$. Nous fixons alors les valeurs du vecteur respectivement à 1, 2, 2 et 1 pour les dimensions i_1, $i_1 + 1$, i_2 et $i_2 + 1$, les autres valeurs étant choisies aléatoirement entre 0 et 0.1 (voir figure 5.8). Chaque vecteur contient ainsi deux motifs spatiaux, l'un composé d'une valeur à 1 suivie d'une valeur à 2 et l'autre d'une valeur à 2 suivie d'une à 1, placés aléatoirement dans le vecteur. Comme le nombre de vecteurs différents possible est strictement supérieur à n et que la taille de chaque stimulus est égale à n, les différents stimuli reçus par le neurone sont nécessairement linéairement dépendants.

Les corrélations de ce flux d'entrée, à savoir les motifs spatiaux temporellement récurrents, correspondent à l'emplacement d'un motif à un emplacement particulier car plusieurs stimuli contiennent le même motif au même emplacement. Il est à noter que, bien que les deux motifs soient présents dans chaque stimulus, comme la position de l'un n'implique pas la position de l'autre, les corrélations correspondent bien à la présence d'un unique motif à un emplacement précis.

Confrontées à ce flux d'entrée, la règle BCM est capable de faire émerger une discrimination à l'une de ces corrélations (voir figure 5.9 a.). La réponse du neurone est ainsi identique si la corrélation est présente dans le stimulus c'est-à-dire qu'un des deux motifs est à un emplacement donné, peu importe la position du second motif. Le profil de réponse du neurone résultant de l'apprentissage BCM est ainsi différente de celle d'un neurone à prototype. En effet, la règle BCM discrimine uniquement le motif correspondant à une corrélation, alors que le neurone à prototype discrimine la valeur d'un stimulus particulier. Dans notre exemple, un neurone à prototype répondrait uniquement à la présence des deux motifs, chacun à un emplacement précis (voir figure 5.9 b.).

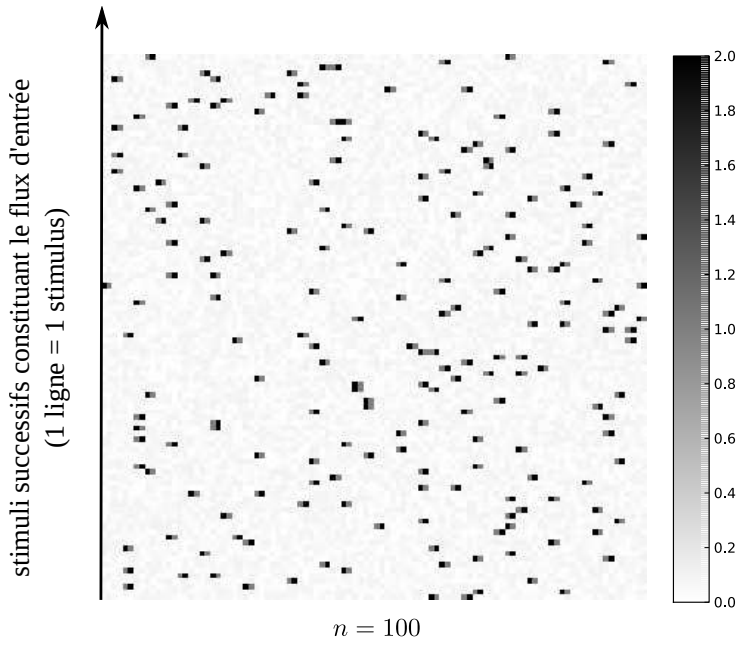


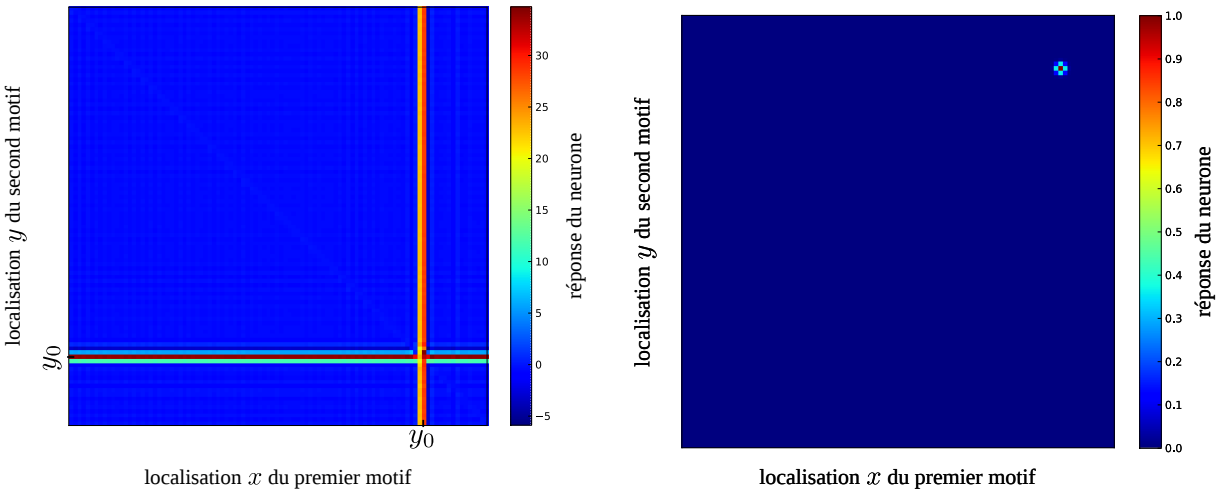
FIGURE 5.8 – Exemple de flux d'entrée reçu par le neurone, chaque ligne représente un vecteur d'entrée de taille $n = 100$. Chaque stimulus contient deux motifs situés à des emplacements distincts et aléatoires. Le premier motif consiste en une valeur à 1 suivie d'une valeur à 2 et le deuxième motif est une valeur à 2 suivie d'une à 1. Les autres valeurs du vecteur correspondent à un bruit uniforme entre 0 et 0.1.

Cette propriété de discrimination de corrélations de la règle BCM pourrait être reliée à ses propriétés statistiques. La règle BCM permet en effet de projeter les données sur des axes correspondants à la détection des moments d'ordre 3 et 4 (respectivement l'asymétrie et l'aplatissement) de la distribution des stimuli du flux d'entrée. Par ailleurs, ces propriétés statistiques sont intéressantes du point de vue du traitement de l'information. En effet, d'après [Diaconis and Freedman, 1984], la projection d'un flux d'entrée de haute dimensionnalité sur un espace de faible dimension engendre généralement une distribution normale. Il semble alors pertinent de chercher des axes de projections, tels que ceux utilisés par la règle BCM, générant une distribution non normale afin de conserver l'information contenue dans le flux. Le lecteur est invité à se référer au chapitre 5 de [Cooper, 2004] pour plus de précisions sur le traitement statistique de l'information effectué par la règle BCM.

Par ailleurs, la propriété de discrimination d'une corrélation, fournie par la règle BCM, semble très sensible à la stabilité temporelle de cette corrélation dans le flux, c'est-à-dire le fait que l'ensemble des valeurs constituant le motif soit identique dans tous les stimuli où le motif est présent. Girod a mené une étude quantitative sur le sujet. Pour cela, il a utilisé un ensemble de corrélations, chacune constituée de deux motifs. Lorsqu'un des deux motifs était présent dans un stimulus reçu par le neurone, l'autre motif constituant la corrélation pouvait être également présent dans le stimulus avec une certaine probabilité que nous appelons probabilité de cooccurence. Avec une probabilité de cooccurence de 100%, il a retrouvé la propriété de discrimination d'une corrélation de la règle BCM. Cependant, le neurone tend rapidement à ne discriminer que la présence d'un des deux motifs à mesure que la probabilité de cooccurence décroît, de telle sorte qu'avec une probabilité de cooccurence de 80% environ sur cet exemple, le neurone n'est alors jamais capable de discriminer la corrélation (voir [Girod, 2010] pour plus de détails).

Adaptabilité à l'environnement

Les seuls points stables de la règle BCM sont ceux pour lesquels le neurone discrimine une corrélation. Ainsi, si un neurone développe une sélectivité à une corrélation et que cette dernière disparaît, le seuil LTP/LTD baissera car le neurone ne sera plus jamais activé. Cette baisse du seuil flottant relance alors



(a) neurone avec règle BCM (b) neurone à prototype

FIGURE 5.9 – Profil de réponse d'un neurone selon le type de codage utilisé : le résultat de l'apprentissage de la règle BCM (a) ou un codage à prototype (b). Le flux d'entrée reçu par le neurone est représenté sur la figure 5.8 (se reporter au texte pour plus de détails). La valeur représentée en (x, y) sur chaque figure correspond à la réponse du neurone lorsque ce dernier reçoit un stimulus contenant le premier motif à l'emplacement x et le second motif à l'emplacement y. (a) La règle BCM fait émerger une discrimination à une corrélation présente dans le flux d'entrée, sur cet exemple la corrélation discriminée correspond à la présence du second motif à l'emplacement y_0. Le neurone répond alors fortement si le stimulus contient cette corrélation, peu importe la localisation du premier motif. Nous pouvons observer que le neurone répond également, mais avec une réponse plus faible, à la présence du premier motif localisé en y_0. Cette réponse est due à la dépendance linéaire des vecteurs d'entrées empêchant l'émergence d'une unique discrimination. Un stimulus contenant le premier motif en y_0 est ainsi considéré comme contenant le second motif bruité en y_0. (b) À titre de comparaison, un neurone à prototype ne répondrait qu'à la présence des deux motifs à un emplacement précis.

la compétition temporelle entre les stimuli ce qui entraîne l'apparition d'une autre discrimination par le neurone (voir figure 5.10). Outre la propriété d'émergence d'une sélectivité par un apprentissage continu, la règle BCM permet également une adaptabilité à un environnement changeant et offre ainsi une solution intéressante au dilemme stabilité/plasticité.

5.2.3 Intégration de la règle BCM ...

... dans notre modèle SOMMA

La règle de plasticité synaptique BCM est intéressante vis-à-vis de notre problématique pour plusieurs raisons.
Premièrement, cette règle d'apprentissage est continue et non supervisée ce qui respecte le paradigme souhaité pour notre modèle afin de lui apporter des propriétés de robustesse.
Deuxièmement, elle offre une propriété de plasticité à un environnement changeant. Ainsi, en cas de modification de l'environnement, la règle BCM est capable de s'adapter de manière autonome.
Troisièmement, la règle BCM permet l'émergence d'un codage tabulaire. Contrairement aux neurones à prototypes, ce codage tabulaire repose sur la détection d'une corrélation (voir section 4.1.4), ce qui est une des propriétés attendues pour nos cartes modales.

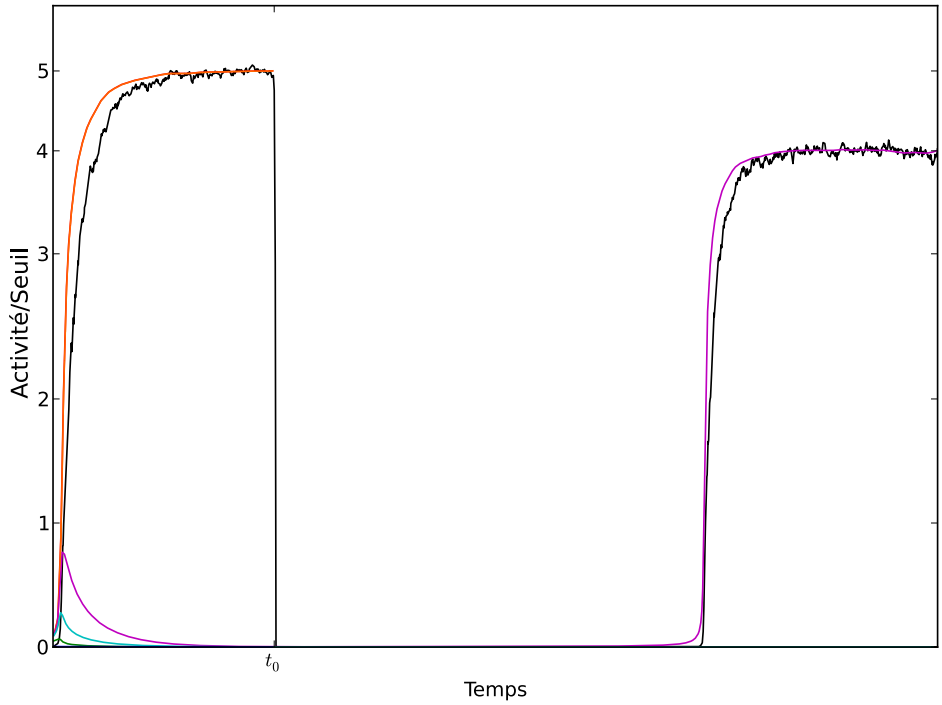


FIGURE 5.10 – Dynamique de la règle BCM face à un flux d'entrée changeant. Le flux d'entrée initial est constitué de cinq stimuli équiprobables. Les courbes colorées représentent les réponses du neurone à chacun des stimuli et la courbe noire représente l'évolution du seuil θ au cours du temps. On constate que le neurone développe une sélectivité à l'un des stimuli. Au temps t_1 on supprime ce stimulus discriminé de l'environnement, le neurone ne reçoit alors plus que les quatre autres stimuli. Le neurone s'adapte à ce changement d'environnement par la baisse de son seuil flottant, résultant de l'absence d'activation du neurone, ce qui engendre une nouvelle compétition entre les stimuli. Le neurone développe alors une discrimination à un autre stimulus.

... en tant qu'étage de détection d'une carte auto-organisatrice

Pour rappel, nous souhaitons utiliser un mécanisme d'apprentissage autonome pour les poids afférents d'un étage de détection d'une carte auto-organisatrice. Pour cela, l'apprentissage doit faire émerger un codage tabulaire et ce codage doit pouvoir être influencé afin d'obtenir l'auto-organisation de la carte. Nous avons vu que la règle de plasticité BCM fournit, par un mécanisme d'apprentissage non supervisé, l'émergence d'un codage tabulaire. Pour obtenir l'influence de ce codage par l'activité de sélection, nous proposons l'utilisation d'un mécanisme de modulation de la règle BCM qui est décrit dans la section 5.3.

Par ailleurs, nous tenons à ajouter que les auteurs de la règle BCM, en poursuivant leur objectif initial de modélisation du cortex visuel, ont proposé une adaptation de leur règle permettant d'obtenir l'auto-organisation d'une carte de neurones (voir [Cooper, 2004]). Dans leur modèle, le calcul de l'activité neuronale $u(n,t)$ d'un neurone n au temps t se fait en deux temps. L'activité est calculée comme l'influence des neurones pré synaptiques puis elle est modulée par l'influence latérale des autres neurones de la carte résultant d'une connectivité en différence de gaussiennes, comme celle utilisée dans les champs neuronaux (voir le chapitre 4) :

$$u(n,t) = \mathbf{w(n,t)}.\mathbf{x(n,t)} + \sum_{n'} L_{n'}(n)u(n',t) \tag{5.6}$$

avec $w(n,t)$ le vecteur de poids afférent au neurone, $x(n,t)$ le stimulus reçu par le neurone. Ce stimulus est différent pour chaque neurone car, afin de respecter l'architecture du système visuel, chacun dispose

d'un champ récepteur topographique et ne reçoit donc qu'une partie du flux d'entrée. $L(n)_{n'}$ définit une connectivité en différence de gaussiennes en la distance entre les neurones n et n'. Les poids afférents du neurone et le seuil LTP/LTD sont modifiés comme dans la règle BCM (équations (5.3) et (5.5)) en utilisant l'activité neuronale calculée par l'équation (5.6). D'un point de vue dynamique, l'influence de cette connectivité latérale sur les activités neuronales amène les neurones voisins à s'exciter et ceux lointains à s'inhiber. Ainsi, deux neurones proches auront une activité proche pour un stimulus donné et tendront donc à faire émerger une discrimination proche, ce qui génère l'auto-organisation de la carte.

Girod a proposé une modification du modèle précédant permettant une intégration simultanée des influences afférente et latérale [Girod and Alexandre, 2008]. L'équation proposée s'inspire du calcul des champs neuronaux et est la suivante, en reprenant les notations précédentes :

$$\frac{du(n,t)}{dt} = -u(n,t) + f\left(\mathbf{w(n,t)}.\mathbf{x(n,t)} + \sum_{n'} L_{n'}(n)u(n',t)\right)$$

avec $L_{n,n'}$ une connectivité en différence de gaussiennes et f une fonction sigmoïde. Comme l'évolution de l'équation a une dynamique similaire à celle des champs neuronaux (voir le chapitre 4), le stimulus doit être présenté suffisamment longtemps pour que l'activité converge. Girod a retrouvé avec ce modèle certains des résultats obtenus par Bienenstock et collègues et en particulier l'auto-organisation dans la carte des discriminations qui émergent de la règle BCM. Bien que son modèle semble répondre à notre problématique, par l'auto-organisation de discriminations à une corrélation, avec un paradigme de calculs et d'apprentissages continus, son travail est resté inachevé. De plus, l'activité neuronale est bornée par l'utilisation d'une sigmoïde, nécessaire en pratique pour la convergence du champ d'activités. Or, nous avons vu que, après convergence de la règle BCM et dans le cas de stimuli linéairement indépendants, la réponse neuronale au stimulus discriminé était égale à l'inverse de la probabilité d'apparition de ce dernier dans le flux d'entrée. Par conséquent, l'activité à convergence n'est pas bornée *a priori*. Nos résultats préliminaires sur le modèle de Girod confirment la non stabilisation de la règle BCM avec une fuite des poids vers l'infini. L'utilisation du mécanisme de modulation dans notre modèle de carte auto-organisatrice permet de s'assurer de la convergence de la règle BCM en influant simplement sur la compétition (voir la section 5.3).

5.3 Modulation de l'activité dans la règle BCM

Nous avons vu dans la section précédente que la règle BCM permettait, par un apprentissage continu et non supervisé, l'émergence d'une discrimination à un stimulus, dans le cas d'entrées linéairement indépendantes éventuellement bruitées, ou à une corrélation dans le cas d'entrées plus complexes. Afin d'utiliser cette règle pour l'étage de détection d'une carte auto-organisatrice, l'activité de sélection doit pouvoir influer sur cette discrimination pour organiser les différentes discriminations au niveau de la carte.

Girod a étudié deux mécanismes permettant de biaiser la compétition temporelle entre les stimuli dans la règle BCM, afin que cette dernière tende à faire émerger une discrimination souhaitée. Ces deux mécanismes sont la modulation de l'apprentissage et la modulation de l'activité. La modulation de l'apprentissage, contrairement à la modulation de l'activité, modifie les points stables de la règle BCM, ce qui peut provoquer des instabilités (pour plus de détails le lecteur est invité à se référer à [Girod, 2010]). Par conséquent, dans cette section, nous nous intéressons à la modulation de l'activité neuronale.

5.3.1 Description

Afin de biaiser la discrimination émergeant de la règle BCM vers un stimulus choisi, Girod propose l'utilisation d'un terme de modulation qui a pour but d'augmenter l'activité neuronale lorsque le stimulus

reçu par le neurone est le stimulus souhaité. Les équations de la règle BCM deviennent :

$$\begin{aligned} u(t) &= M_\lambda(\sum_i w_i(t)x_i(t), m(t)) \\ \theta(t) &= \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}} dt' \\ \forall i,\ \frac{dw_i(t)}{dt} &= \eta x_i(t)\phi(u(t), \theta(t)) \end{aligned}$$

avec $u(t)$, $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_m(t))$ et $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_m(t))$ respectivement l'activité, les poids afférents et le vecteur d'activités pré synaptiques (ou stimulus) du neurone au temps t. ϕ est une fonction aux mêmes propriétés que pour la règle BCM (voir la section 5.2.1). $m(t)$ est une activité modulatrice et M est une fonction de modulation de l'activité qui peut être additive (équation 5.7) ou multiplicative (équation 5.8) :

$$M_\lambda(\sum_i w_i(t)x_i(t), m(t)) = \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t) \qquad \text{ou} \tag{5.7}$$

$$M_\lambda(\sum_i w_i(t)x_i(t), m(t)) = (1 + \lambda m(t))\sum_i w_i(t)x_i(t) \tag{5.8}$$

avec λ un paramètre permettant de régler la force de l'influence modulatrice.

Ainsi, si $m(t)$ est positif, le stimulus est dit modulé et l'activité neuronale est augmentée, ce qui favorise le stimulus courant dans la compétition temporelle entre les différents stimuli. Si le terme de modulation est nul alors l'activité neuronale reste inchangée. Inversement, si la modulation est négative, l'activité neuronale est atténuée ce qui défavorise le stimulus courant. Ces mécanismes de modulation permettent ainsi d'influencer le choix du stimulus discriminé sans modifier les équations de modification des poids et donc les propriétés de la règle BCM. Il est à noter que, afin de garantir la convergence de la règle BCM, le terme de modulation doit être constant à partir d'un temps t_0 pour chacun des stimuli, c'est-à-dire $\exists t_0, \forall i, \forall t \geq t_0,\ \mathbf{x(t)} = \mathbf{x^i} \Rightarrow m(t) = m^{\mathbf{x^i}}$ avec $m^{\mathbf{x^i}}$ une valeur réelle.

5.3.2 Propriétés

Modification des bassins d'attraction

La discrimination émergeant de la règle BCM résulte d'une compétition temporelle entre les stimuli, engendrée par le seuil flottant LTP/LTD, telle que le stimulus provoquant la plus forte réponse neuronale au moment de l'augmentation rapide du seuil tend à être discriminé (voir la section 5.2.2). Les mécanismes de modulation de l'activité neuronale permettent ainsi d'influencer cette discrimination émergente en augmentant ou en diminuant la réponse neuronale à certains stimuli. D'un point de vue mathématique, ces mécanismes de modulation reviennent à modifier les bassins d'attraction des points stables et en particulier à augmenter la taille du bassin amenant à la discrimination d'un stimulus modulé.

Afin de visualiser le comportement des différents mécanismes de modulation, nous avons considéré un exemple simple dans lequel un neurone reçoit deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$ et équiprobables.

Nous avons représenté sur la figure 5.11 la modification moyenne des réponses neuronales (non modulées) en utilisant la règle BCM avec modulation additive du stimulus $\mathbf{x^1}$ (voir la section 5.2.2 pour le calcul de cette modification). Nous pouvons observer que certaines initialisations des poids afférents amenant à la discrimination du second stimulus avec la règle BCM se retrouvent, par la modulation additive du premier stimulus, dans le bassin d'attraction de la discrimination de ce dernier. Ainsi, la modulation du stimulus $\mathbf{x^1}$ influe sur les bassins d'attractions mais ne garantie pas la convergence vers le stimulus modulé puisque les deux bassins d'attractions existent toujours.

Nous avons représenté sur la figure 5.12 la modification moyenne des réponses neuronales (non modulée) en utilisant la règle BCM avec modulation multiplicative du stimulus $\mathbf{x^1}$. Ce mécanisme de modulation ne donne pas les mêmes effets suivant la valeur des activités initiales du neurone. Plus la réponse neuronale non modulée au premier stimulus est grande, plus l'effet multiplicatif de la modulation se fera ressentir

dans la compétition. Cependant, si la réponse neuronale au premier stimulus est négative, la modulation a l'effet inverse de celui souhaité, car la modulation réduit alors la valeur de la réponse neuronale.

Force de la modulation

Le paramètre λ de la fonction de modulation (équations 5.7 et 5.8) permet de régler la force de l'influence modulatrice sur l'activité neuronale. Plaçons nous dans le cas du mécanisme de modulation additive ou de la modulation multiplicative avec une réponse neuronale positive au stimulus modulé. Plus la valeur du paramètre est forte, plus l'augmentation de l'activité est importante et plus la probabilité pour que la réponse neuronale à ce stimulus soit la plus forte est grande, ce qui aura pour conséquence l'émergence d'une sélectivité au stimulus modulé (voir le chapitre 9 de [Girod, 2010] pour une étude quantitative). Le paramètre λ doit être choisi le plus grand possible afin d'augmenter les chances d'efficacité du mécanisme de modulation, c'est-à-dire la discrimination d'un stimulus modulé.

Cependant, dans le cas de la modulation additive, une borne supérieure s'applique au paramètre λ. En effet, une fois que la règle BCM a convergé sur la discrimination de $\mathbf{x^i}$ et le cas de stimuli linéairement indépendants, la réponse neuronale à $\mathbf{x^i}$ vaut $u^{\mathbf{x^i}}(t) = \mathbf{w(t)}.\mathbf{x^i} + \lambda m(t) = \frac{1}{p_i}$ avec p_i la probabilité d'apparition de $\mathbf{x^i}$ dans le flux d'entrée (voir la section 5.2.2). Afin que cette discrimination ait un sens, c'est-à-dire que le neurone discrimine le stimulus même en l'absence de modulation, $\mathbf{w(t)}.\mathbf{x^i}$ doit être positif. Cette inégalité revient à avoir $\lambda m(t) < \frac{1}{p_i}$ et ce quel que soit le stimulus discriminé et donc la probabilité p_i et peu importe la modulation reçue. Dans le cas de la modulation additive, le paramètre λ doit donc respecter la contrainte suivante

$$\lambda < \frac{1}{p^+ m^+}$$

avec p^+ la probabilité maximale d'apparition d'un stimulus quelconque dans le flux d'entrée et m^+ la valeur maximale du signal de modulation reçu au cours du temps. Les valeurs p^+ et m^+ doivent correspondre à des valeurs fixes au moment de la convergence et non à des valeurs ponctuelles.

Fréquence de la modulation

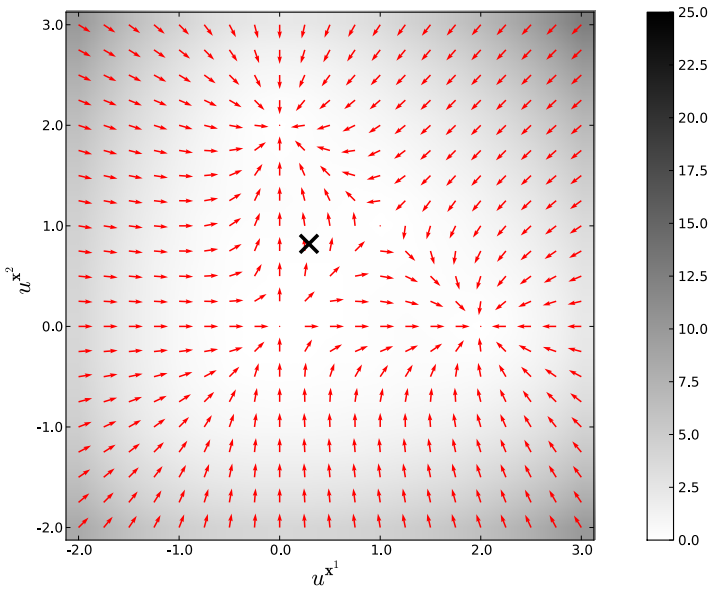
L'efficacité du mécanisme de modulation dépend également de la fréquence à laquelle un signal de modulation positif est reçu pour un stimulus donné. Si le signal est présent, l'activité neuronale sera plus forte ce qui conduira à une augmentation plus importante des poids synaptiques. Ainsi, plus le stimulus sera fréquemment modulé, plus les effets de cette modulation sur la réponse neuronale à ce stimulus se feront ressentir. Pour une étude quantitative détaillée, le lecteur est invité à se rapporter au chapitre 9 de [Girod, 2010].

5.3.3 Utilisation de la règle BCM modulée comme étage de sélection

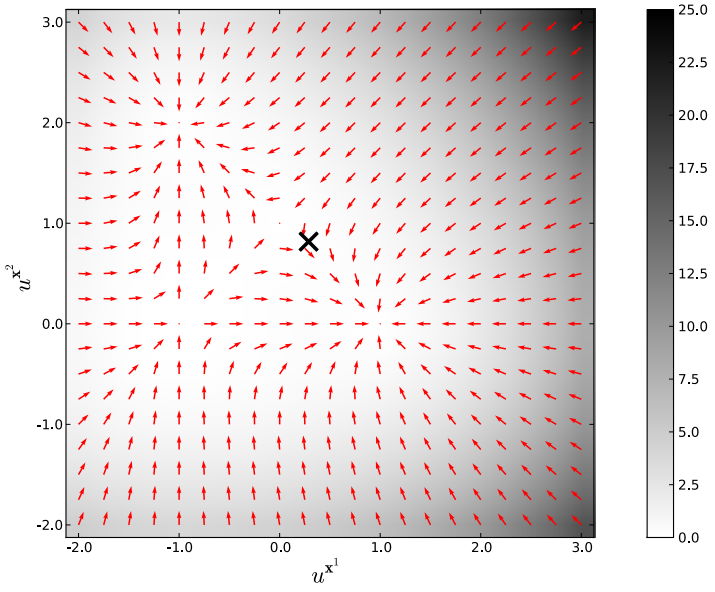
Nous souhaitons utiliser la règle de plasticité BCM avec modulation pour l' étage de détection d'une carte auto-organisatrice. Le signal modulateur de la règle BCM correspond alors à l'activité de l'étage de sélection. Dans ce cadre, la modulation de la règle BCM doit être la plus efficace possible peu importe l'activité initiale du neurone afin d'influer au mieux l'organisation des discriminations au niveau de la carte. En particulier, il est important que la modulation soit efficace quelle que soit la réponse neuronale à un stimulus. Pour cette raison, notre choix se porte sur le mécanisme de modulation additive.

Organisation des discriminations

Nous avons vu que, par un mécanisme d'extrapolation des discriminations, les cartes auto-organisatrices permettaient la représentation de stimuli inconnus, ce qui est une des propriétés attendues pour nos cartes modales. Dans le cas de l'utilisation d'un codage à prototypes pour l'étage de détection, cette extrapolation est rendue possible par le fait que si deux stimuli quelconques sont modulés, l'unité devient sensible à un stimulus situé entre les deux par rapport à la distance définie *a priori* entre les stimuli (voir le

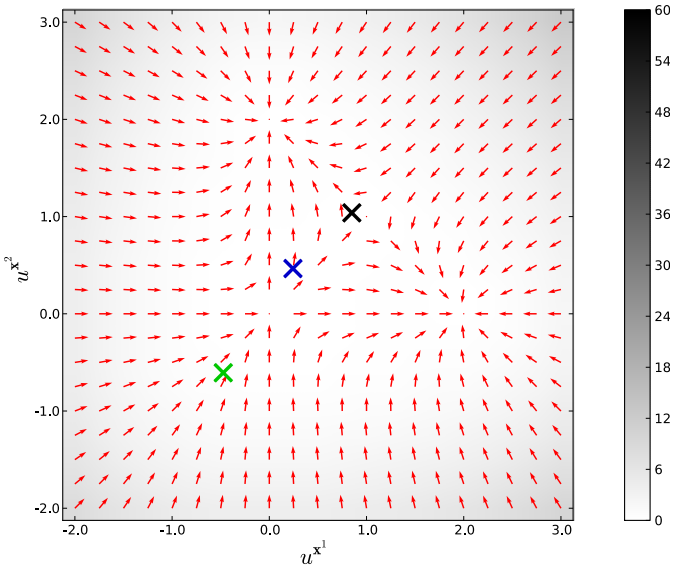


(a) sans modulation

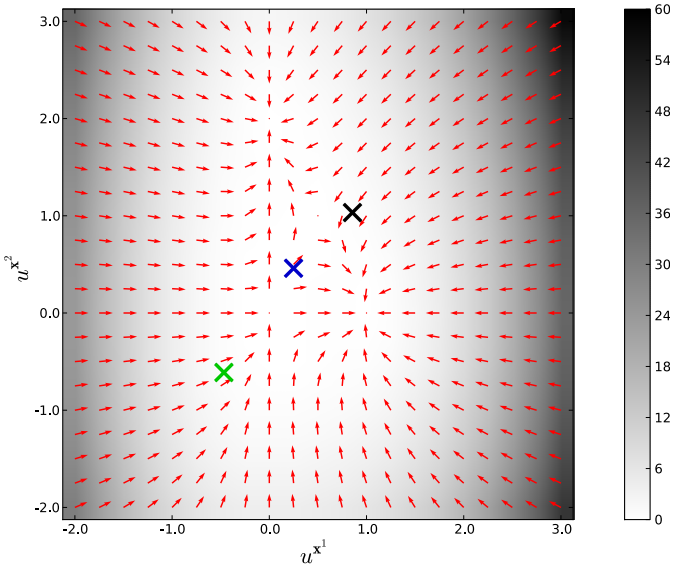


(b) modulation additive

FIGURE 5.11 – Représentation de la modification moyenne, résultant de la règle BCM, du vecteur des réponses d'un neurone à deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$ et équiprobables ($p_1 = p_2 = 0.5$), en fonction des réponses aux deux stimuli. La direction de la modification est représentée par les flèches et sa norme en niveau de gris (échelle à droite). En (a) sont représentés les bassins lorsqu'aucun stimulus n'est modulé et en (b) lorsque le stimulus $\mathbf{x^1}$ reçoit une modulation additive unitaire. Comme la modification des poids se calcule à partir de l'activité neuronale modulée, la modulation additive se traduit par une translation de la représentation le long de l'axe des abscisses de vecteur $(-1, 0)$ correspondant à l'opposé de la modulation. Ainsi, un neurone avec une certaine initialisation de ses poids afférents (croix noire sur le schéma) pourra changer de bassin d'attraction par l'influence de la modulation et tendre ainsi à discriminer le stimulus modulé.



(a) sans modulation



(b) modulation multiplicative

FIGURE 5.12 – Représentation de la modification moyenne, résultant de la règle BCM, du vecteur des réponses d'un neurone à deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$ et équiprobables ($p_1 = p_2 = 0.5$), en fonction des réponses aux deux stimuli. La représentation utilisée est la même que celle de la figure 5.11. En (a) sont représentés les bassins lorsqu'aucun stimulus n'est modulé et en (b) lorsque le stimulus $\mathbf{x^1}$ reçoit une modulation multiplicative de valeur 2. Comme la modification des poids se calcule avec l'activité neuronale modulée, la modulation multiplicative se traduit par une homothétie de la représentation le long de l'axe des abscisses par rapport à l'origine et de rapport 2 correspondant à la valeur de la modulation. Ainsi, avec la même initialisation des poids d'un neurone (croix noire sur le schéma), grâce à la modulation, le neurone tendra à discriminer le premier stimulus, qui est modulé. Cependant, de manière générale, la modulation multiplicative n'est que peu efficace si la réponse neuronale non modulée au premier stimulus est proche de 0 (croix bleue) voire a l'effet inverse si cette activité est négative (croix verte).

chapitre 4). La règle BCM ne peut disposer d'une telle caractéristique car elle n'utilise pas de distance explicite sur l'espace d'entrée. Elle présente cependant un comportement similaire dans certains cas.

Notons $E_c(s_1, s_2)$ l'ensemble des neurones présynaptiques ayant un fort niveau d'activité pour les stimuli s_1 et s_2. s_1 et s_2 sont dit proches si $E_c(s_1, s_2) \neq \varnothing$ et éloignés dans le cas contraire. Si l'ensemble des stimuli modulés reçus par un neurone sont éloignés deux à deux, la règle BCM fait apparaître une sélectivité à l'un des deux stimuli (voir la figure 5.13). Cependant, si deux stimuli modulés sont proches alors la règle BCM peut faire apparaître une sélectivité à n'importe quel stimulus qui est proche des deux stimuli modulés (voir la figure 5.14). Cela s'explique par le fait que la modulation d'un stimulus, tend à fournir une LTP, ce qui se traduit par l'augmentation des poids des connexions correspondant aux neurones pré synaptiques activés dans ce stimulus. En particulier, si deux stimuli proches s_1 et s_2 sont modulés, les poids des connexions correspondant aux neurones pré synaptiques appartenant à $E_c(s_1, s_2)$ sont susceptibles d'augmenter plus rapidement que les poids correspondant aux neurones pré synaptiques qui ne sont activés que dans l'un des deux stimuli. Cela a pour conséquence d'accroître la réponse du neurone à n'importe quel stimulus dont certains des neurones pré synaptiques activés appartiennent à $E_c(s_1, s_2)$, ce qui favorise ces stimuli dans la compétition temporelle engendrée par la règle BCM. Cette dernière peut donc faire émerger une discrimination à l'un de ces stimuli, stimulus qui est proche de s_1 et s_2 par définition.

Grâce à cette propriété d'extrapolation locale de la règle BCM modulée, la cohérence spatiale de l'activité de l'étage de sélection permet d'obtenir l'auto-organisation des discriminations émergeant de la règle BCM par une dynamique similaire à celle des cartes de Kohonen. De plus, comme la règle BCM ne peut extrapoler des discriminations qu'à des stimuli proches de ceux déjà discriminés, cela permet de s'affranchir du problème d'unités mortes présenté par les cartes de Kohonen (voir le chapitre 4). En effet, la règle BCM ne peut faire apparaître de discrimination à un stimulus inconnu qui activerait des neurones pré synaptiques qui ne sont activés par aucun autre stimulus. Ces propriétés sont illustrées plus en détail dans le chapitre 6.

Il est à noter que, en contrepartie, cette propriété d'extrapolation restreinte à des stimuli proches peut amener à certaines ruptures de continuités dans l'auto-organisation. En effet, de par la cohérence spatiale de l'activité de sélection, une unité a son étage de sélection activé en cas de réception d'un stimulus discriminé par ses unités voisines. Si ces dernières discriminent des stimuli lointains, alors l'unité développera une sélectivité à l'un de ces stimuli, créant une rupture dans l'auto-organisation (voir le chapitre 6 pour des exemples).

Couplage avec la CNFT

L'utilisation de la règle BCM modulée pour l'étage de détection permet de s'affranchir du problème des bulles fixes causé par l'utilisation des champs neuronaux comme étage de sélection. En effet, en cas de bulle fixe, pour les unités sous la bulle, le signal de modulation reçu par la règle BCM sera identique pour tous les stimuli. Cependant, la règle BCM, par ses propriétés, développera une discrimination, ce qui fournira une réponse nulle à certains stimuli. Grâce au terme de fuite de la CNFT, la bulle sera alors forcée de changer de localisation (voir chapitre 4).
De plus, la stabilisation d'une bulle d'activité dans l'étage de sélection prend un certain temps (voir chapitre 4) durant lequel le signal de modulation reçu par l'étage de détection pourra être erroné. La propriété de stabilité de la discrimination de la règle BCM permet de limiter la variabilité de la discrimination à ces erreurs.
Pour ces raisons, le choix de la règle BCM pour l'étage de détection d'une carte auto-organisatrice permet l'utilisation des champs neuronaux comme étage de sélection (voir chapitre 6 pour plus de détails).

5.4 Conclusion

La règle de plasticité synaptique BCM est une règle mésoscopique de type hebbienne fournissant un apprentissage continu et non supervisé. Dans le cas d'un flux d'entrée composé de stimuli linéairement indépendants, possiblement bruités, il a été mathématiquement démontré que les points stables de cette règle correspondent à la discrimination de l'un des stimuli. Cette discrimination émerge grâce au mé-

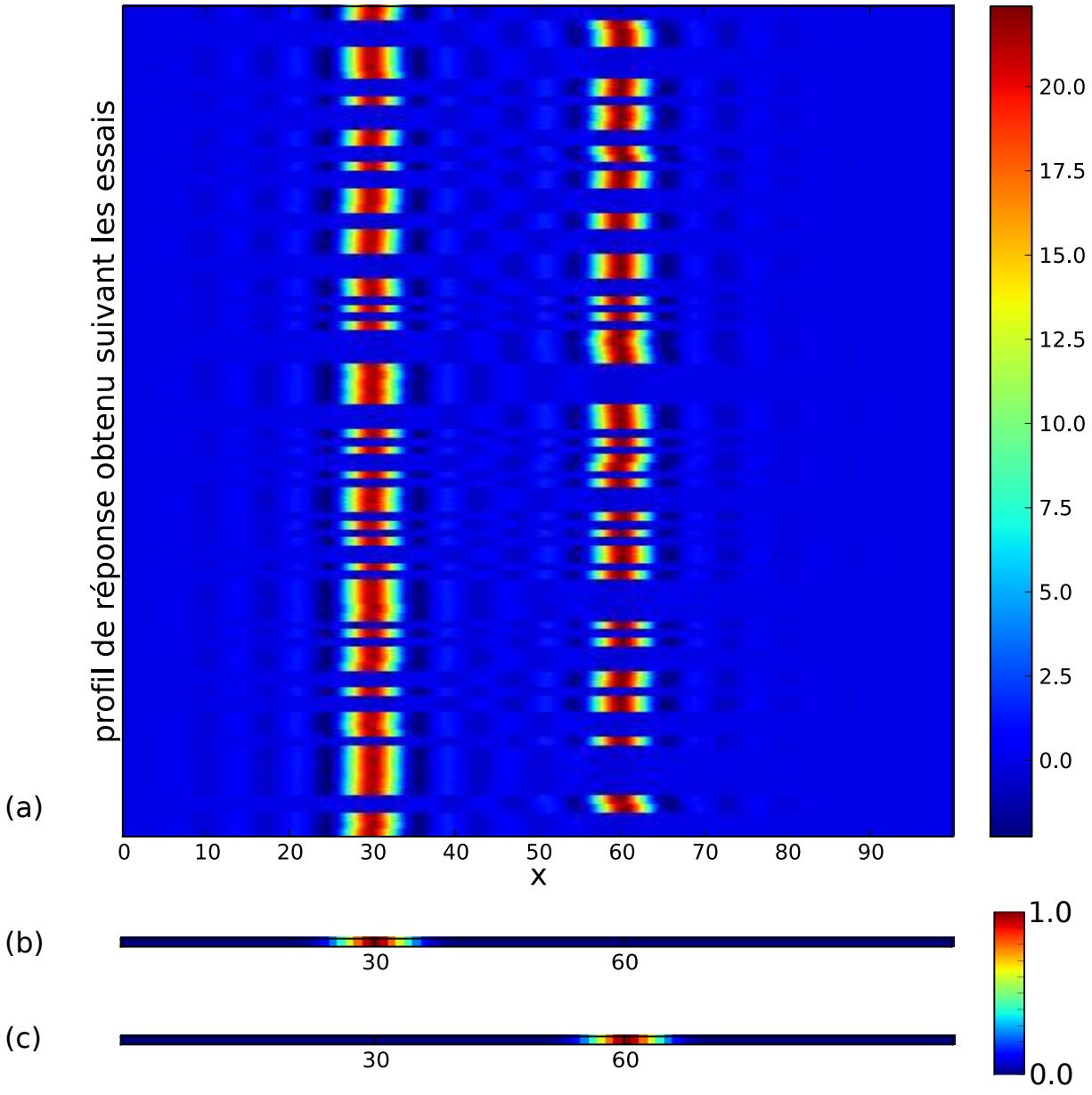


FIGURE 5.13 – Nous avons testé le comportement d'un neurone utilisant la règle BCM avec modulation additive et recevant en entrée des stimuli de taille 100 contenant chacun une gaussienne dont la localisation est choisie de manière aléatoire à une valeur discrète. Seuls les deux stimuli contenant une gaussienne localisée en 30 ou en 60, respectivement montrés en (b) et (c), sont modulés durant l'apprentissage. Ces deux stimuli sont éloignés car ils n'activent aucun neurone pré synaptique en commun. Nous avons représenté en (a) des exemples de profils de réponse de neurone, après apprentissage, en fonction de la localisation x de la gaussienne contenue dans le stimulus. Chaque ligne représente le profil obtenu lors de l'un de nos cent tests. Nous pouvons observer que sur chacun des cent essais, la règle BCM a discriminé l'un des deux stimuli modulés.

canisme de compétition temporelle entre les stimuli engendré par la variabilité du seuil LTP/LTD. En pratique, avec un flux d'entrée contenant un ensemble de stimuli non linéairement indépendants, la règle BCM fait émerger un codage tabulaire fondé sur la détection d'une corrélation. Avec ce codage, le neurone

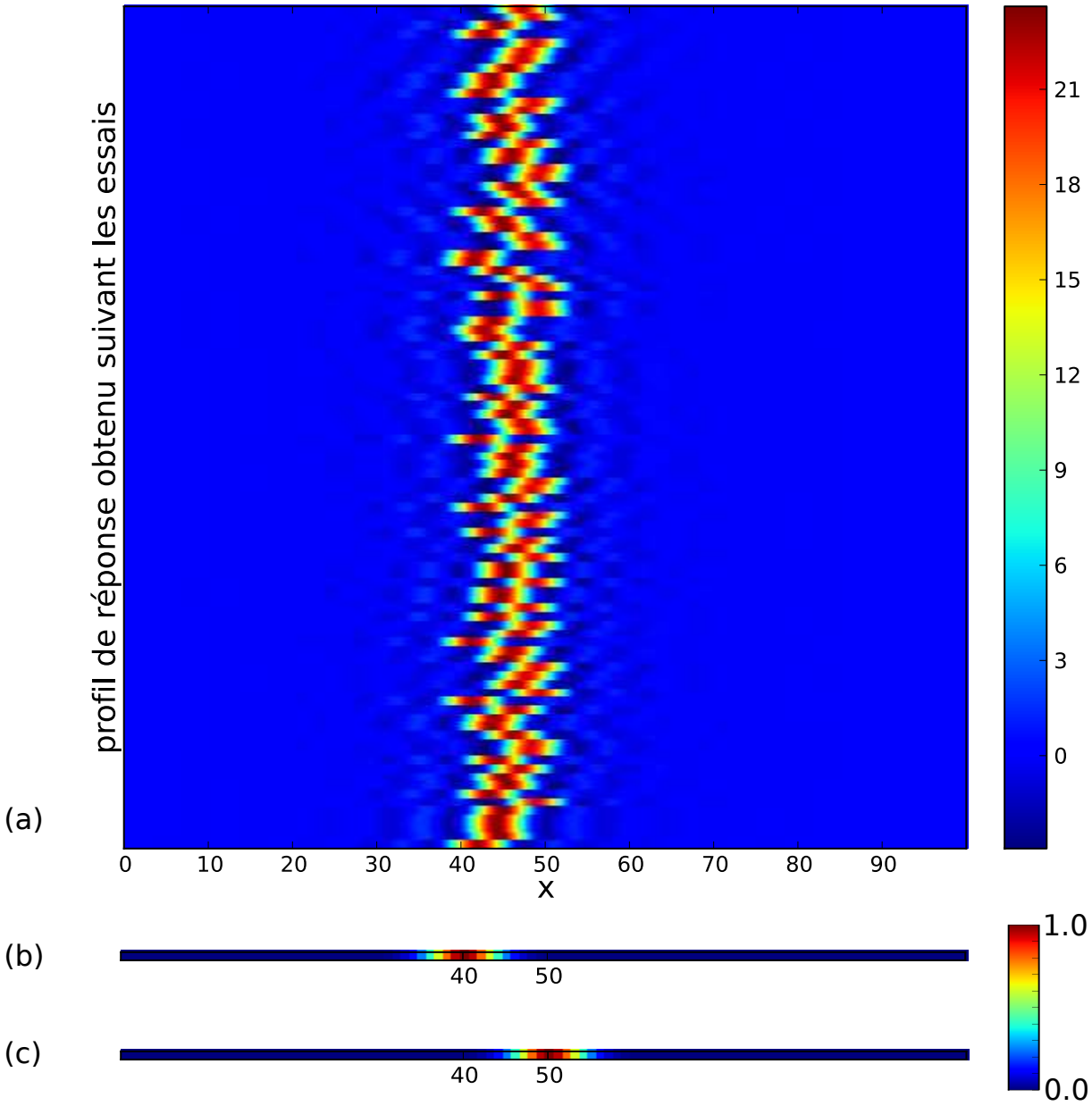


FIGURE 5.14 – Par rapport à la figure 5.13, le protocole est le même à ceci près que les deux seuls stimuli modulés sont ceux contenant une gaussienne localisée en 40 ou en 50, stimuli qui sont respectivement représentés en (b) et (c). Ces deux stimuli sont proches car certains neurones pré synaptiques sont activés dans les deux stimuli. En (a) sont représentés des exemples de profil de réponse du neurone, après apprentissage, en fonction de la localisation x de la gaussienne contenue dans le stimulus. Chacun ligne représente le profil obtenu lors de l'un de nos cent tests. Dans ce cas, la règle BCM peut devenir sélective à n'importe quel stimulus proche des deux stimuli modulés c'est-à-dire, ici, un stimulus qui contient une gaussienne localisée entre 40 et 50.

répond fortement si le stimulus courant contient la corrélation discriminée et plus faiblement si il contient une corrélation proche de celle discriminée.

L'utilisation de la règle BCM pour l'étage de détection d'une carte auto-organisatrice nécessite de pouvoir influencer l'émergence des discriminations afin de les organiser au niveau de la carte. Cette

possibilité est fournie par la modulation additive de l'activité par un signal correspondant à l'activité de l'étage de sélection. La modification de la réponse neuronale à un stimulus permet de biaiser la compétition temporelle entre les stimuli afin de favoriser l'émergence d'une sélectivité à un stimulus modulé. Ce mécanisme de modulation permet également une extrapolation de la discrimination à des stimuli proches de ceux modulés. Ainsi, la cohérence spatiale de la bulle d'activité de l'étage de sélection peut être propagée à l'organisation des discriminations émergeant de la règle BCM. L'utilisation de la règle BCM pour l'étage de détection apporte une solution technique à la problématique de l'utilisation d'un étage de sélection utilisant le paradigme de la CNFT. Ce couplage est rendu possible, d'une part, car le mécanisme de modulation de la règle BCM ne dirige pas l'apprentissage mais ne fait que l'influencer. Ainsi, même en cas de bulle fixe, la règle BCM développe une sélectivité à un stimulus, ce qui amènera la bulle à changer de localisation. D'autre part, ce couplage est également facilité par la stabilité de la discrimination de la règle BCM qui est alors moins sensible à l'incohérence du signal de modulation pendant la stabilisation de l'activité de la CNFT.

La règle BCM fournit un traitement actif de l'information qui est intéressant vis-à-vis de notre problématique.

Premièrement, contrairement aux neurones à prototypes, le codage tabulaire émerge de l'apprentissage de la règle BCM et ne nécessite donc pas l'utilisation d'une distance *a priori* entre les stimuli.

Deuxièmement, ce codage tabulaire porte sur une corrélation présente dans le flux d'entrée, ce qui est la seule propriété attendue pour les cartes modales de notre modèle SOMMA non offerte par le paradigme des cartes auto-organisatrices. Le neurone répond ainsi de manière identique si la corrélation discriminée se trouve dans le stimulus, quel que soit le contexte dans lequel elle est présente, c'est-à-dire les autres valeurs du stimulus ne correspondant pas à cette corrélation.

Troisièmement, deux vecteurs d'entrées pré synaptiques colinéaires peuvent être interprétés comme deux stimuli identiques dont l'intensité est différente. Comme l'activité neuronale est calculée comme la somme pondérée des activités pré synaptiques, la règle BCM permet non seulement de discriminer la présence d'une corrélation mais également de transmettre l'intensité de cette corrélation.

Quatrièmement, la règle BCM s'adapte à des changements environnementaux. En effet, si la corrélation discriminée disparaît de l'environnement, le neurone développe alors une nouvelle discrimination car il s'agit des seuls points stables de la règle BCM. La règle BCM offre ainsi un compromis intéressant dans le dilemme plasticité/stabilité.

Dans le prochain chapitre, nous décrivons notre modèle de carte modale du modèle SOMMA qui utilise ce couplage BCM/CNFT permettant l'apprentissage et la généralisation des corrélations présentent dans le flux d'entrée. Nous présentons également plusieurs exemples d'utilisations qui illustrent les différentes propriétés évoquées dans ce chapitre et dans le chapitre 4.

Chapitre 6

Le modèle SOMMA dans un cadre monomodal

Nous nous intéressons dans ce chapitre à l'étude d'une carte modale du modèle SOMMA (voir le chapitre 3) utilisée de manière isolée, ce qui signifie sans l'étage cortical qui sert à la mise en relation multimodale. Cette étude restreinte d'une carte modale vise plusieurs buts.
Premièrement, elle permet de valider notre approche d'un apprentissage progressif et d'étudier sa dynamique avant d'envisager l'intégration des cartes modales au sein d'une architecture plus large, permettant le traitement multimodal de l'information. De plus, d'un point de vue pratique, le fonctionnement isolé de la carte modale permet de trouver un jeu de paramètres offrant les propriétés recherchées, ce qui facilitera son intégration dans un cadre multimodal. La possibilité de pouvoir paramétrer chaque carte de notre modèle indépendamment est intéressante pour leur utilisation pratique au sein d'un modèle complexe tel que le nôtre.
Deuxièmement, le traitement de l'information effectué par une carte modale isolée correspond, par rapport à SOMMA, au traitement d'un stimulus purement monomodal. La validation du fonctionnement d'une carte modale isolée permet ainsi de garantir le traitement de stimuli monomodaux par SOMMA. Cela nous apparaît important dans l'optique d'un agent autonome car certains événements de l'environnement peuvent n'être captés que par une modalité.

Nous attendons qu'une carte modale isolée fournisse plusieurs propriétés (voir le chapitre 3 pour plus de détails).
Premièrement, elle doit permettre l'apprentissage des corrélations monomodales présentes dans le flux d'entrée.
Deuxièmement, elle doit fournir une représentation, appelée perception, du stimulus courant en utilisant les corrélations apprises.
Troisièmement, cette perception du stimulus courant doit être généralisable à des stimuli inconnus, ce qui signifie qu'elle doit être proche de celle fournie à des stimuli proches précédemment appris.
Quatrièmement, la représentation du stimulus courant doit être de plus faible dimension intrinsèque que celle du stimulus afin de limiter le problème de fléau de la dimensionnalité lors de la mise en relation multimodale.
Cinquièmement, l'ensemble de ces propriétés doit être obtenu grâce à un paradigme connexionniste avec un apprentissage continu et non supervisé afin de fournir une propriété de robustesse au modèle, à savoir son adaptabilité à un flux d'entrée changeant et sa tolérance aux pannes.

Afin d'obtenir les propriétés de généralisation et de réduction de dimensionnalité, nous avons choisi d'utiliser le paradigme des cartes auto-organisatrices (voir le chapitre 4) pour notre carte modale isolée. Situons l'architecture des cartes modales de notre modèle (voir figure 6.1) par rapport à ce paradigme. Dans notre modèle, les cartes modales sont constituées de colonnes corticales génériques qui correspondent aux unités des cartes auto-organisatrices. L'étage de détection des cartes auto-organisatrices s'appelle *étage sensoriel* dans notre modèle dans le sens où il fournit une représentation primaire du stimulus courant. L'étage de sélection, quant à lui, correspond à l'*étage perceptif* car il fournit une représentation du sti-

mulus courant.
Afin d'obtenir une perception généralisable, nous proposons l'utilisation du paradigme des champs neuronaux continus pour l'étage perceptif. Ce paradigme permet l'émergence d'une bulle d'activité offrant un codage spatial continu qui, couplé à l'organisation spatiale des sélectivités de l'étage sensoriel, fournit un mécanisme de généralisation de la perception aux stimuli inconnus (voir le chapitre 4 pour plus de détails).
Pour l'obtention de l'apprentissage des corrélations présentes dans le flux monomodal d'entrée, nous avons choisi la règle d'apprentissage BCM pour l'étage sensoriel. D'une part, elle permet un apprentissage autonome d'un codage tabulaire à une corrélation du flux d'entrée sans nécessiter l'hypothèse de l'existence d'une distance connue pour l'environnement. D'autre part, ce codage est plastique vis-à-vis d'une modification de l'environnement. Par ailleurs, les propriétés de la règle BCM facilitent son couplage avec le paradigme de la CNFT (voir le chapitre 5 pour plus de détails).

Dans une première section, nous détaillons notre modèle de carte modale isolée (voir l'annexe A pour des détails sur l'implémentation logicielle). Bien que l'architecture des cartes modales ait été conçue dans le but d'une mise en relation multimodale, ce modèle est fonctionnel pour le traitement d'un flux monomodal. Il est, à ce titre, l'un des rares modèles de cartes auto-organisatrices qui permet l'apprentissage et la généralisation des informations contenues dans son flux d'entrée, en respectant un paradigme de calculs et d'apprentissages locaux, distribués, décentralisés et non supervisés. Dans une seconde section, nous illustrons le fonctionnement et les propriétés de notre modèle de carte modale avec des environnements monomodaux variés.

6.1 Modèle

Dans notre modèle SOMMA, une carte modale est constituée d'un ensemble de colonnes corticales génériques organisées suivant une grille bidimensionnelle. Dans ce chapitre, comme nous nous intéressons à une carte modale isolée, chaque colonne se compose uniquement d'un étage sensoriel et d'un étage perceptif, l'étage cortical servant à la mise en relation multimodale n'étant pas considéré (voir figure 6.1). L'activité sensorielle (respectivement perceptive) au temps t de la colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne de la carte modale m est notée $u^s(c^m_{i,j}, t)$ (respectivement $u^p(c^m_{i,j}, t)$). Le vecteur de poids des connexions montantes (ou poids montants) de cette colonne au temps t est noté $\mathbf{w}^{FF}(\mathbf{c^m_{i,j}}, \mathbf{t})$. L'activité sensorielle des colonnes ainsi que la modification de leurs poids montants sont calculés en utilisant la règle BCM décrite dans le chapitre 5. L'étage perceptif de chaque colonne est relié aux étages perceptifs de toutes les autres colonnes de la carte par des connexions de poids latéraux fixes définissant, pour la colonne $c^m_{i,j}$, une matrice de connectivité notée $\mathbf{w}^L(\mathbf{c^m_{i,j}})$. L'activité perceptive de chaque colonne évolue suivant le paradigme de la CNFT présenté dans le chapitre 6 et prend comme terme afférent l'activité sensorielle.

Nous décrivons dans cette section les étages sensoriels et perceptifs par rapport à trois points.
Premièrement, nous précisons leurs rôles et leurs propriétés vis-à-vis de la carte modale qui ont été décrits dans le chapitre 3.
Deuxièmement, nous introduisons les équations utilisées pour faire évoluer leurs activités et les poids de leurs connexions le cas échéant. En effet, l'utilisation pratique de la règle BCM et du paradigme de la CNFT au sein d'un modèle informatique nécessite l'adaptation des équations et leur paramétrisation.
Troisièmement, nous nous efforçons de décrire, autant que possible, les moyens pratiques pour le réglage de ces paramètres, afin d'obtenir le comportement émergeant voulu.

6.1.1 Étage sensoriel

Rôle et propriétés

L'ensemble des activités sensorielles de la carte a pour but de représenter les informations contenues dans le stimulus courant du flux montant de manière distribuée. Nous utilisons pour cela un codage tabulaire, ce qui signifie que l'activité sensorielle de chaque colonne est d'autant plus forte que l'information contenue dans le stimulus courant est similaire à une information dite discriminée. Combiné à l'auto-

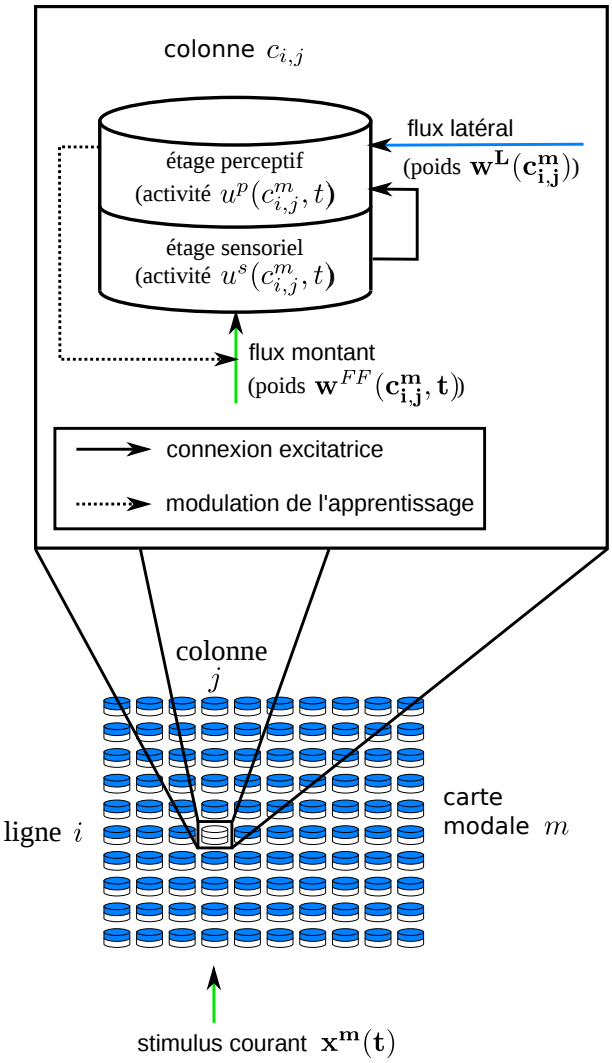


FIGURE 6.1 – Utilisée de manière isolée, la carte modale est dépourvue d'étage cortical, étage qui sert à la mise en relation multimodale. Cette carte auto-organisatrice est constituée d'un ensemble de colonnes corticales organisées suivant une grille bidimensionnelle. Chaque colonne corticale reçoit un flux montant par des connexions reliées à son étage sensoriel. L'activité sensorielle est le terme afférent de l'étage perceptif. Ce dernier est également relié aux étages perceptifs de toutes les autres colonnes de la carte modale, définissant un flux latéral. L'activité perceptive est calculée suivant le paradigme de la CNFT. Cette activité module l'apprentissage des poids montants de la colonne, modifiés par la règle de plasticité synaptique BCM.

organisation de ces discriminations au niveau de la carte, ce codage fournit une activité spatialement cohérente à des stimuli inconnus (voir le chapitre 4).

Contrairement aux modèles de Ménard [Ménard and Frezza-Buet, 2005] et Alecu [Alecu et al., 2011], qui utilisent des neurones à prototypes, l'obtention du codage tabulaire des étages sensoriels est obtenu, dans notre modèle, grâce à la règle de plasticité synaptique BCM, qui permet l'apprentissage non supervisé et continu d'une discrimination à une corrélation présente dans le flux montant (voir le chapitre 5). L'utilisation de cette règle d'apprentissage offre de nombreux avantages théoriques et pratiques vis-à-vis de notre problématique.
Premièrement, la discrimination obtenue se fait par rapport à une corrélation présente dans le flux mon-

tant. Ceci permet le traitement multimodal de l'information dans SOMMA puisqu'il s'appuie sur la détection de corrélation multimodales, pour les raisons évoquées dans le chapitre 3, corrélations multimodales qui correspondent à un ensemble de corrélations monomodales (voir la partie III).
Deuxièmement, l'activité sensorielle d'une colonne dépend de la présence de la corrélation discriminée dans le stimulus courant. Ainsi, en cas d'absence de stimulation (stimulus nul), l'activité sensorielle de l'ensemble des colonnes de la carte est nulle, ce qui peut ne pas être le cas avec des neurones à prototypes. Au sein de chaque colonne, l'activité sensorielle excite l'étage perceptif (voir la section 6.1.2), l'activité perceptive dans la carte est par conséquent également nulle. Comme l'activité perceptive est utilisée pour la mise en relation multimodale (voir le chapitre 7), cette modalité n'entre pas en compte dans la perception multimodale, ce qui est cohérent avec l'absence de stimulation reçue dans cette modalité.
Troisièmement, le codage tabulaire est obtenu par une somme pondérée de l'activité entrante. Contrairement aux neurones à prototypes, il ne nécessite donc pas de faire l'hypothèse de l'existence et de la connaissance d'une distance définie entre les stimuli, hypothèse qui nous paraît difficilement vérifiable pour un flux de données quelconques.
Quatrièmement, la capacité de la règle BCM à faire émerger une discrimination de manière autonome offre une solution technique pour l'utilisation du paradigme de la CNFT pour l'étage perceptif (voir le chapitre 5).
Cinquièmement, la règle BCM est une règle d'apprentissage continu. Ainsi, en cas de modification du flux d'entrée, elle développe automatiquement une nouvelle discrimination si sa corrélation discriminée disparaît de l'environnement, offrant ainsi une adaptabilité du modèle aux environnements changeants.

Équations

Chaque colonne d'une carte modale reçoit un flux montant constitué d'une succession de stimuli correspondant chacun à un vecteur de taille fixe l contenant des réels. Ce flux montant peut, par exemple, correspondre aux données envoyées par un capteur robotique quelconque, comme une caméra. L'activité sensorielle d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m, notée $c^m_{i,j}$, au temps t, est calculée comme la somme pondérée du stimulus courant du flux montant :

$$u^s(c^m_{i,j},t) = \sum_{k=1}^{l} w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t)$$

avec $\mathbf{w}^{FF}(c^m_{i,j},t) = (w^{FF}_1(c^m_{i,j},t),...,w^{FF}_l(c^m_{i,j},t))$ le vecteur de poids des connexions montantes et $\mathbf{x^m(t)} = (x^m_1(t),...,x^m_l(t))$ le stimulus courant.

Le vecteur de poids $\mathbf{w}^{FF}$ évolue suivant la règle de plasticité synaptique BCM avec modulation additive (voir chapitre 5). Le mécanisme de modulation permet d'influencer la discrimination émergente afin d'obtenir une réponse sensorielle à des stimuli modulés. Dans notre cas, c'est l'activité perceptive qui joue ce rôle de signal modulateur. Ainsi, au niveau de la carte, la cohérence spatiale de l'activité perceptive est propagée à l'organisation des discriminations de l'étage sensoriel (voir les sections 5.3.3 et 6.1.2). Comme l'activité sensorielle sert de terme afférent au calcul de l'activité perceptive, sa modulation n'intervient que pour la modification des poids afférents, afin d'éviter une boucle auto-excitatrice. Les équations de la règle BCM, appliquées à notre cas, sont les suivantes pour une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m au temps t :

$$\begin{aligned}
u^{s+}(c^m_{i,j},t) &= u^s(c^m_{i,j},t) + \lambda u^p(c^m_{i,j},t) && \text{activité modulée}\\
\theta(c^m_{i,j},t) &= \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u^{s+}(c^m_{i,j},t')^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}}dt' && \text{seuil flottant LTP/LTD}\\
\forall k,\ \frac{dw^{FF}_k(c^m_{i,j},t)}{dt} &= \eta x^m_k(t)u^{s+}(c^m_{i,j},t)(u^{s+}(c^m_{i,j},t) - \theta(c^m_{i,j},t)) && \text{modification des poids}
\end{aligned}$$

avec λ la force de la modulation, τ l'horizon temporel du filtre exponentiel et η le taux d'apprentissage.

L'utilisation pratique de ces équations nécessite deux modifications.
Premièrement, le seuil LTP/LTD $\theta(c^m_{i,j},t)$ est calculé par un filtre exponentiel. Un tel calcul requiert

la conservation en mémoire de l'ensemble des activités passées, ce qui est impossible des points de vues informatique et biologique. Cependant, ce calcul peut s'exprimer sous la forme d'une équation différentielle se calculant de manière itérative, ce qui permet de ne pas avoir à garder l'historique des activités :

$$\frac{d\theta(c^m_{i,j},t)}{dt} = \frac{1}{\tau}(u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2 - \theta(c^m_{i,j},t))$$

Deuxièmement, afin de calculer les équations différentielles utilisées pour l'évolution des poids montants, nous utilisons la méthode d'Euler avec un pas de discrétisation du temps δt fixe. Cette méthode est généralement choisie pour la mise en pratique de la règle BCM et consiste à utiliser l'approximation suivante : $\frac{df(t)}{dt} = \frac{f(t+\delta t) - f(t)}{\delta t}$ pour une fonction f dérivable. Au final, pour l'étage sensoriel, les équations utilisées sont les suivantes :

$$\begin{array}{rcll}
u^s(c^m_{i,j},t) & = & \sum_{k=1}^{l} w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) & \text{activité} \\
u^{s+}(c^m_{i,j},t) & = & u^s(c^m_{i,j},t) + \lambda u^p(c^m_{i,j},t) & \text{activité modulée} \\
\theta(c^m_{i,j},t+\delta t) & = & \frac{1}{\tau}u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2 + (1-\frac{1}{\tau})\theta(c^m_{i,j},t) & \text{seuil flottant LTP/LTD} \\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j},t+\delta t) & = & w^{FF}_k(c^m_{i,j},t) + \eta x^m_k(t)u^{s+}(c^m_{i,j},t)(u^{s+}(c^m_{i,j},t) - \theta(c^m_{i,j},t)) & \text{modification des poids}
\end{array}$$

avec λ la force de la modulation, τ la fenêtre d'intégration temporelle du seuil flottant LTP/LTD et η le taux d'apprentissage des poids montants (qui inclut le δt). L'utilisation pratique de ces équations nécessite le réglage de ces différents paramètres. Afin que le modèle soit facilement utilisable, il nous parait important de détailler le rôle de chaque paramètre ainsi qu'un moyen théorique ou empirique de régler chacun d'eux, ce que nous décrivons dans la section suivante. Nous tenons à souligner ici que l'ensemble de ces paramètres est identique pour chacune des colonnes, ces dernières étant génériques.

Paramètres

Blais a étudié l'influence des paramètres η et τ de la règle BCM sur sa convergence dans le cas d'une entrée monodimensionnelle constante $\mathbf{x}(\mathbf{t}) = (d)$ pour toute valeur de t (voir [Blais et al., 1998]). Intuitivement, si la fenêtre d'intégration τ est trop grande par rapport au taux d'apprentissage η, la dynamique du seuil LTP/LTD sera trop lente par rapport à la modification du poids et ce dernier atteindra le point fixe avant le seuil et donc le dépassera. Une fois que la valeur du seuil aura dépassé celle de l'activité, les poids synaptiques décroîtront et atteindront à nouveau le point fixe avant le seuil, engendrant par là-même des oscillations. Partant de cette constatation, Blais a modélisé la variation des poids par un mécanisme oscillatoire et en a tiré les conclusions suivantes :

- si $\tau\eta d^2 \leq 3 - \sqrt{8} \approx 0.17$ alors le poids converge sans oscillations,
- si $\tau\eta d^2 \in]3-\sqrt{8}; 1]$ alors le poids converge en oscillations atténuées,
- si $\tau\eta d^2 > 1$ le poids ne se stabilise pas.

Ces trois comportements sont représentés figure 6.2. Cette caractérisation des dynamiques permet de faciliter le paramétrage de η connaissant τ dans le cas monodimensionnel mais donne également une bonne base de départ pour un environnement constitué de plusieurs stimuli. Dans ce dernier cas, il faut également tenir compte du fait que l'activité varie suivant les stimuli reçus, avec un écart grandissant. En effet, une fois la discrimination atteinte, l'activité sera nulle pour tous les stimuli et vaudra $\frac{1}{p}$ pour le stimulus discriminé, avec p la probabilité d'apparition de ce dernier dans le flux d'entrée, perçue par le filtre exponentiel utilisé pour le calcul du seuil (voir figure 5.5). Ces fortes disparités entre les réponses engendrent des fluctuations du seuil qui gênent la stabilisation du point fixe, ce qui impose donc un abaissement du taux d'apprentissage en comparaison de ceux trouvés par Blais dans le cas monodimensionnel.

Le calcul de l'activité perceptive utilise le paradigme de la CNFT (voir la section 6.1.2). Il en résulte que la stabilisation de la bulle d'activité émergente dans l'étage perceptif, par convergence de l'équation

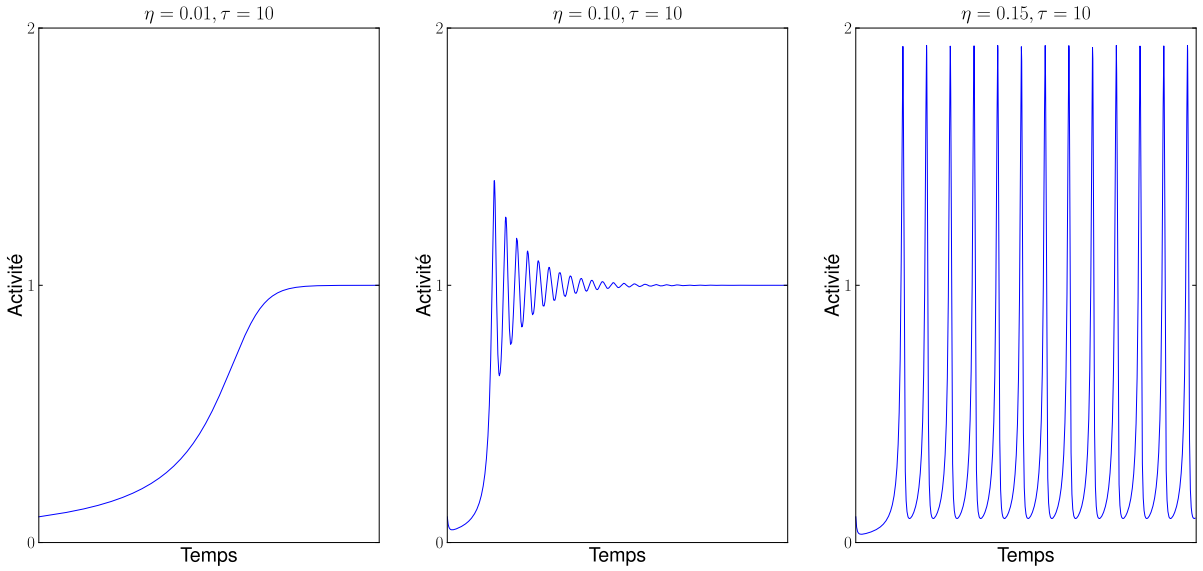


FIGURE 6.2 – La règle BCM est utilisée avec une entrée monodimensionnelle constante unitaire ce qui se traduit par $\mathbf{x}(\mathbf{t}) = (d) = (1)$. Suivant la valeur du terme $\tau\eta d^2$, la dynamique d'évolution de l'activité est différente. À gauche, $\tau\eta d^2 \leq 3 - \sqrt{8}$ ce qui garantit une convergence sans oscillations. Au milieu, $\tau\eta d^2 \in]3 - \sqrt{8}; 1]$ et la convergence est encore atteinte mais par oscillations atténuées. À droite, $\tau\eta d^2 > 1$ ce qui conduit à une non stabilisation de l'activité.

différentielle de la CNFT, nécessite la stabilité du terme afférent, et donc du stimulus courant du flux monomodal, pendant un certain temps. Cela doit être pris en compte dans le réglage de la règle BCM.

En pratique, nous cherchons à réduire au maximum les temps de simulations. Plus la fenêtre temporelle τ utilisée est grande, plus le taux d'apprentissage η doit être petit. τ doit donc être choisi le plus petit possible, tout en permettant une bonne évaluation de la distribution des stimuli dans le flux d'entrée, malgré la stabilité temporelle des stimuli, pour permettre le bon fonctionnement de la règle BCM. Une fois τ fixé, nous utilisons le taux d'apprentissage le plus grand possible compatible avec ce τ, dont une idée de la valeur maximale est donnée par l'étude de Blais. η doit également être choisi de manière à ce que la dynamique d'évolution de l'activité perceptive soit plus rapide que celle utilisée pour l'apprentissage des poids montants.

Par ailleurs, concernant le réglage du mécanisme de modulation de la règle BCM, plus la force de modulation λ est forte, plus la modulation est efficace et donc plus l'auto-organisation des discriminations est spatialement cohérente. Cependant, nous avons vu dans le chapitre 5 que pour assurer le fonctionnement du mécanisme de modulation, λ doit être inférieur à $\frac{1}{p^* M^*}$ avec p^* la probabilité maximale d'apparition d'une corrélation dans le flot montant et M^* la valeur maximale du terme de modulation, qui correspond ici à l'activité perceptive. Afin d'obtenir une auto-organisation sans trop de ruptures de continuité, λ doit être pris proche de cette borne. En pratique, l'activité perceptive est bornée (voir la section 6.1.2), ce qui fournit la valeur maximale M^*. Si l'on veut que le paramétrage soit valable pour n'importe quel type de flux d'entrée, on a $p^* = 1$. En pratique, si l'on dispose d'un *a priori* sur la distribution des corrélations dans l'espace d'entrée, on peut ajuster plus finement cette valeur afin d'augmenter la valeur de λ.

6.1.2 Étage perceptif

Rôle et propriétés

L'étage perceptif joue un double rôle dans le fonctionnement de la carte modale.
Premièrement, la fonction principale de l'activité perceptive est de représenter le stimulus courant par la détection d'une corrélation modale présente dans le stimulus (la prise en compte des informations pro-

venant des autres modalités est présentée dans les chapitres 7 et 9). D'une part, cette représentation du stimulus courant doit être de plus faible dimension intrinsèque que celle du stimulus, afin de faciliter la mise en relation multimodale. D'autre part, elle doit être généralisable, ce qui signifie que la représentation d'un stimulus inconnu doit être proche mais différente de celles correspondantes aux stimuli proches déjà appris.
Deuxièmement, l'activité perceptive doit être spatialement localisée. Ainsi, par modulation de l'apprentissage des poids montants, cette cohérence spatiale est rétropropagée à l'étage sensoriel afin d'obtenir l'auto-organisation des discriminations qui sont apparues. Pour que cette auto-organisation puisse avoir lieu, il faut que l'activité perceptive offre une boucle de rétroaction positive, c'est-à-dire que la perception apparaisse dans une zone où l'activité sensorielle est forte, ce qui correspond au fait que ces colonnes sont déjà sensibles au stimulus courant.

Dans SOMMA, nous avons choisi le paradigme des champs neuronaux et plus particulièrement de la CNFT (voir le chapitre 4) pour le calcul de l'activité perceptive car il fournit les propriétés attendues. Ce paradigme permet l'émergence d'une bulle d'activité stéréotypée, par un mécanisme compétitif de type *winner takes most* décentralisé et non supervisé. Cette bulle d'activité émerge à un endroit où l'activité afférente, dans notre cas l'activité sensorielle, est forte, ce qui correspond à la détection d'une corrélation présente dans le stimulus. De plus, cette bulle peut être localisée à n'importe quel emplacement continu dans la carte, ce qui permet la généralisation de la représentation. Par ailleurs, le stéréotypage de la bulle d'activité permet de fournir un filtrage du bruit de l'activité sensorielle.

Implémentation

L'utilisation de l'équation de la CNFT pour le calcul de l'activité perceptive nécessite un certain nombre d'adaptations.
Premièrement, ce paradigme est, comme son nom l'indique, défini sur un substrat cortical continu. Dans SOMMA, comme nous utilisons un substrat de calcul discret, nous ne calculons la valeur du champ qu'à des positions discrètes correspondant aux emplacements des différentes colonnes de la carte modale.
Deuxièmement, de la même manière que pour la règle BCM, nous avons choisi la méthode d'Euler avec un pas de discrétisation temporel δt fixe pour calculer l'évolution de l'équation différentielle de la CNFT. Cette méthode de discrétisation temporelle génère de plus grandes approximations de calcul que d'autres méthodes telles que celle de Runje Kunta, mais permet en contrepartie de limiter les temps de simulations nécessaires. Par ailleurs, nous fixons le potentiel de repos du champ à 0 afin d'obtenir une perception nulle en cas d'absence de stimulation. L'équation d'évolution de l'activité perceptive, au sein d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m au temps t, est ainsi la suivante :

$$u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) = u^p(c^m_{i,j}, t) + \delta t \left(\underbrace{-u^p(c^m_{i,j}, t)}_{\text{terme de fuite}} + \underbrace{f\left(\sum_{(i',j')\neq(i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^p(c^m_{i',j'}, t) \right)}_{\text{terme latéral}} + \underbrace{\alpha u^s(c^m_{i,j}, t)}_{\text{terme afférent}} \right)$$

avec $\mathbf{w^L(c^m_{i,j})}$ la matrice de poids des connexions latérales de la colonne $c^m_{i,j}$, c'est-à-dire que $w^L_{i',j'}(c^m_{i,j})$ correspond au poids de la connexion provenant de $c^m_{i',j'}$ et reçue par $c^m_{i,j}$. Ces poids sont fixes dans le temps et définissent un profil en différence de gaussiennes, à savoir $w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) = Ae^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{a^2}} - Be^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{b^2}}$, avec A, B, a et b des réels positifs tels que $A > B$ et $a < b$ et $d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})$ la distance entre les colonnes $c^m_{i,j}$ et $c^m_{i',j'}$. f est une fonction de gain et α permet de régler la force du terme afférent.

Nous souhaitons limiter la valeur maximale de l'activité perceptive pour plusieurs raisons. D'une part, nous avons vu que la valeur du terme de modulation, dans lequel intervient l'activité perceptive, devait être limitée (voir la section 6.1.1). D'autre part, d'un point de vue pratique, plus l'activité perceptive est élevée, plus le terme de fuite met du temps à faire disparaître la bulle d'activité qui a émergé, et donc plus le temps de simulation est important. Pour cela, nous ajoutons une fonction sigmoïde g qui s'applique sur l'ensemble de l'équation d'évolution de l'activité perceptive et centralise l'ensemble des mécanismes

de saturation d'activité qui auraient pu être ajouté aux différents étages. L'utilisation de cette fonction permet de fixer directement la valeur maximale de l'activité perceptive, dont nous avons besoin pour le paramétrage de la force du mécanisme de modulation de la règle BCM (voir la section 6.1.1). Une telle modification de l'équation de la CNFT modifie sa dynamique mais ne semble pas, en pratique, avoir d'incidence sur les propriétés émergentes qui ont été présentées dans le chapitre 4. De plus, une telle modification de l'équation a déjà été utilisée dans d'autres modèles numériques (voir par exemple [Fix, 2008, Ménard and Frezza-Buet, 2005]). Au final, la règle d'évolution d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m au temps t est la suivante :

$$u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) = g\left(u^p(c^m_{i,j},t) + \delta t\left(-u^p(c^m_{i,j},t) + f\left(\sum_{(i',j')\neq(i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j})u^p(c^m_{i',j'},t)\right) + \alpha u^s(c^m_{i,j},t)\right)\right)$$

Paramètres

Le paradigme de la CNFT décrit un système connexionniste dont les propriétés émergentes dépendent des poids latéraux. En conséquence, le comportement de la CNFT dépend des valeurs des quatre paramètres du profil des poids latéraux. Certaines méthodes de réglage des paramètres de la CNFT ont été proposées par Quinton et collègues [Quinton, 2010] et Alecu et collègues [Alecu and Frezza-Buet, 2009] et nous renvoyons le lecteur à ces articles pour le réglage pratique des paramètres. Ces outils utilisent des scénarii, qui correspondent à la définition d'une suite d'activités du champ souhaitées en fonction d'une suite d'activités afférentes, pour effectuer la recherche de paramètres en réduisant une fonction de coût définie par rapport à ces scénarii. En pratique ces scénarii doivent être choisis comme représentatifs du comportement souhaité qui a été décrit dans le chapitre 4.

Dans SOMMA, l'activité afférente du champ, à savoir l'activité sensorielle, a une dynamique facilitant le comportement souhaité du champ (voir la section 6.1.1). Même si une étude explicite n'a pas été menée, cela semble faciliter en pratique la recherche d'un jeu de paramètres offrant les propriétés attendues pour l'activité perceptive. Par ailleurs, l'activité du champ n'est, en pratique, calculée qu'aux emplacements discrets correspondant à la localisation des colonnes. Cette discrétisation spatiale engendre des erreurs de calculs qui peuvent impacter le comportement global du champ. Le choix des largeurs des parties excitatrices et inhibitrices des connexions latérales doit donc prendre en considération le nombre de colonnes constituant la carte.

6.2 Expérimentations

Une carte modale utilise des paradigmes dont les propriétés sont prouvées mathématiquement dans certains cas spécifiques. Néanmoins, une étude formelle de l'intégralité de son fonctionnement, qui plus est avec des entrées quelconques, est hors de portée. Par conséquent, nous avons décidé d'étudier de manière expérimentale le fonctionnement de notre modèle en essayant d'être le plus exhaustif possible. Nous nous attachons en particulier à illustrer les propriétés attendues pour une carte modale qui ont été détaillées au début de ce chapitre : l'apprentissage de corrélations, la représentation des stimuli, la généralisation de cette représentation, la réduction de dimensionnalité de cette représentation et la robustesse du système. Cependant, le temps a été un facteur limitant des expériences que nous avons pu effectuer malgré les optimisations apportées aux calculs de l'évolution du modèle (voir l'annexe A). En particulier, nous avons dû limiter la taille des entrées et des cartes utilisées.

Ces expérimentations ont aussi pour but de trouver un jeu de paramètres satisfaisant en vue de la mise en relation multimodale des cartes modales (voir chapitre 9) ou d'une utilisation du modèle par la communauté. Il est à noter que le jeu de paramètres utilisé est identique pour l'ensemble des expériences réalisées (paramètres fournis dans l'annexe B), ce qui illustre la capacité de notre modèle à traiter un flux d'entrée quelconque.

Nous décrivons, dans la première section, le protocole général ainsi que les entrées artificielles utilisées dans la presque totalité de nos expériences. Dans une deuxième section, nous détaillons la dynamique de notre modèle de carte modale face à ce type de flux d'entrée. Les autres sections sont dédiées à

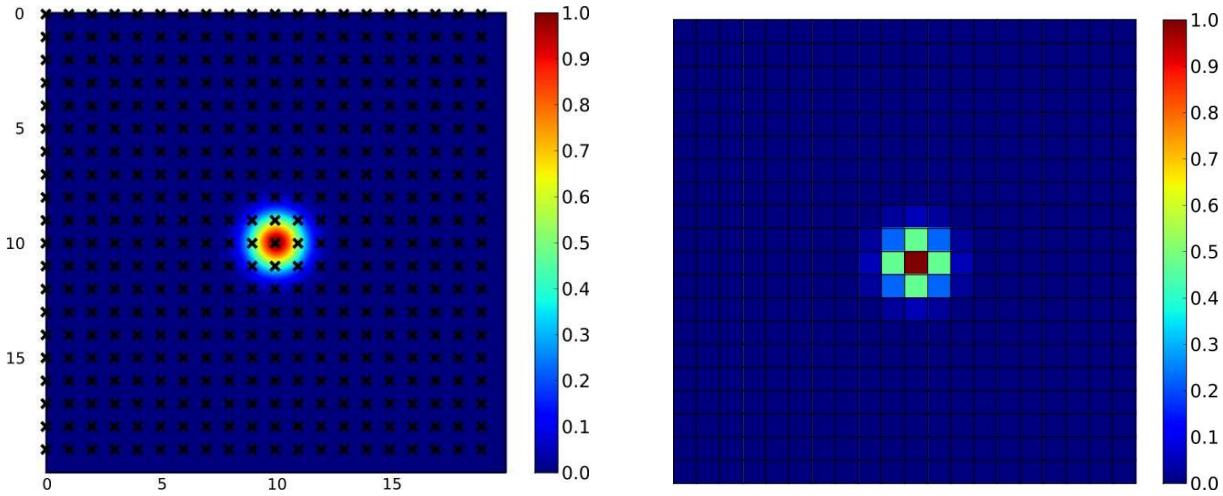
la présentation et à l'analyse des résultats obtenus lors de nos différentes expérimentations visant à illustrer l'ensemble des propriétés de notre modèle. Afin de tester la capacité de notre modèle à traiter des données réelles, nous avons également utilisé des données visuelles dans une de nos expériences, que nous présentons dans la dernière section.

6.2.1 Protocole

Flux d'entrée

Pour nos données artificielles, nous utilisons un environnement correspondant à un espace euclidien fini de dimension k défini comme $[0, n_1[\times[0, n_2[\times ... \times [0, n_k[$ avec n_1, ..., n_k des entiers strictement positifs. Un tel environnement sera appelé par la suite environnement $n_1 \times n_2 \times ... \times n_k$. Sans autre précision, cet environnement est torique en chacune des dimensions. En effet, comme la taille de l'environnement que nous pouvons utiliser est restreinte, afin de limiter les temps de simulation nécessaires, un environnement torique permet de s'affranchir des ruptures de continuité aux bords. Un état de l'environnement est obtenu par le placement d'un nombre fixé l d'éléments, choisis comme des gaussiennes d'amplitude et de variance données, dont les localisations suivent un ensemble de distributions de probabilités. Par défaut, ces distributions de probabilités sont définies de manière continue sur l'ensemble de l'environnement.

Les stimuli reçus par la carte modale correspondent à l'information fournie par un senseur, captant l'état courant de l'environnement. Dans notre protocole, notre senseur capte l'état de l'environnement à des coordonnées entières. Un stimulus est ainsi un vecteur de taille $\prod_{i=1}^{k} n_i$ (voir figure 6.3). Le flux d'entrée reçu par la carte correspond à une succession temporelle de ces stimuli, l'état de l'environnement étant modifié entre chacun d'eux. Nous avons vu dans le chapitre 4 que l'utilisation des champs neuronaux dans notre modèle nécessitait d'avoir un terme afférent stationnaire pendant un certain temps afin d'obtenir la stabilisation de l'activité dans le champ. Ainsi, un même stimulus est présenté pendant un temps fixe permettant non seulement la convergence de l'activité de l'étage perceptif mais rendant également ce délai de convergence négligeable par rapport à la stabilité de l'entrée. Cela permet à l'apprentissage de s'effectuer principalement à partir des activités stables du système.



(a) état courant de l'environnement (b) stimulus reçu par la carte

FIGURE 6.3 – (a) État courant d'un environnement 20×20 dans lequel se trouve une unique gaussienne d'amplitude et de variance fixées, ici centrée en $(10, 10)$. Les croix correspondent aux valeurs enregistrées par le capteur qui définissent le stimulus reçu par la carte (b). Ce stimulus est un vecteur de 400 valeurs et est représenté suivant la topologie bidimensionnelle de l'environnement. Du point de vue de la carte, ce stimulus est un vecteur provenant d'un espace d'entrée à 400 dimensions.

Les corrélations présentes dans le flux d'entrée ainsi construit correspondent à la présence d'une gaussienne à un emplacement précis dans l'environnement. Le choix de gaussiennes permet de fournir la continuité de l'espace des corrélations, hypothèse indispensable au fonctionnement du système (voir le chapitre 3). Ce type d'entrées peut, par exemple, correspondre à un spot lumineux projeté sur un support. Par ailleurs, comme l'emplacement d'une gaussienne dépend d'une distribution de probabilité définie par défaut de manière continue sur l'environnement, en pratique, une corrélation n'est que rarement présentée plusieurs fois à la carte.

La dimension apparente du flux d'entrée correspond à la taille des stimuli, à savoir $\prod_{i=1}^{k} n_i$. Dans le cas généralement utilisé où chaque gaussienne peut être placée en n'importe quel endroit de l'environnement et où le placement des l différentes gaussiennes est indépendant, la dimension intrinsèque du flux d'entrée vaut k^l.

Les flux d'entrées utilisés sont ainsi déterminés par plusieurs paramètres :
- la taille de l'environnent utilisé, défini par les valeurs n_1 à n_k,
- le nombre de gaussiennes présentes dans l'environnement
- et les distributions de probabilités utilisées pour le placement de ces gaussiennes dans l'environnement.

Par la variation de l'ensemble de ces paramètres, nous obtenons différents types de flux d'entrée permettant d'illustrer les propriétés de notre modèle.

Carte modale

L'utilisation pratique de notre modèle de carte modale nécessite d'une part la définition de sa taille ainsi que le réglage de l'ensemble des paramètres des étages sensoriels et perceptifs, qui sont identiques pour chaque colonne. Les moyens pratiques de paramétrisation de notre modèle ont été abordés dans la section 6.1 (voir l'annexe B pour les valeurs utilisées dans nos expériences). D'autre part, elle nécessite l'initialisation de l'état de la carte, ce qui se résume aux choix des valeurs des poids montants pour chaque colonne. Pour nos expériences, les poids montants sont initialisés de manière aléatoire uniforme dans l'intervalle $[0, w]$, avec w réel strictement positif, afin de générer une activité positive aléatoire à l'ensemble des stimuli.

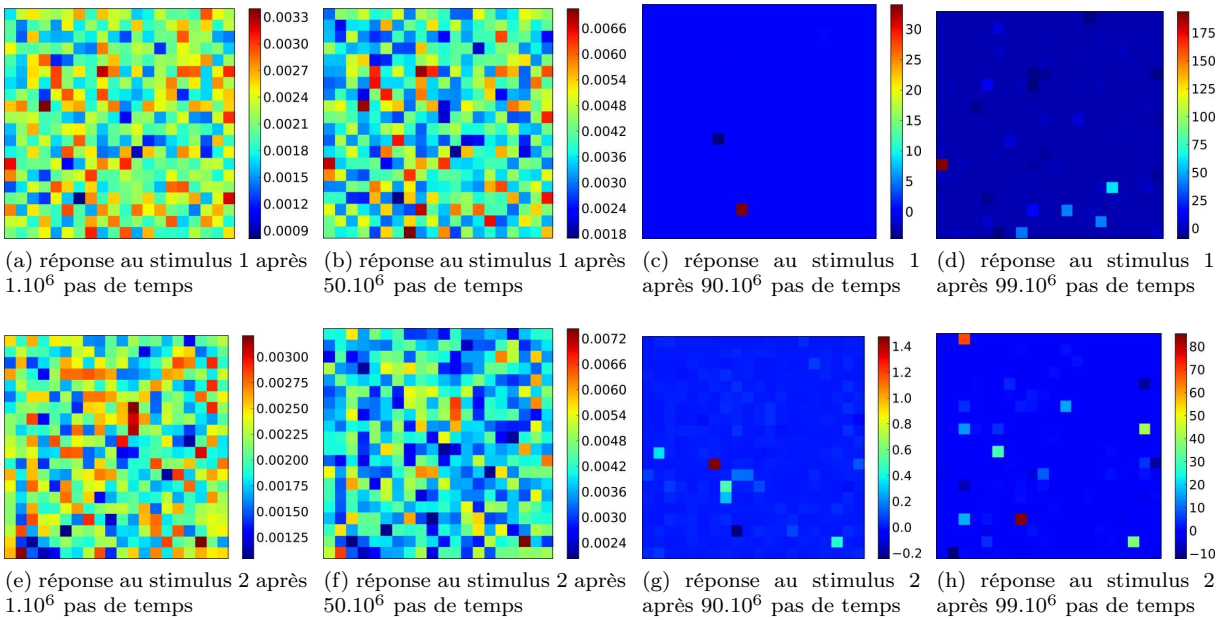
6.2.2 Dynamique de l'auto-organisation

Nous avons vu dans le chapitre 5 que les points stables de la règle BCM correspondent à la discrimination d'une corrélation présente dans le flux d'entrée. Cette discrimination dépend des probabilités d'apparition de chaque corrélation dans le flux d'entrée mais également des poids initiaux qui sont, en pratique, tirés aléatoirement pour chaque colonne. Ainsi, même si toutes les colonnes d'une carte modale reçoivent le même flux d'entrée, chacune développe sa propre discrimination à une corrélation présente dans ce flux d'entrée. L'émergence d'une sélectivité dans une colonne provoque un accroissement de la différence de la réponse sensorielle aux différents stimuli. Il en résulte, après un certain temps, une activité sensorielle qui est significativement différente d'un stimulus à l'autre au niveau de la carte (voir figure 6.4). Une telle différence d'activité suivant les stimuli permet le déplacement de la bulle d'activité perceptive, lors de la réception d'un nouveau stimulus, malgré la propriété de robustesse aux distracteurs de la CNFT. Cela résout ainsi le problème de bulle fixe rencontré, au début de l'apprentissage, avec l'utilisation des neurones à prototypes pour l'étage de détection (voir le chapitre 4).

Afin d'illustrer la dynamique de l'auto-organisation, nous avons utilisé une carte 20×20 avec un environnement 20×20 contenant une unique gaussienne dont la localisation est choisie de manière aléatoire uniforme. En pratique, l'auto-organisation d'une carte modale se déroule en plusieurs phases (voir la figure 6.5).

Au début de l'apprentissage, comme nous venons de le voir, l'activité sensorielle est presque identique pour l'ensemble des stimuli et, par conséquent, la bulle d'activité qui émerge dans l'étage perceptif est fixe ($1^{\text{ère}}$ ligne sur la figure).

L'apprentissage d'une sélectivité a lieu de manière autonome dans toutes les colonnes mais se déroule plus rapidement sous la bulle ($2^{\text{ème}}$ ligne). En effet, la modulation augmente l'activité sensorielle et donc



(a) réponse au stimulus 1 après 1.10^6 pas de temps
(b) réponse au stimulus 1 après 50.10^6 pas de temps
(c) réponse au stimulus 1 après 90.10^6 pas de temps
(d) réponse au stimulus 1 après 99.10^6 pas de temps
(e) réponse au stimulus 2 après 1.10^6 pas de temps
(f) réponse au stimulus 2 après 50.10^6 pas de temps
(g) réponse au stimulus 2 après 90.10^6 pas de temps
(h) réponse au stimulus 2 après 99.10^6 pas de temps

FIGURE 6.4 – Évolution temporelle de la réponse sensorielle des colonnes d'une carte modale de taille 20×20 utilisée sans modulation perceptive, afin d'illustrer le comportement autonome de l'apprentissage sensoriel. Les quatre figures de chaque ligne représentent l'évolution temporelle des réponses sensorielles dans la carte à un stimulus donné. Au début de l'apprentissage, aucun codage tabulaire existe et la réponse sensorielle aux deux stimuli est sensiblement la même ((a) et (e)). Au fur et à mesure que l'apprentissage se déroule et que la discrimination émerge, des disparités de plus en plus fortes apparaissent entre les activités sensorielles dans chaque colonne de la carte. Il en résulte au niveau de la carte des profils d'activités significativement différents.

l'apprentissage des poids montants.
Une fois qu'une sélectivité a émergé sous la bulle, la réponse sensorielle aux corrélations non discriminées est plus faible sous la bulle qu'aux endroits où la discrimination n'est pas encore apparue dans la carte ($3^{\text{ème}}$ ligne). Cela entraîne le déplacement de la bulle d'activité vers la zone où l'activité sensorielle est la plus spatialement cohérente (voir le chapitre 4).
Par ailleurs, les corrélations proches de celles discriminées par les colonnes qui étaient sous la bulle initiale provoquent une réponse sensorielle proche. Il en résulte une boucle de rétroaction positive car l'activité perceptive émerge à un emplacement où les colonnes sont déjà sensibles à une corrélation présente dans le stimulus courant ($4^{\text{ème}}$ ligne).
Comme la règle BCM modulée présente une propriété d'extrapolation locale (voir le chapitre 5), la cohérence spatiale de l'activité perceptive va être rétropropagée à l'activité sensorielle amenant à ce que deux colonnes proches discriminent des corrélations proches. Ainsi, les discriminations des colonnes vont se propager de proche en proche aboutissant à l'auto-organisation de la carte ($5^{\text{ème}}$ ligne).

L'auto-organisation d'une carte modale se fait ainsi de manière progressive et est le résultat de l'interaction de deux dynamiques.
La première, dite dynamique montante, correspond à l'apprentissage autonome de sélectivités dans les étages sensoriels des différentes colonnes, qui permet l'émergence d'une activité sensorielle significativement différente d'un stimulus à l'autre.
La seconde est une dynamique latérale de propagation de l'auto-organisation des discriminations dans la carte, par l'influence modulatrice de l'activité perceptive.

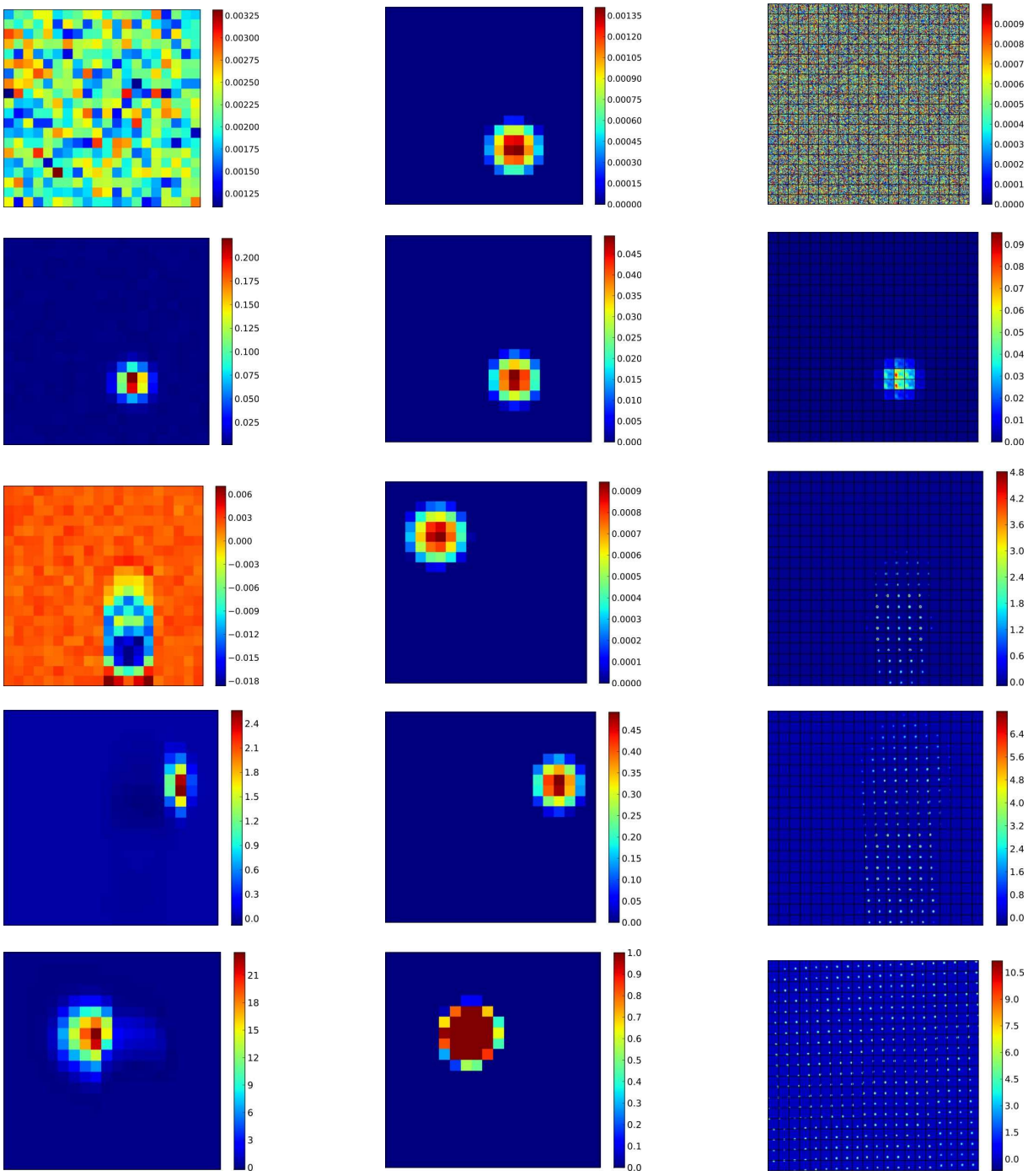


FIGURE 6.5 – Évolution d'une carte modale recevant des stimuli contenant une gaussienne localisée de manière aléatoire uniforme dans un environnement 20×20. La colonne de gauche (respectivement du milieu) représente un exemple de réponse sensorielle (respectivement perceptive) de la carte à un stimulus. La colonne de droite représente les poids montants, chaque carré correspondant aux poids d'une colonne. Les différentes lignes (de haut en bas) correspondent respectivement à l'état du système aux temps 1.10^7, 110.10^7, 125.10^7, 135.10^7 et 160.10^7. Pour plus de détails sur la dynamique, se reporter au texte.

6.2.3 Auto-organisation de corrélations

Environnement en forme de L

Nous avons testé le comportement de notre carte modale soumis à un environnement 20×20 dans lequel la distribution de probabilité de l'emplacement de la gaussienne n'est définie que sur une partie de l'environnement. La gaussienne est ici placée de manière uniforme dans un L, comme dans l'expérience que nous avons faite avec les cartes de Kohonen (voir la figure 4.5). Nous avons représenté sur la figure 6.6 l'auto-organisation obtenue avec une de nos cartes modales de taille 20×20. Même si l'auto-organisation présente quelques ruptures, comparativement à celle obtenue avec l'algorithme de Kohonen, nous pouvons surtout remarquer l'absence d'unités mortes. Chaque colonne de notre carte apprend à discriminer une corrélation présente dans l'environnement, même si elle n'a pas été explicitement reçue dans le flux d'entrée, grâce aux propriétés de la règle BCM (voir le chapitre 5).

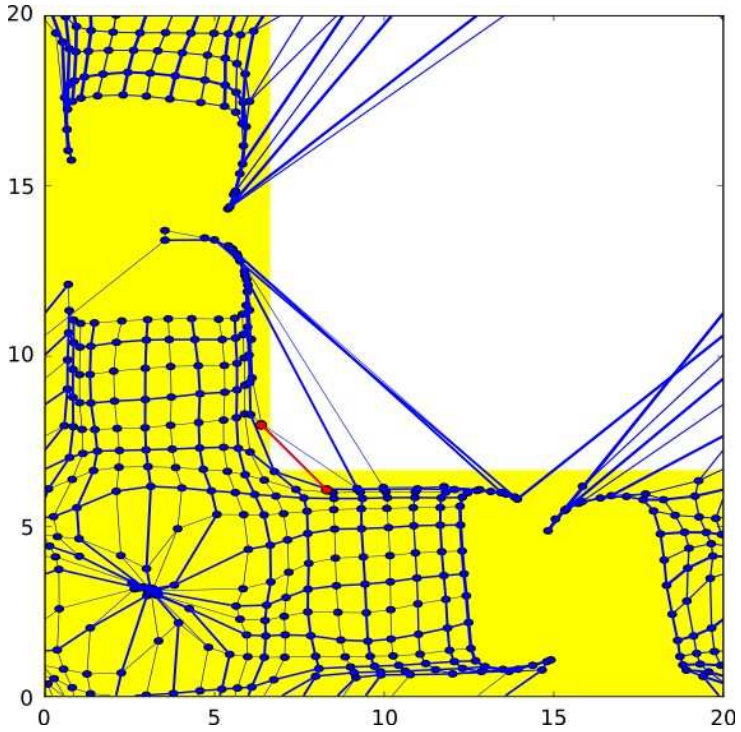
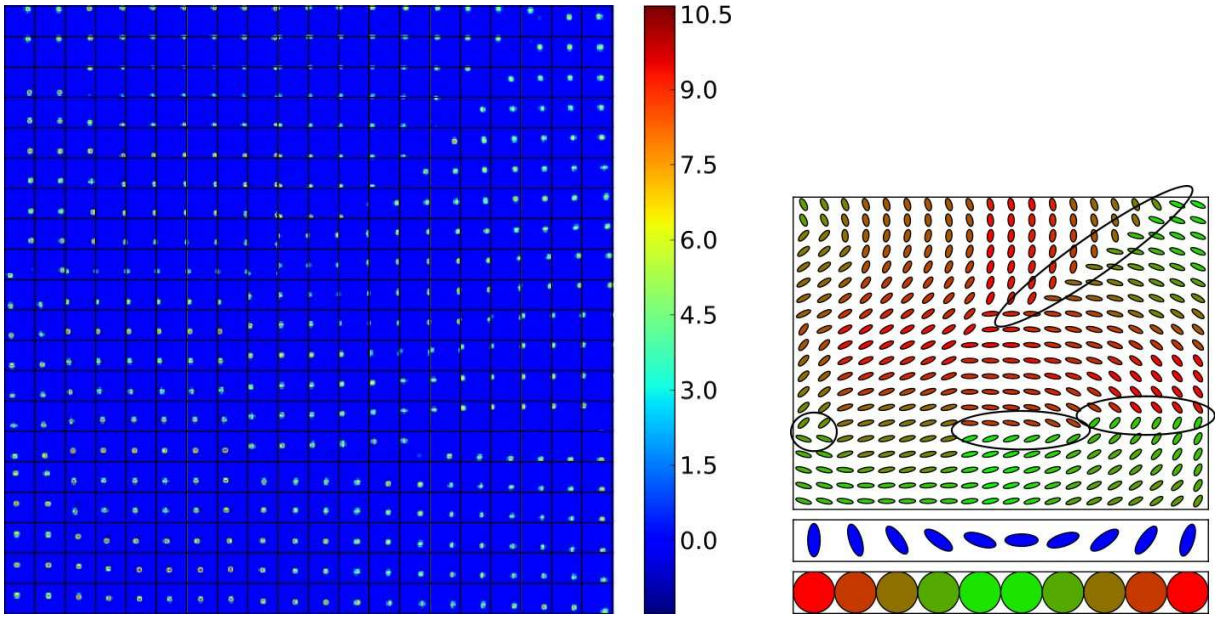


FIGURE 6.6 – Représentation de l'auto-organisation d'une carte modale 20×20 recevant en entrée des stimuli provenant d'un environnement 20×20 dans lequel une gaussienne est placée de manière uniforme dans le L marqué en jaune. Les ronds correspondent aux discriminations de chaque colonne et les traits correspondent aux relations de voisinage entre les colonnes au sein de la carte. L'auto-organisation obtenue ne contient pas d'unités mortes et présente certaines ruptures, par exemple pour les unités en rouge, voisines dans la carte mais dont les discriminations sont éloignées dans l'espace d'entrée.

Environnement avec plusieurs gaussiennes

Nous avons utilisé une carte modale 20×20 avec des stimuli provenant d'un environnement 20×20 contenant deux gaussiennes placées indépendamment dans l'environnement suivant deux distributions aléatoires uniformes. Comme la localisation d'une gaussienne dans l'environnement est indépendante de celle de l'autre gaussienne, les corrélations présentes dans le flux d'entrée correspondent à la présence d'une unique gaussienne à un emplacement précis. Après apprentissage, les colonnes de la carte modale discriminent bien une de ces corrélations grâce aux propriétés de la règle BCM (voir le chapitre 5). En effet, les poids montants de chaque colonne ne sont forts qu'à un unique emplacement (voir la figure 6.7), rendant

la colonne sensible à la localisation d'une gaussienne à un endroit précis, peu importe la localisation de la seconde. Pour rappel, ce comportement est différent de celui des cartes utilisant des neurones à prototypes qui seraient sensibles à un stimulus précis et non à la présence d'une corrélation (voir le chapitre 5 pour les avantages de cette représentation).



(a) valeur des poids montants (b) discriminations des étages sensoriels

FIGURE 6.7 – Étude du comportement d'une carte modale dans le cas de la présence de deux gaussiennes dans l'environnement, localisées de manière indépendante suivant des distributions aléatoires uniformes sur l'environnement. (a) Représentation des poids montants de chacune des colonnes après apprentissage, chaque carré représentant les poids montants d'une colonne. Nous observons que les poids obtenus sont similaires à ceux obtenus lors de la présentation d'une unique corrélation à la fois (figure 6.5), et correspondent bien à la discrimination d'une corrélation. (b) Afin de mieux visualiser l'organisation des discriminations des étages sensoriels, nous avons représenté ces discriminations sous forme de barres colorées. Pour chaque colonne, nous déterminons l'emplacement de la gaussienne à laquelle elle est le plus sensible, ce qui nous donne une position bidimensionnelle. La première valeur de cette position est représentée par l'angle de la barre (première échelle sous la représentation), la seconde par la couleur (seconde échelle sous la représentation). L'espace d'entrée étant torique, la représentation des deux axes l'est également. L'auto-organisation de la carte correspond ainsi visuellement à la continuité des angles et des couleurs. Nous pouvons observer certaines ruptures de continuités (entourées sur la figure) dans l'auto-organisation.

Nous pouvons remarquer que l'auto-organisation des corrélations obtenue semble présenter quelques discontinuités qui étaient absentes lors de la présentation d'une unique gaussienne (voir la figure 6.5). Cependant, le nombre de ces discontinuités reste limité malgré le bruit introduit par la présence de la seconde gaussienne.

Il est à noter que les stimuli ne peuvent être représentés que partiellement par notre carte. En effet, chaque colonne ne correspond à la présence que d'une corrélation et l'activité perceptive ne contient qu'une seule bulle d'activité. Cette limitation avait déjà été précisée dans le chapitre 3 et est discutée dans les perspectives (voir le chapitre 10).

6.2.4 Représentation de l'environnement

Distribution de probabilité non uniforme

Nous avons testé le comportement de notre carte modale avec un environnement dans lequel la localisation des corrélations ne suit pas une distribution uniforme. Pour cela, nous avons choisi un environnement 10×10 avec chaque stimulus contenant une unique corrélation dont la localisation suit la distribution de probabilité montrée sur la figure 6.8. Les résultats obtenus avec une carte 20×20 et des poids initiaux pris dans l'intervalle $[0, 0.001]$ sont présentés figure 6.9. Nous pouvons observer non seulement l'auto-organisation de la carte mais également que les discriminations sont réparties dans tout l'espace des corrélations, permettant une représentation de n'importe quel stimulus reçu.

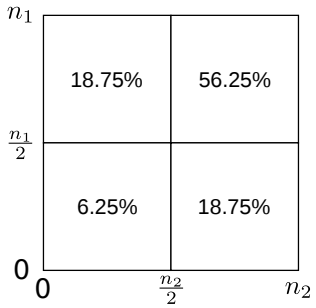
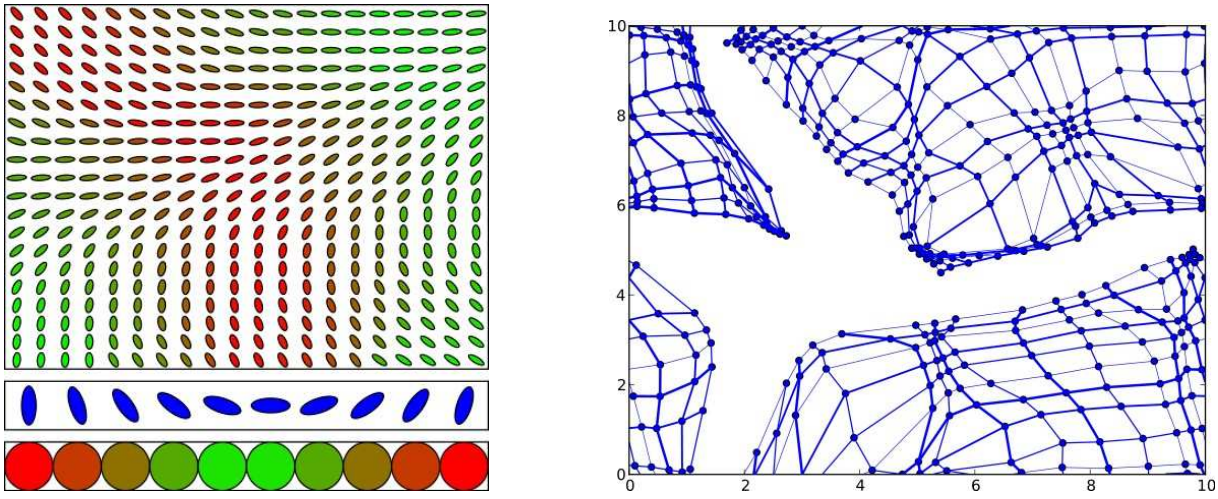


FIGURE 6.8 – Distribution de probabilité de la localisation des corrélations au sein de l'environnement $n_1 \times n_2$. L'espace est découpé en quatre zones, la probabilité d'appartenance d'une gaussienne à l'une de ces quatre zones est notée sur le schéma. La distribution de probabilité de la localisation d'une gaussienne au sein de chaque zone est uniforme.



(a) par rapport à la carte

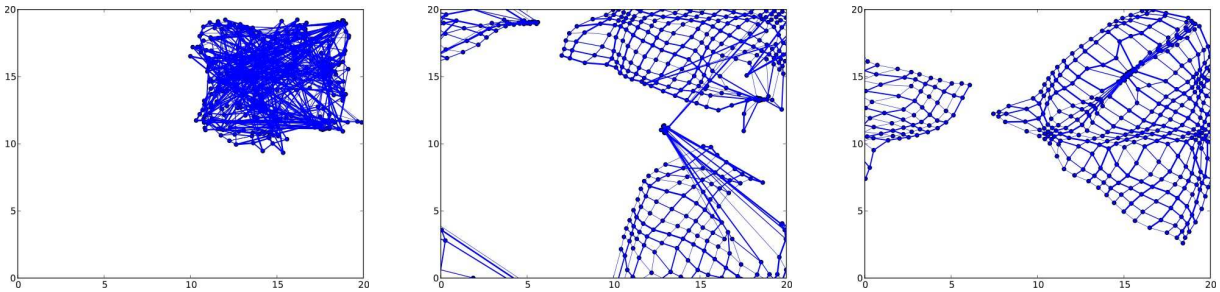
(b) par rapport à l'espace d'entrée

FIGURE 6.9 – Représentation des discriminations d'une carte 20×20 captant un environnement 10×10 dans lequel la localisation des gaussiennes suit une distribution de probabilité décrite sur la figure 6.8. À gauche, la discrimination de chaque colonne de la carte est représentée suivant le formalisme introduit dans la figure 6.7. À droite, nous avons représenté la localisation de la gaussienne discriminée de chaque colonne au sein de l'espace d'entrée par un point. Un trait entre deux points signifie que les deux colonnes sont voisines dans la carte.

Sur cet exemple, il semblerait que la répartition des discriminations des corrélations au sein de la carte

soit lissée par rapport à celle de l'environnement. Cela signifie que plus de 6.25% des colonnes de la carte sont sensibles aux gaussiennes présentes en bas à gauche de l'environnement et que, inversement, moins de 56.25% des colonnes discriminent des gaussiennes en haut à droite dans l'environnement. Il semblerait ainsi que notre modèle de carte ne réalise pas une quantification de la distribution des corrélations du flux d'entrée, comme le ferait une carte de Kohonen, mais tend plutôt à représenter de manière plus uniforme l'espace d'entrée.

Nous avons également testé notre carte modale 20×20 avec un environnement 20×20 dont la distribution de probabilité de localisation des gaussiennes est identique à celle utilisée pour l'environnement 10×10 décrite figure 6.8. Les poids montants initiaux ont été choisis de manière aléatoire uniforme dans $[0, w]$ avec w valant 0.1, 0.01 ou 0.001. Les différents résultats sont présentés sur la figure 6.10.



(a) $w = 0.1$ (b) $w = 0.01$ (c) $w = 0.001$

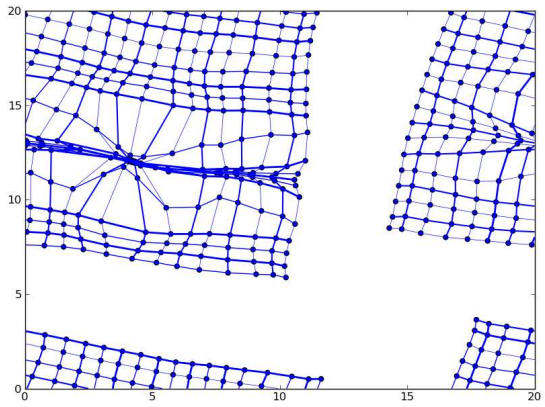
FIGURE 6.10 – Influence des poids montants initiaux sur les discriminations d'une carte 20×20 captant un environnement 20×20 dans lequel la localisation des gaussiennes suit la distribution de probabilité montrée figure 6.8. Les poids montants sont choisis initialement de manière aléatoire uniforme dans l'intervalle $[0, w]$.

La première constatation est que l'ensemble des corrélations n'est jamais entièrement représenté. En effet, comme la notion de proximité entre deux stimuli est définie pour la règle BCM par le fait que les stimuli ont des valeurs non nulles en commun (voir le chapitre 5), la distance maximale entre la discrimination de deux colonnes voisines est dépendante des stimuli. Il en résulte que la taille maximale de la portion de l'espace des corrélations, que peut représenter une carte modale de taille donnée, dépend des corrélations reçues. Or, comme les gaussiennes que nous avons utilisées sont identiques pour les environnements 10×10 et 20×20, la taille de la portion de l'espace des corrélations représentée par la carte est également identique dans les deux cas. La taille de la carte était suffisante dans le cas d'un environnement 10×10 mais pas dans le cas de l'environnement 20×20 dont la taille est trop grande par rapport à celle de la carte, qui ne peut donc pas le représenter entièrement.

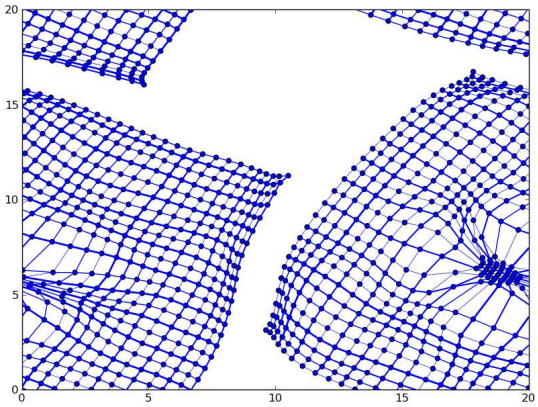
La seconde constatation porte sur l'importance des poids initiaux sur l'auto-organisation de la carte et, en particulier, sur la répartition des discriminations dans l'espace d'entrée. Une telle influence des poids initiaux sur l'auto-organisation obtenue n'est pas limitée à cet exemple précis. Une explication pourrait résider dans l'influence des poids initiaux sur l'interaction de la dynamique montante d'émergence de sélectivité et de la dynamique latérale de propagation de la continuité des discriminations (voir section 6.2.2). En effet, des poids initiaux forts ($w = 0.1$) favoriseraient la dynamique montante, puisque les discriminations apparaissent plus vite, au détriment de la dynamique latérale. Or, une colonne a plus de chances de devenir sélective de manière autonome à une corrélation plus souvent présente, ce qui correspond dans notre cas à une gaussienne située dans la zone $[10, 20[\times[10, 20[$. Ainsi, des poids initiaux trop forts ne laisseraient pas le temps à la dynamique latérale d'étaler les discriminations au sein de l'espace d'entrée. Cette explication reste à vérifier, en particulier parce que l'apparition des discriminations par la règle BCM dépend, entre autres, de la fenêtre temporelle utilisée pour le calcul du seuil flottant, fenêtre dont la largeur a due être réduite pour des raisons de temps de simulation.

Discrétisation de la carte

L'étage perceptif se fonde sur le paradigme des champs neuronaux qui est défini sur un substrat de calcul continu (voir le chapitre 4). Son utilisation pratique dans notre modèle nécessite sa discrétisation spatiale consistant à ne calculer la valeur du champ qu'aux emplacements des colonnes (voir la section 6.1.2). En définissant les connexions latérales de notre modèle proportionnelles à la taille de la carte, cela revient à définir un modèle de carte "continue", la discrétisation n'intervenant que pour le calcul pratique des activités. Nous avons ainsi défini deux cartes modales de tailles 20×20 et 30×30 que nous avons soumises à un flux d'entrée constitué de stimuli contenant une gaussienne localisée de manière aléatoire uniforme dans un environnement 20×20. Les auto-organisations obtenues sont présentées sur la figure 6.11.



(a) carte 20×20



(b) carte 30×30

FIGURE 6.11 – Auto-organisation de deux cartes modales recevant des stimuli provenant d'un environnement 20×20 contenant une unique gaussienne dont la localisation suit une distribution de probabilité uniforme. Ces deux cartes ont été obtenues à partir de deux discrétisations différentes d'un modèle de carte modale "continu".

Nous constatons que la taille de l'espace représenté par les deux cartes semble être similaire. Cependant, les discriminations de deux colonnes voisines dans la carte 30×30 sont plus proches que celles dans la carte 20×20. Ainsi, une discrétisation plus fine des calculs semble permettre d'obtenir une discrétisation plus fine de l'espace des corrélations.

6.2.5 Généralisation de la représentation

Une des propriétés essentielles que doit fournir notre modèle pour représenter des stimuli provenant d'un environnement continu, en ayant un substrat de calcul fini, est la généralisation de la représentation des corrélations apprises (voir le chapitre 3). Pour rappel, la généralisation se traduit, pour notre carte, par la capacité à fournir une représentation d'un stimulus, même inconnu, qui soit proche (par rapport à la topologie de la carte) mais différente des représentations des stimuli proches (par rapport à la topologie de l'espace d'entrée).

Pour illustrer cette propriété, nous avons utilisé notre modèle avec un environnement 20×20, chaque stimulus contenant une unique gaussienne placée de manière aléatoire uniforme à une localisation entière : $(0, 0)$, ..., $(0, 19)$, $(1, 0)$, ..., $(19, 19)$. La carte ne capte ainsi les corrélations présentes dans l'environnement que par un ensemble restreint de 400 stimuli différents. Nous avons représenté sur la figure 6.12 les réponses de la carte à des stimuli contenant des gaussiennes situées dans l'intervalle $[0, 1] \times [0, 1]$ avec un pas de discrétisation de 0.1. Nous pouvons constater la proximité des activités perceptives aux différentes corrélations alors qu'elles n'ont jamais été vues auparavant, ce qui montre la capacité de généralisation de notre modèle.

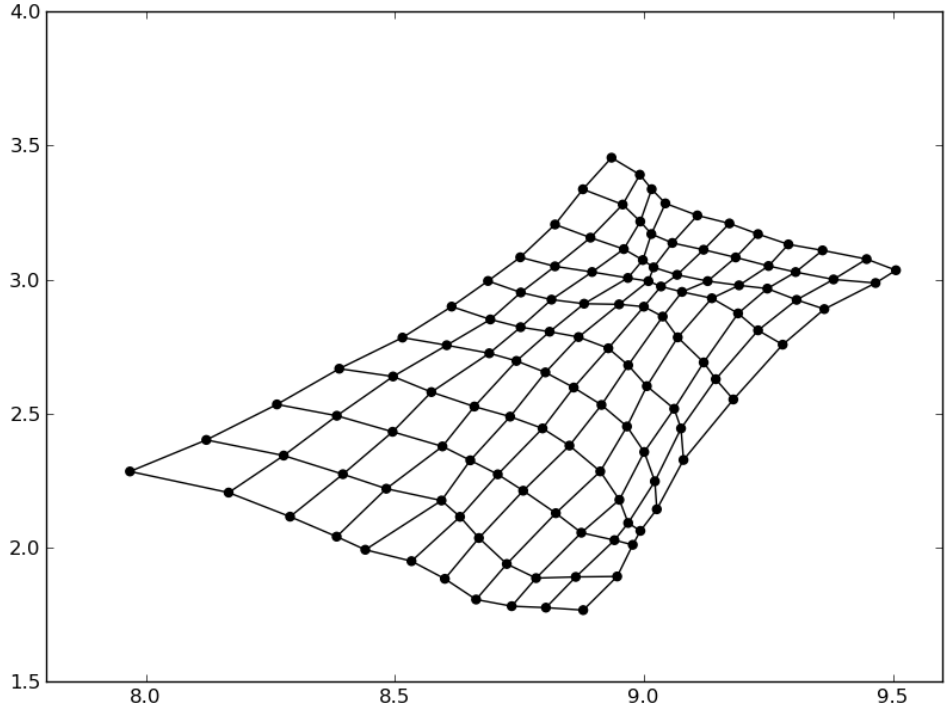
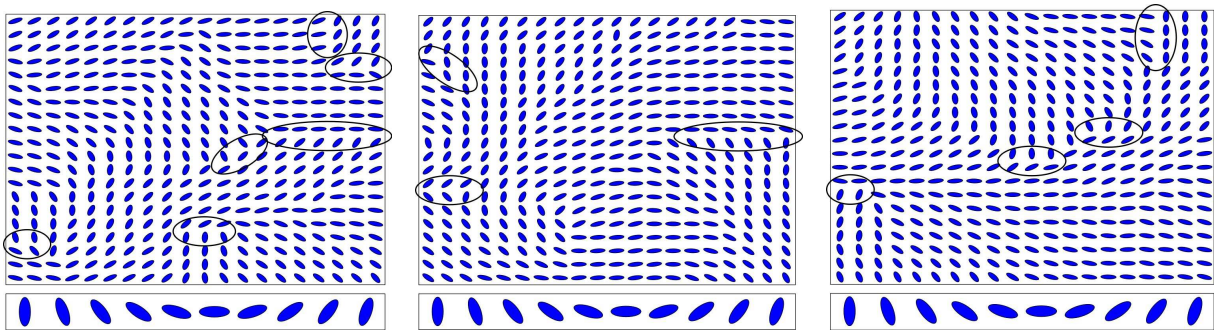


FIGURE 6.12 – Nous avons uniquement présenté à une carte modale des stimuli contenant des gaussiennes situées à des emplacements discrets de l'environnement, jusqu'à convergence de l'auto-organisation dans la carte. Nous avons alors soumis à cette carte des stimuli contenant des gaussiennes situées dans l'intervalle $[0,1] \times [0,1]$ avec un pas de discrétisation de 0.1, c'est-à-dire $(0,0)$,$(0,0.1)$, ..., $(0,1)$, $(0.1,0)$, ..., $(1,1)$. Pour chacun de ces stimuli, nous avons calculé le barycentre de l'activité perceptive dans la carte qui est représenté par un point noir sur la figure. Un trait entre deux points signifie qu'il s'agit des barycentres des activités perceptives en réponse à des stimuli voisins, dont la localisation de la gaussienne contenue diffère de 0.1 en l'une des deux dimensions. Les seuls stimuli que la carte a reçu lors de son apprentissage correspondent aux quatre points aux angles de la grille.

6.2.6 Réduction de dimensionnalité

Environnement tridimensionnel

La carte modale a pour but, entre autres, de fournir une représentation du stimulus de plus faible dimension intrinsèque que celle du stimulus reçu. Dans les exemples précédents utilisant des stimuli contenant une unique gaussienne, bien que les stimuli reçus par la carte ont une grande dimension apparente, leur dimension intrinsèque est deux puisque les environnements sont bidimensionnels. En conséquence, la projection de l'espace d'entrée sur la carte modale, elle-même bidimensionnelle, n'impose pas de perte d'information et nous pouvons obtenir une auto-organisation sans discontinuités. Nous avons testé le comportement de notre modèle face à des stimuli de plus grande dimension intrinsèque. Pour cela, nous avons choisi un environnement tridimensionnel de taille $10 \times 10 \times 10$ afin de limiter les temps de simulation. La projection d'un espace de dimension intrinsèque 3 sur un espace bidimensionnel provoque forcément des ruptures de continuités que nous pouvons observer sur l'auto-organisation obtenue figure 6.13. La continuité de l'organisation des discriminations est cependant relativement bien préservée puisque, lorsqu'une discontinuité apparaît entre deux colonnes, elle ne se produit pas sur les trois dimensions à la fois. Cette capacité de réduction de dimension de la représentation fournie par la carte modale est également illustrée dans la section 6.2.8 avec l'utilisation d'images naturelles.



(a) discrimination sur la première dimension

(b) discrimination sur la deuxième dimension

(c) discrimination sur la troisième dimension

FIGURE 6.13 – Représentation des discriminations obtenues après apprentissage d'une carte modale soumise à un environnement de taille $10 \times 10 \times 10$ pour lequel chaque stimulus contient une corrélation dont la localisation est aléatoire uniforme. Pour chaque colonne, nous avons déterminé les coordonnées de la localisation de la gaussienne discriminée par l'étage sensoriel. La valeur de cette localisation sur la première dimension (respectivement la deuxième et la troisième) est représentée en (a) (respectivement en (b) et (c)) par l'orientation de la barre. Les ruptures de continuités dans l'auto-organisation suivant chaque dimension sont entourées sur les représentations respectives.

6.2.7 Robustesse

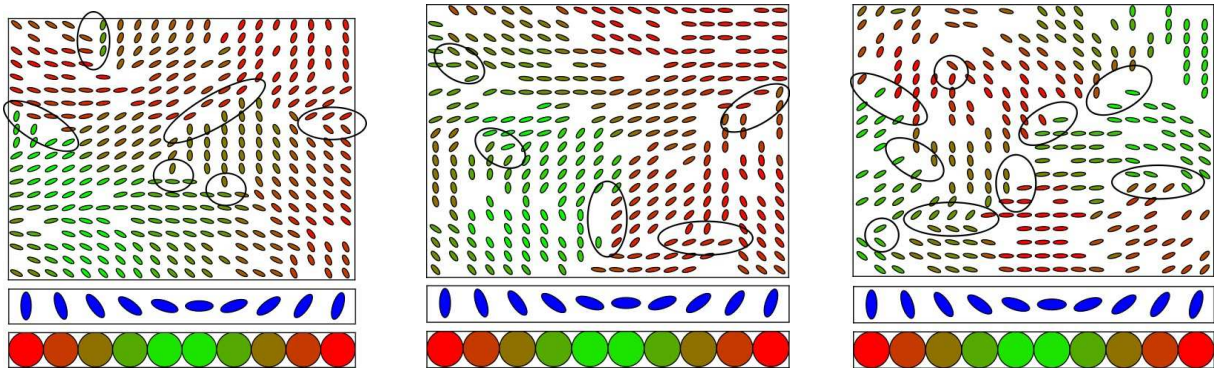
Résistance aux lésions

L'utilisation d'un paradigme de calcul connexionniste pour notre modèle a pour but de lui conférer une propriété de robustesse à la défaillance du substrat de calcul. Afin d'illustrer cette capacité, nous avons utilisé une carte modale, dont nous avons lésé certaines colonnes, recevant des stimuli contenant chacun une unique gaussienne placée uniformément dans un environnement 20×20. Techniquement, la lésion d'une colonne consiste à imposer des activités sensorielle, corticale et perceptive nulles, ce qui correspond à une colonne inactive pour le traitement de l'information. Les organisations des discriminations sensorielles obtenues avec 10%, 20% et 30% de colonnes lésées sont présentées figure 6.14. Nous pouvons observer que la lésion de colonnes entraîne l'apparition de ruptures de continuité dans l'auto-organisation de la carte mais qu'une continuité locale des discriminations est conservée. Malgré la lésion, le système est capable d'apprendre et de généraliser les corrélations du flux d'entrée.

Adaptabilité

La règle BCM a la propriété de modifier sa discrimination si la corrélation précédemment discriminée disparaît de l'environnement (voir le chapitre 5). Nous avons regardé comment cette plasticité se traduit au niveau d'une carte modale. Nous avons soumis notre carte modale à des stimuli, provenant d'un environnement 15×15, contenant une unique gaussienne. Dans un premier temps, la distribution de probabilité de localisation de cette gaussienne est uniforme dans l'espace $[0, 10[\times[0, 10[$ et nulle ailleurs. Dans un second temps, une fois l'auto-organisation de la carte obtenue, cette distribution est uniforme dans l'espace $[5, 15[\times[5, 15[$ et nulle ailleurs. Par conséquent, entre les deux distributions, certaines corrélations sont communes, d'autres apparaissent et d'autres disparaissent, le tout en conservant la taille de l'espace des corrélations. Les auto-organisations obtenues sont présentées figure 6.15.

L'auto-organisation des discriminations de la carte soumise au premier environnement ne présente que peu de ruptures et se répartit sur la totalité de l'espace d'entrée. Après le changement d'environnement, la carte s'adapte grâce à l'apprentissage continu utilisé. Les colonnes discriminant des corrélations ayant disparues développent une nouvelle sélectivité. Ces nouvelles sélectivités, par la modulation de l'activité perceptive, tendent à être proches de celles des colonnes voisines dont la discrimination n'a pas été



(a) 10% de colonnes lésées (b) 20% de colonnes lésées (c) 30% de colonnes lésées

FIGURE 6.14 – Représentation des discriminations des étages sensoriels d'une carte 20×20 recevant des stimuli contenant une unique gaussienne placée de manière aléatoire uniforme dans un environnement 20×20. Les colonnes lésées artificiellement correspondent aux trous dans la représentation. Les ruptures de continuités dans les auto-organisations sont entourées.

modifiée car leur corrélation discriminée est toujours présente dans le flux d'entrée. Au final, la carte est auto-organisée avec des discriminations uniquement réparties dans le nouvel espace des corrélations.

Il est à noter que l'auto-organisation des discriminations aux corrélations présentes dans les deux environnements est peu modifiée car la modulation perceptive n'est plus efficace une fois que la règle BCM a convergé, comme nous le montrons dans le chapitre 8. Par conséquent, la deuxième auto-organisation de la carte présente plus de ruptures car elle est contrainte par la précédente auto-organisation des discriminations présentes dans les deux environnements. Il en résulte également une moins bonne représentation du nouvel environnement par rapport à ce que l'on aurait pu obtenir si cet environnement avait été appris dès le début.

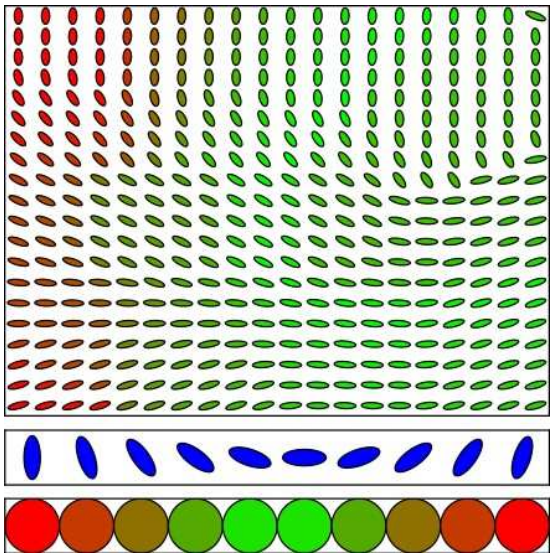
Résistance au bruit

Nous avons soumis notre carte modale à des stimuli provenant d'un environnement 20×20 dans lequel une gaussienne est placée de manière aléatoire uniforme. Afin de tester la résistance au bruit du traitement de l'information fourni par cette carte modale, nous avons bruité tous les stimuli reçus. En pratique, chaque valeur constituant un stimulus est additionnée d'une valeur aléatoire choisie entre 0 et r. Les résultats obtenus avec $r = 0.01$ et $r = 0.05$ sont présentés sur la figure 6.16.

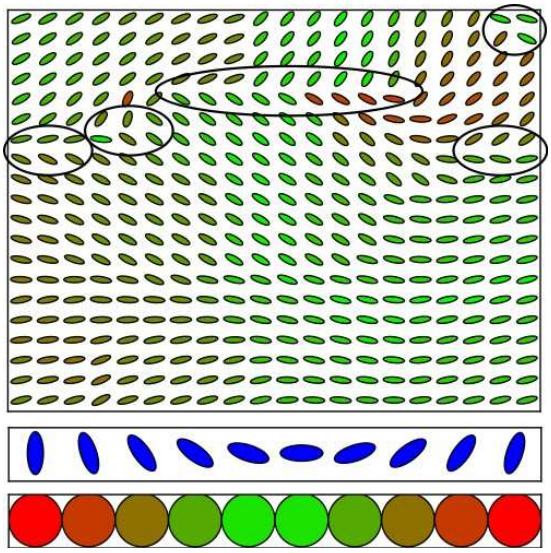
Malgré le bruit, les discriminations obtenues sont auto-organisées au sein de la carte. Nous pouvons cependant observer l'apparition de ruptures dans l'auto-organisation. Ces ruptures sont provoquées par l'ajout du bruit puisque les paramètres utilisés sont identiques à ceux de la partie 6.2.2, par exemple, avec lesquels nous avions obtenus des auto-organisations sans ruptures. Ces ruptures sont d'ailleurs d'autant plus nombreuses que le bruit additionné est fort. La carte modale dispose d'une certaine résistance au bruit mais ses propriétés semblent malgré tout se dégrader très rapidement avec un bruit grandissant. Ce comportement pourrait être dû au fait que le bruit ajouté influe sur la stabilité temporelle des corrélations présentes dans le flux d'entrée, stabilité qui influe grandement sur la discrimination de la règle BCM (voir le chapitre 5).

6.2.8 Images naturelles

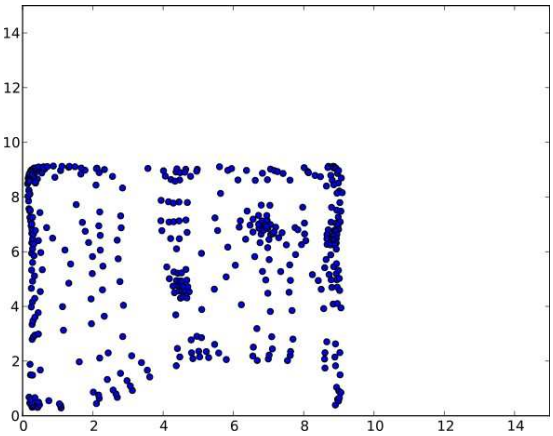
Afin de valider le comportement de notre modèle avec des entrées réelles, nous l'avons testé avec un environnement correspondant à une image naturelle. Pour cela, chaque stimulus du flux montant reçu par la carte correspond à l'information captée par une rétine de taille 15×15 (voir figure 6.17). Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 6.18.



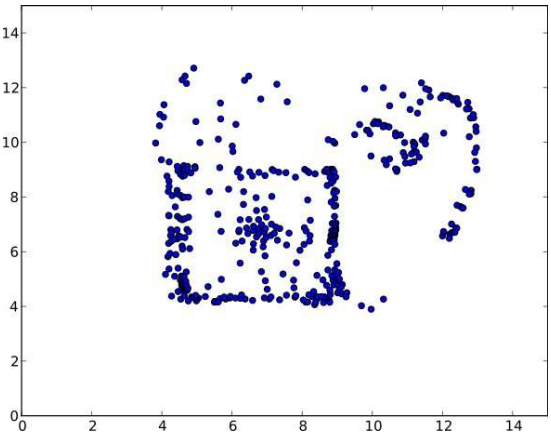
(a) auto-organisation avant modification de l'environnement



(b) auto-organisation après modification de l'environnement



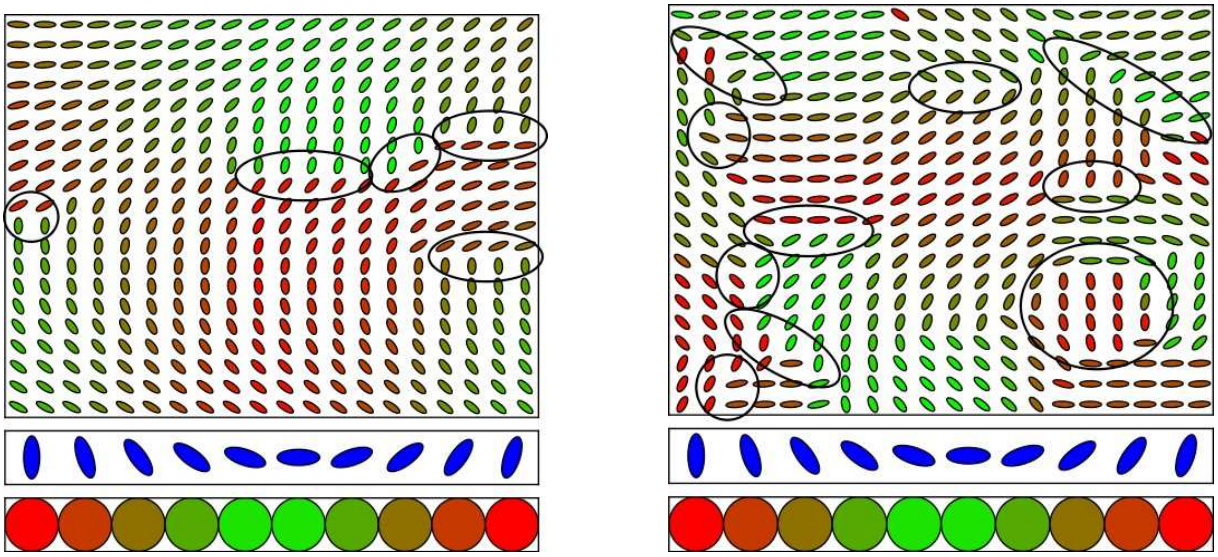
(c) répartition avant modification de l'environnement



(d) répartition après modification de l'environnement

FIGURE 6.15 – La carte modale reçoit dans un premier temps des stimuli contenant une unique gaussienne située dans un espace d'entrée $[0, 10] \times [0, 10]$. Nous obtenons une auto-organisation des discriminations avec peu de ruptures (a) ainsi qu'une représentation complète de l'environnement (c). Dans un second temps, la carte modale reçoit des stimuli contenant une unique gaussienne située dans l'espace d'entrée $[5, 15] \times [5, 15]$. Grâce à la plasticité de la règle BCM, les colonnes discriminant des corrélations ayant disparues (colonnes à gauche et en haut) développent une nouvelle sélectivité. Cette sélectivité tend à respecter la cohérence spatiale imposée par les colonnes discriminant des corrélations toujours existantes et dont la position est invariante dans la carte (colonnes en bas à droite). Il en résulte une auto-organisation avec plus de ruptures, entourées sur la figure (b), qui ne se répartissent pas dans l'intégralité de l'espace d'entrée (d).

Les poids montants de chaque colonne correspondent à la discrimination d'une orientation préférée, à savoir que, après apprentissage, les poids montants non nuls sont organisés suivant une direction privilégiée et ressemblent à des filtres de Gabor. Cette discrimination à l'orientation apparaissent qu'aucun stimulus du flux d'entrée ne contienne explicitement une barre orientée. Ces discriminations sont auto-organisées au niveau de la carte ce qui signifie que deux colonnes proches discriminent deux orientations proches.



(a) $r = 0.01$ (b) $r = 0.05$

FIGURE 6.16 – Représentation des discriminations des étages sensoriels d'une carte 20×20 recevant des stimuli bruités, avec un bruit uniforme choisi entre 0 et r. Malgré le bruit présent dans les stimuli, nous pouvons observer l'auto-organisation de la carte dans les cas où $r = 0.01$ (à gauche) et $r = 0.05$ (à droite). Les ruptures de continuités dans les auto-organisations sont entourées.

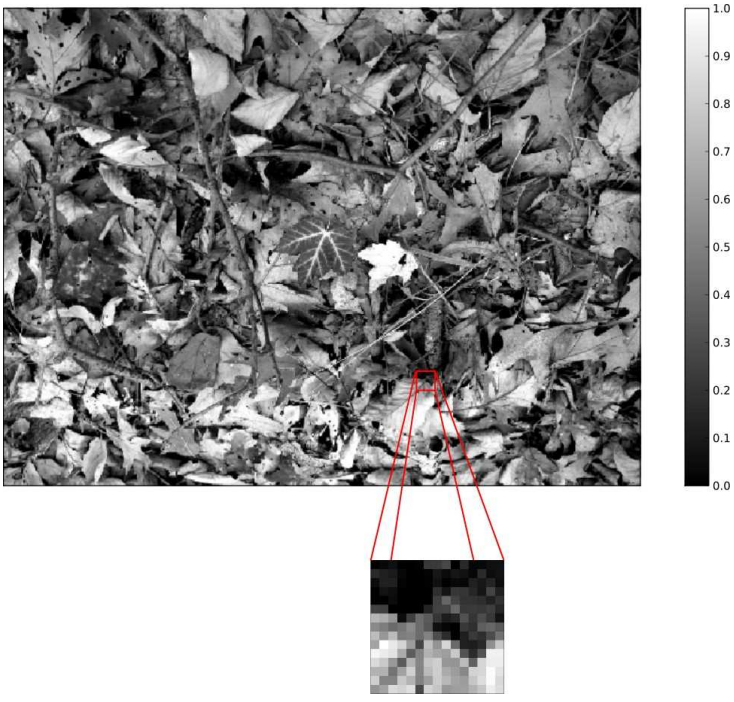


FIGURE 6.17 – Pour créer chaque stimulus de l'environnement, nous tirons de manière aléatoire uniforme l'emplacement d'un carré de 15×15 pixels dans une image codée en niveau de gris, dont la valeur est normalisée entre 0 et 1. La carte modale reçoit ainsi un vecteur de 225 valeurs comprises entre 0 et 1.

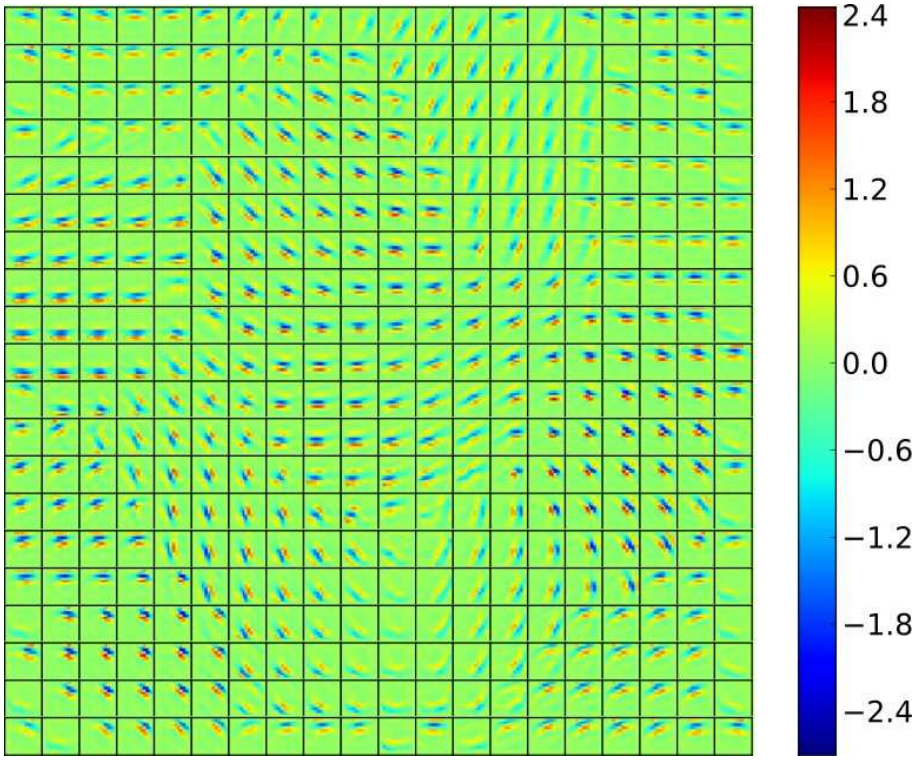


FIGURE 6.18 – Poids montants d'une carte 20×20 recevant des stimuli provenant d'une image naturelle. Nous pouvons remarquer que les poids montants des colonnes ressemblent à des filtres de Gabor et que ces colonnes discriminent ainsi une orientation privilégiée. De plus, la carte est auto-organisée, c'est-à-dire que deux colonnes proches sont sensibles à deux orientations proches.

Pour que la règle BCM fasse émerger de telles discriminations à l'orientation à partir d'images naturelles, il est nécessaire de borner l'activité. Ainsi, pour obtenir nos résultats, nous avons utilisé l'équation suivante pour le calcul de l'activité sensorielle :

$$u^s(c^m_{i,j},t) = \begin{cases} m \text{ si } \sum_{k=1}^{l} w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) < m \\ M \text{ si } \sum_{k=1}^{l} w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) > M \\ \sum_{k=1}^{l} w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) \text{ sinon} \end{cases}$$

en utilisant les notations de la section 6.1.1 et avec $M > m$. L'utilisation d'une telle fonction pour le calcul de l'activité est justifiée dans [Cooper, 2004] par le fait que la distribution des stimuli dans une image naturelle est symétrique. Or, comme la règle BCM est sensible à l'asymétrie et à l'aplatissement de la distribution des stimuli (voir le chapitre 5), il est nécessaire de casser cette symétrie des entrées, ce qui interdit l'utilisation d'une fonction linéaire pour le calcul de l'activité. Cependant, une telle limitation de la valeur maximale de l'activité perturbe la compétition temporelle entre les stimuli. En effet, deux stimuli provoquant l'activation maximale de l'étage sensoriel ne sont plus en compétition. En conséquence, les discriminations obtenues sont dépendantes des paramètres m, M, et λ (la force de la modulation) qu'il est nécessaire de régler correctement afin d'obtenir de bons résultats. Pour notre expérience, nous avons utilisé $m = -1$, $M = 5$ et $\lambda = 3$.

Pour rappel, de telles auto-organisations de discriminations à l'orientation ont déjà été observées par

Shouval et collègues [Shouval et al., 2000] et retrouvées par Cooper et collègues [Cooper, 2004] avec un modèle différent (voir la section 5.2.3 pour plus de détails). Par ailleurs, bien que notre modèle ne reflète pas précisément l'architecture du cortex visuel, les résultats obtenus rappellent ceux des modèles LISSOM [Miikkulainen et al., 1997]. Cependant, il est à noter que l'auto-organisation obtenue avec notre modèle est très différente de celles provenant de modèles utilisant les neurones à prototypes. Ces derniers seraient sensibles à des portions d'images représentatives de l'image globale. Des illustrations d'auto-organisations obtenues par des cartes de Kohonen recevant des images naturelles peuvent être trouvées dans [Ménard and Frezza-Buet, 2005].

6.3 Conclusion

Nous avons détaillé dans ce chapitre notre modèle de carte modale utilisée de manière isolée, c'est-à-dire sans l'étage cortical permettant la mise en relation multimodale. Cette carte auto-organisatrice est constituée d'un ensemble de colonnes corticales génériques comprenant un étage sensoriel, utilisant la règle BCM (voir le chapitre 5), et un étage perceptif fondé sur le paradigme des champs neuronaux continus et plus précisément la CNFT (voir le chapitre 4). L'étage sensoriel de chaque colonne apprend de manière autonome le codage tabulaire d'une corrélation présente dans le flux d'entrée reçu par la carte. L'étage perceptif a pour rôle de stéréotyper cette activité sensorielle, au niveau de la carte, sous la forme d'une bulle d'activité qui représente la perception faite par la carte du stimulus courant. Cette activité perceptive sert également à moduler l'apprentissage sensoriel de manière à obtenir l'auto-organisation des discriminations apprises.

Le fonctionnement de notre carte modale a été testé en utilisant divers flux d'entrées. Nous avons ainsi pu vérifier que notre modèle est capable d'apprendre les corrélations présentes dans un flux d'entrée quelconque. À partir de cet apprentissage, le modèle fournit une représentation du stimulus courant, sous la forme d'un codage spatial, dont la dimension intrinsèque est celle de la carte modale, à savoir bidimensionnelle, peu importe la dimension des stimuli. De plus, cette représentation est généralisable à des stimuli inconnus. Par ailleurs, l'utilisation d'un paradigme de calculs et d'apprentissages locaux, décentralisés, continus et non supervisés pour notre modèle fournit à ce dernier des propriétés de tolérance aux pannes du substrat de calcul et d'adaptabilité à un flux d'entrée changeant.

L'adaptabilité de notre modèle à un environnement changeant provient plus particulièrement de la propriété de la règle BCM à modifier, de manière autonome, sa discrimination si la corrélation discriminée disparaît de l'environnement. Cependant, cette adaptabilité de la carte risque d'être limitée dans le sens où la carte pourrait être incapable d'apprendre de nouvelles corrélations si aucune autre corrélation ne disparaît de l'environnement. Une solution pourrait résider dans le comportement exploratoire de la carte et plus précisément dans celui de l'activité perceptive. Un tel comportement est, par exemple, proposé par le paradigme de champs neuronaux BINP, proposé par Alecu [Alecu et al., 2011], qui est capable de faire émerger une bulle d'activité non fixe à partir d'une activité afférente faible. Cependant, l'utilisation d'un tel paradigme comme étage perceptif de notre modèle de carte modal provoquerait l'émergence d'une perception, même en l'absence de stimulation. Le problème sous-jacent qui se pose réside dans la capacité à distinguer, grâce à des informations partielles, une absence de stimulation d'une absence de détection de stimulation.

Par ailleurs, comme beaucoup d'autres modèles en neurosciences, notre carte modale est définie par un ensemble d'équations qui nécessitent un paramétrage pour leur utilisation pratique. Pour pallier ce problème, nous nous sommes attachés, d'une part, à détailler dans ce chapitre des méthodes pratiques facilitant le paramétrage. D'autre part, l'utilisation d'un apprentissage progressif ainsi que l'utilisation d'une règle d'apprentissage homéostatique, permet de réguler la dynamique de la carte et par conséquent de la rendre moins sensible aux paramètres. En particulier, l'ensemble de nos expériences a été réalisé avec le même jeu de paramètres, ce qui semble souligner la stabilité de notre modèle.

Troisième partie

Apprentissage topologique de corrélations multimodales

Nous avons présenté dans la partie II notre modèle de carte modale dont nous avons validé les propriétés fonctionnelles de manière isolée (voir le chapitre 6). Le traitement multimodal de l'information dans le modèle SOMMA s'appuie sur celui qui est effectué par chaque carte sur une des modalités. Ainsi, l'ensemble des propriétés attendues pour le modèle SOMMA (voir le chapitre 3) se construit sur le traitement monomodal de l'information.
Une corrélation multimodale, qui correspond à un motif spatial apparaissant régulièrement dans le flux multimodal, est constituée d'un ensemble de corrélations monomodales reliées multimodalement. L'apprentissage d'une corrélation multimodale dans le modèle passe alors par l'apprentissage de l'ensemble des corrélations monomodales la constituant.
Le modèle doit fournir une représentation multimodale du stimulus courant. Dans SOMMA, cette perception multimodale est constituée de l'ensemble des perceptions modales faites dans chaque carte. Comme chaque perception modale représente une corrélation présente dans le stimulus modal, ces différentes perceptions modales doivent être unifiées afin que l'ensemble des corrélations modales se rapproche au mieux de corrélations multimodales existantes dans le flux d'entrée. Cela passe, en particulier, par une modification des perceptions modales si l'ensemble des corrélations modales représentées est proche d'une corrélation multimodale afin d'obtenir une représentation multimodale de cette dernière. Ce type de comportement peut se rapprocher de celui observé avec l'effet ventriloque dans certaines expériences psychologiques (voir le chapitre 3).
La perception multimodale fournie par SOMMA doit être généralisable à des stimuli inconnus. Cela doit passer non seulement par la généralisation de chaque perception modale mais également par celle de la relation multimodale existant entre les différentes corrélations modales.

Nous présentons dans le chapitre 7 la mise en relation de nos cartes modales qui vise à fournir de nombreuses propriétés. D'abord, elle entraîne, par l'influence de l'ensemble des perceptions modales, leur unification au sein d'une perception multimodale. Ensuite, le profil des connexions inter cartes, combiné à l'apprentissage des poids de ces connexions, permet la généralisation de la relation multimodale entre les différentes corrélations modales. Enfin, cet apprentissage participe à l'apprentissage des corrélations multimodales. Dans le chapitre 8, nous modifions légèrement notre modèle de carte modale, et plus particulièrement la règle BCM, afin de permettre l'apprentissage des corrélations multimodales. Dans le chapitre 9, nous détaillons notre modèle et validons expérimentalement ses propriétés fonctionnelles de traitement de l'information.

Chapitre 7

La topographie comme structure de l'information multimodale

L'objectif du modèle SOMMA est de traiter l'information contenue dans un flux multimodal d'entrée, constitué d'un ensemble de flux monomodaux. Plus spécifiquement, nous attendons de notre modèle qu'il fournisse une représentation du stimulus courant par la détection de corrélations multimodales précédemment apprises à partir du flux d'entrée. De plus, cette représentation doit être généralisable à des stimuli inconnus (voir le chapitre 3 pour plus de détails). Nous avons décrit dans le chapitre 6 notre modèle de carte modale qui présente un tel traitement de l'information sur un des flux d'entrées monomodaux. Nous nous intéressons dans ce chapitre à la mise en relation de multiples cartes modales génériques afin d'unifier les différents traitements monomodaux de l'information au sein d'un processus multimodal. En particulier, nous souhaitons que le traitement de l'information effectué sur chaque modalité exploite les informations disponibles dans les autres modalités.

Avec SOMMA, nous défendons l'idée d'un cortex multimodal (voir le chapitre 2) en utilisant une architecture non hiérarchisée du traitement de l'information reçue dans le flux d'entrée multimodal. Ainsi, la mise en relation des différentes cartes modales s'effectue par une interconnexion directe, sans passer par une carte associative, ce qui peut s'apparenter, d'un point de vue biologique, aux connexions bas niveau mises à jour entre les aires sensorielles primaires (voir le chapitre 2). D'un point de vue architectural, une interconnexion entre l'ensemble des cartes nécessite un nombre de connexions plus important que dans le cas d'une mise en relation via une unique carte associative. En revanche, cette connectivité offre de nombreux avantages. Premièrement, un tel modèle permet d'obtenir une homogénéité du calcul, c'est-à-dire que le fonctionnement de chaque carte est identique, l'information qu'elle fournie dépendant uniquement du flux d'information reçu. Deuxièmement, cette connectivité directe entre les cartes offre une distribution de la représentation, car le stimulus courant est représenté par l'ensemble des bulles perceptives de chaque carte modale. De plus, la signification d'une telle représentation est identique peu importe le nombre de modalités composant le stimulus courant.

Nous avons vu dans les chapitres 1 et 2 que les connexions corticales adoptent généralement un profil topographique, que cela soit entre les différents niveaux de hiérarchie ou entre les aires bas niveau. Miikkulainen et collègues ont mis en évidence dans leur modèle LISSOM que l'apparition de connexions topographiques pouvait résulter d'un apprentissage hebbien [Miikkulainen et al., 1997]. Dans notre modèle, nous imposons une structure topographique aux connexions entre les cartes modales. Une telle approche peut se justifier, d'un point de vue biologique, par le fait que la structure topographique des connexions semble en partie relever de mécanismes génétiques (voir le chapitre 1). D'un point de vue fonctionnel, la structure topographique de ces connexions présente plusieurs avantages par rapport à notre problématique. Premièrement, elle permet de faciliter la généralisation (voir la section 1.3.2 pour plus de détails). Deuxièmement, de manière similaire aux connexions des champs neuronaux utilisées pour l'étage perceptif de nos cartes modales (voir le chapitre 4), elle offre un codage spatial stéréotypé du stimulus multimodal.

Nous détaillons dans une première section la mise en relation des cartes modales dans SOMMA ainsi

que ses conséquences sur les différentes perceptions modales. Dans une seconde section, nous introduisons les mécanismes permettant l'apprentissage des corrélations multimodales au sein du modèle. La troisième section traite de l'unification des perceptions modales au sein d'une perception multimodale unifiée par la détection de corrélations qui ont été apprises. Dans une quatrième section, nous montrons que la structure topographique des connexions, combinée à l'auto-organisation des cartes modales, fournit un mécanisme de généralisation des perceptions multimodales.

7.1 Mise en relation multimodale

Le traitement multimodal de l'information dans le modèle SOMMA est assuré par la mise en relation des cartes modales par des connexions dites multimodales. Ces connexions topographiques, reçues par un étage cortical au sein de chaque colonne, apportent à chaque carte modale une information partielle sur les perceptions qui sont faites dans les autres modalités. Cette information multimodale influe sur la perception monomodale du stimulus courant qui émerge au sein de chaque carte. Au final, la perception multimodale du stimulus courant dans SOMMA est représentée de manière distribuée par l'ensemble des perceptions modales. Nous détaillons dans cette section les mécanismes pratiques de cette mise en relation ainsi que ses conséquences sur la dynamique d'émergence des perceptions au sein de chaque carte.

7.1.1 Interconnexion des cartes modales

La mise en relation multimodale de nos cartes modales passe par l'introduction d'un étage cortical dans chaque colonne constituant une carte. L'étage cortical de chaque colonne reçoit l'activité des étages perceptifs de certaines colonnes dans l'ensemble des autres cartes modales via des connexions multimodales. Ces connexions multimodales présentent deux caractéristiques structurelles.
Premièrement, elles sont bidirectionnelles, c'est-à-dire que si l'étage cortical d'une colonne A d'une modalité reçoit l'activité perceptive d'une colonne B d'une autre modalité alors l'étage cortical de la colonne B est connecté à l'étage perceptif de la colonne A (voir figure 7.1).
Deuxièmement, elles ont un profil topographique (voir figure 7.2). Cela signifie, d'une part, que l'étage cortical d'une colonne d'une carte donnée n'est reliée qu'aux étages perceptifs d'un sous-ensemble connexe des colonnes de chacune des autres cartes. Ce sous-ensemble définit le champ récepteur de l'étage cortical de cette colonne. D'autre part, les étages corticaux de deux colonnes proches dans une carte modale ont des champs récepteurs proches dans les autres cartes modales. Le lecteur est invité à se reporter au chapitre 9 pour les détails des connexions utilisées lors de l'utilisation pratique de notre modèle.

L'activité de l'étage cortical est calculée comme la somme pondérée des activités perceptives reçues (voir le chapitre 9 pour plus de détails). Elle représente ainsi pour la colonne une information partielle sur les perceptions effectuées dans les autres modalités. Afin d'intégrer cette information multimodale dans la perception modale, l'activité corticale doit, au même titre que l'activité sensorielle, être prise en compte dans l'activité afférente qui permet l'excitation de l'étage perceptif (voir le chapitre 4). Similairement au modèle Bijama [Ménard and Frezza-Buet, 2005], cette intégration des activités sensorielles et corticales au sein de chaque colonne est inspirée des états des colonnes proposés par Burnod [Burnod, 1990] (voir le chapitre 1). L'étage perceptif ne peut être excité que si l'étage sensoriel est activé, ce qui signifie que la colonne reçoit un stimulus auquel elle est sensible. Ainsi, c'est bien la détection d'une corrélation dans l'environnement qui permet l'émergence d'une perception dans la modalité correspondante. L'activité corticale sert à moduler la valeur du terme afférent, de façon à ce que, en cas de sensation, le terme afférent soit plus fort si l'étage cortical est activé. Ainsi, pour une modalité donnée, les perceptions faites dans les autres modalités servent à confirmer la sensation locale, via l'activité corticale, mais ne peuvent à elles seules permettre l'émergence d'une perception dans cette modalité (voir le chapitre 9 pour les équations).

7.1.2 Influence sur les perceptions modales

Dans chaque carte modale, la perception est représentée par une bulle d'activité, c'est-à-dire l'activation de l'étage perceptif de plusieurs colonnes connexes (voir le chapitre 6). Nous venons de voir que les

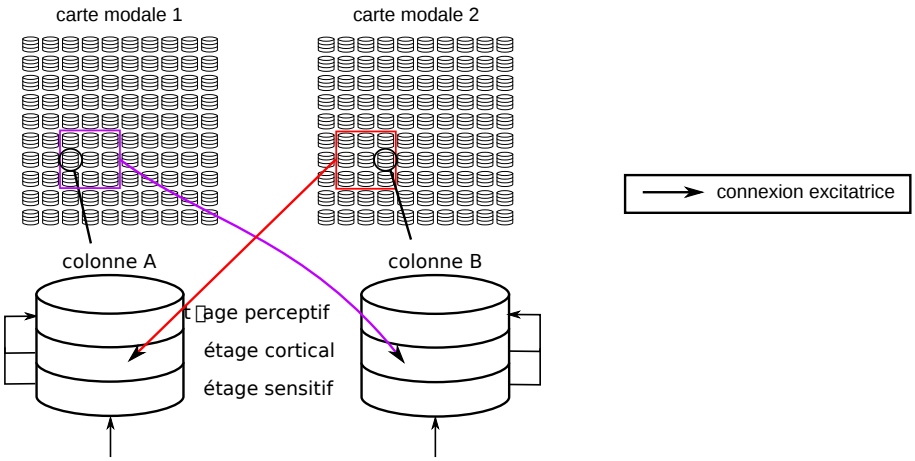


FIGURE 7.1 – Nous avons représenté ici une architecture avec deux cartes modales. La réciprocité des connexions multimodales est illustrée sur deux colonnes A et B appartenant à deux cartes modales différentes. L'étage cortical de la colonne A (respectivement B) reçoit les activités perceptives des colonnes entourées en rouge (respectivement en violet) dans la carte modale 2 (respectivement 1) dont fait partie la colonne B (respectivement A).

connexions multimodales entre les cartes ont un profil topographique. Par conséquent, l'apparition d'une perception dans une carte modale entraîne l'activation des étages corticaux de colonnes connexes dans toutes les autres cartes (voir la figure 7.3). De plus, l'activité des étages corticaux au niveau de chaque carte aura une forme ressemblant à une bulle.

La réception d'un stimulus multimodal constitué d'un ensemble de stimuli monomodaux provoque l'apparition de sensations dans chacune des cartes modales du modèle (voir la figure 7.4). Ces sensations provoquent, au sein de chaque carte, l'émergence d'une perception, comme dans le cas de l'utilisation des cartes de manière isolée (voir le chapitre 6). Nous venons de voir que l'apparition d'une perception dans une modalité provoque l'activation des étages corticaux de colonnes connexes dans les autres cartes modales via les connexions multimodales. Or, l'activité corticale d'une colonne augmente la valeur du terme afférent de l'étage perceptif de cette même colonne. Cette augmentation a ainsi lieu dans des colonnes connexes de chaque carte. De plus, la bulle d'activité perceptive apparaît là où le terme afférent est le plus spatialement cohérent (voir le chapitre 4). Par conséquent, la mise en relation multimodale a tendance à favoriser, dans chaque carte, l'émergence d'une perception dans la zone où les étages corticaux des colonnes sont activés. Comme les connexions multimodales sont réciproques, cela crée une boucle d'excitation cortico-perceptive entre les différentes cartes. Cette boucle provoque un mécanisme de résonance, semblable à celui utilisé dans le modèle ART [Grossberg, 1976], qui aboutit à la localisation des différentes perceptions modales dans des zones contenant des colonnes reliées réciproquement par des connexions multimodales. Cette description itérative de la dynamique d'influence des perceptions modales vise uniquement à faciliter sa compréhension et il doit être gardé à l'esprit que l'évolution de chaque étage de chaque colonne relève d'un paradigme de calcul continu.

Il doit être noté que ce mécanisme de résonance entre les cartes ne peut fonctionner que si les colonnes dont l'étage cortical est activé ont également un étage sensoriel activé, car l'activité corticale ne peut à elle seule faire émerger une perception. Nous reviendrons plus en détail sur ce point dans le chapitre 9.

Par ailleurs, cette mise en relation des cartes modales entraîne le stéréotypage de la perception multimodale, qui est constituée des différentes perceptions modales. En effet, ces dernières sont localisées dans des zones interconnectées par des connexions multimodales. Ce stéréotypage permet d'envisager l'utilisation de SOMMA au sein d'un modèle hiérarchique à plus large échelle que nous présentons dans les perspectives (voir le chapitre 10).

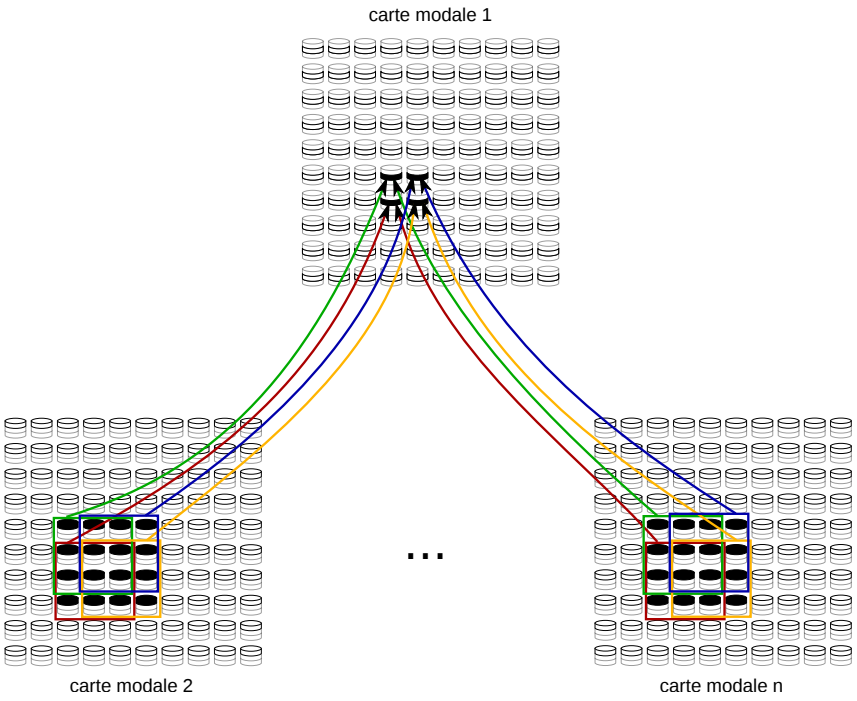


FIGURE 7.2 – L'étage cortical d'une colonne dans une carte est relié aux étages perceptifs de certaines colonnes dans l'ensemble des autres modalités. Ces connexions, représentées ici pour quatre colonnes de la carte 1, sont topographiques. Cela se traduit, d'une part, par le fait que chaque colonne de la carte modale 1 n'est connectée qu'à un ensemble restreint de colonnes connexes dans chacune des autres cartes, ensemble qui définit le champ récepteur de l'étage cortical de la colonne. Ce champ récepteur est choisi carré dans cet exemple. D'autre part, si l'on se déplace d'une colonne à l'autre dans la carte 1, le déplacement des champs récepteurs respectifs de ces colonnes dans les autres cartes est proportionnel (ici de rapport 1) au déplacement effectué dans la carte 1.

7.2 Apprentissage des corrélations multimodales

Nous venons de voir que la mise en relation des différentes cartes modales permettait l'émergence d'une perception multimodale unifiée à partir des différentes perceptions modales. Nous introduisons dans cette section les mécanismes d'apprentissage liés à cette mise en relation. Comme pour les cartes modales, nous attendons de ces mécanismes qu'ils permettent l'apprentissage des corrélations au sein de notre modèle afin que la présentation du même stimulus entraîne l'émergence autonome de la même perception. En particulier, la perception dans une carte tend à apparaître dans une zone dans laquelle les colonnes ont leur étage cortical activé. Par conséquent, nous voulons que l'émergence d'une perception dans une carte, représentant la détection d'une corrélation c dans le flux d'entrée, n'active dans les autres cartes que les étages corticaux de colonnes discriminant une corrélation qui soit reliée multimodalement à c.

7.2.1 Apprentissages modaux contraints

Auto-organisation conjointe des cartes modales

Nous avons vu dans la section 7.1 que la mise en relation des différentes cartes modales influe la perception émergeant dans chacune des cartes, via l'étage cortical. Or, cette activité perceptive module l'apprentissage sensoriel de manière à ce que les colonnes ayant leur étage perceptif activé tendent à apprendre une corrélation présente dans le stimulus courant (voir le chapitre 5). L'influence multimodale sur les perceptions modales provoque ainsi une modification des apprentissages modaux. Cela crée

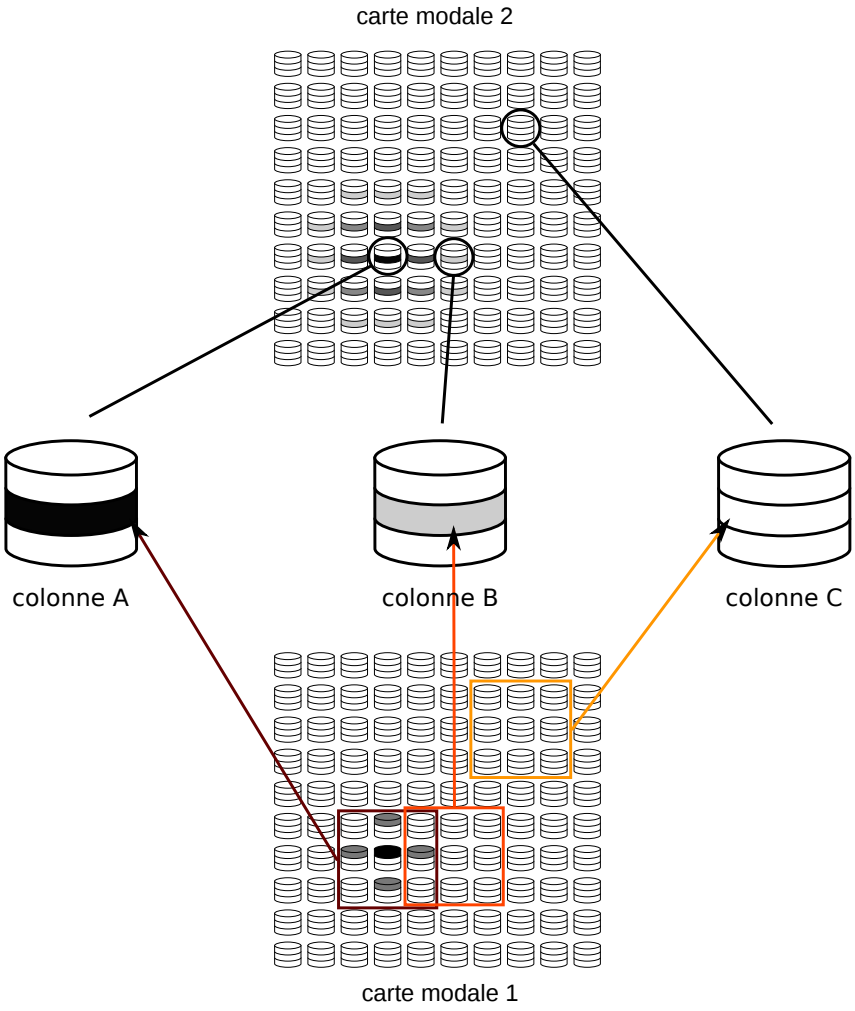


FIGURE 7.3 – Nous avons représenté, pour la carte modale 1, uniquement l'activité perceptive des colonnes (le niveau d'activation va du blanc au noir). Pour la modalité 2, nous avons uniquement représenté les activités des étages corticaux avec le même code couleur. Comme l'étage cortical de la colonne A est relié à l'ensemble des colonnes dont l'étage perceptif est activé dans la carte 1, il est fortement excité. Au contraire, la colonne C n'est connectée à aucune colonne active de la carte 1, son étage cortical n'est donc pas activé. Entre ces deux cas, la colonne B reçoit une partie de la perception de la carte 1, son étage cortical est ainsi faiblement activé. Au niveau de la carte 2, par la topographie des connexions multimodales utilisées, les colonnes dont les étages corticaux sont activés sont connexes. Ce motif d'activation des étages corticaux est le même pour l'ensemble des cartes modales du système puisqu'elles seront interconnectées avec la carte modale 1.

une boucle de rétroaction positive sur l'apprentissage des poids montants. En effet, dans chaque carte, l'activité perceptive apparaît non seulement dans une zone où l'activité sensorielle est importante mais également dans une zone où l'activité corticale, provoquée par les perceptions dans les autres cartes, est forte. Comme la détection d'une corrélation appartenant au stimulus courant tend à être appris sous la bulle d'activité, les corrélations monomodales reliées multimodalement sont apprises dans des colonnes ayant des connexions multimodales réciproques. Lors de la prochaine présentation du même stimulus multimodal, dans chaque carte, les étages sensoriels répondront plus fortement là où l'apprentissage a été effectué, conduisant à une perception plus forte. L'activité corticale confirmera cette sensation car les perceptions apparaîtront dans des colonnes qui ont des connexions multimodales réciproques. De plus,

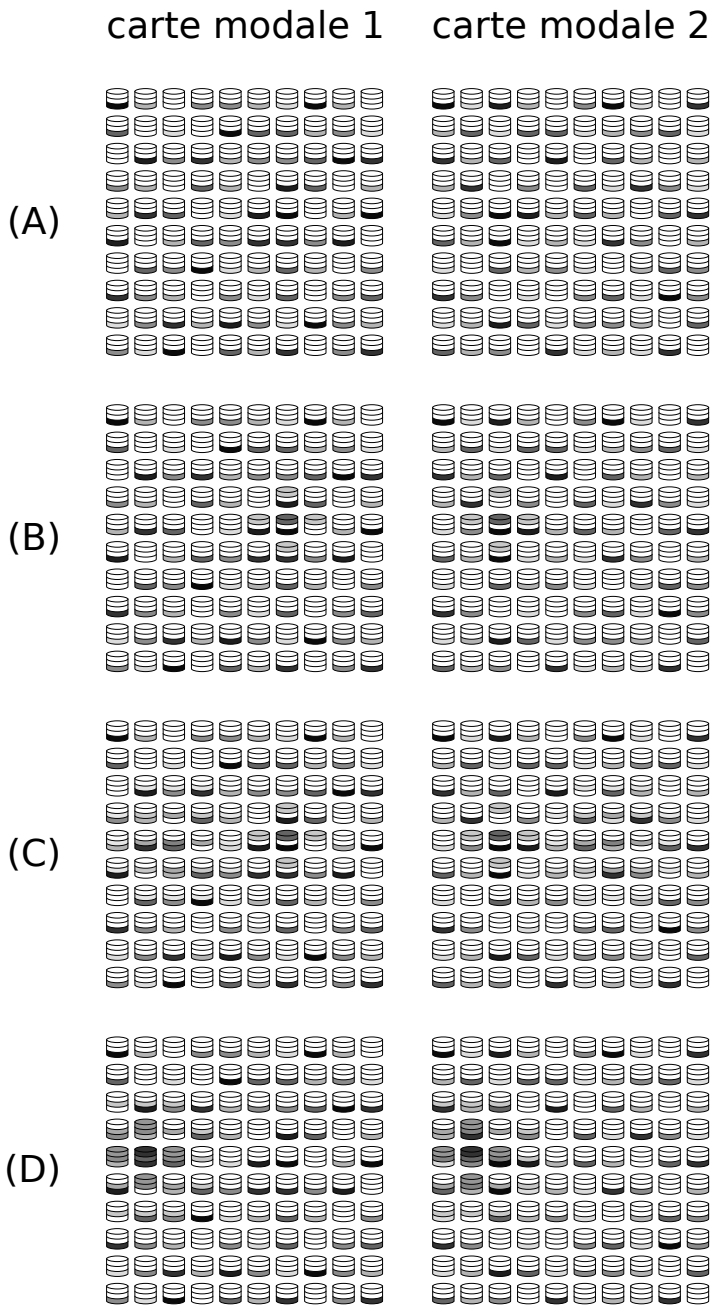


FIGURE 7.4 – Afin d'illustrer l'influence de la mise en relation multimodale sur les perceptions modales, nous avons représenté un modèle avec deux cartes modales mais le principe reste identique avec un plus grand nombre de modalités. Le niveau d'activité de chaque colonne des deux cartes est représenté en niveau de gris (noir : forte activité, blanc : aucune activité). (A) La présentation d'un stimulus au modèle provoque l'excitation de l'étage sensoriel des différentes colonnes. (B) L'activité sensorielle provoque l'apparition d'une perception monomodale dans chaque carte. (C) Ces perceptions entraînent l'activation des étages corticaux des autres cartes modales. (D) Par une dynamique de compétition et de relaxation, le système se stabilise dans un état où la perception dans chaque carte se situe au niveau de colonnes dont les étages sensoriels et corticaux sont activés.

l'activité corticale sera plus forte car son activité est proportionnelle à l'activité perceptive des autres cartes modales. Ces augmentations des activités sensorielles et corticales provoqueront un accroissement du terme afférent de l'étage perceptif, donc de la perception et de l'apprentissage du stimulus courant et ainsi de suite.

Le bon fonctionnement de cet apprentissage multimodal requiert la garantie de l'efficacité du mécanisme de modulation de la règle BCM ce qui se traduit par le fait que l'étage sensoriel discrimine une corrélation qui provoque l'activation de l'étage perceptif. Nous reviendrons plus en détail sur ce point dans le chapitre 8.

L'auto-organisation des corrélations dans chacune des cartes modales est, comme précédemment, assurée par la modulation de l'apprentissage sensoriel par la bulle d'activité ce qui provoque l'apprentissage du stimulus courant dans un ensemble de colonnes spatialement connexes (voir le chapitre 6). Au final, l'apprentissage des corrélations multimodales est obtenu par l'auto-organisation de chaque carte modale, auto-organisations contraintes par l'apprentissage des corrélations monomodales qui sont multimodalement corrélées dans des colonnes reliées par des connexions multimodales. On parle alors d'auto-organisation conjointe des différentes cartes modales. Ce mécanisme peut se rapprocher de l'alignement des profils de réponses observé pour les neurones biologiques (voir le chapitre 2) puisque la perception effectuée dans une colonne est non seulement provoquée par la détection d'un stimulus monomodal mais également augmentée par la réception de stimuli d'autres modalités corrélés multimodalement.

Redondance du codage modal

Considérons un flux d'entrée multimodal qui contienne une corrélation c_1 dans la modalité 1 qui soit corrélée multimodalement à deux corrélations c_2 et c'_2, dans la modalité 2, qui soit très différentes, c'est-à-dire que les ensembles de neurones présynaptiques constituant le motif de chacune des corrélations sont disjoints. Ainsi, il existe deux corrélations multimodales C et C' avec C (respectivement C') contenant la corrélation c_1 pour la modalité 1 et c_2 (respectivement c'_2) pour la modalité 2. L'apprentissage de C (respectivement C') dans SOMMA se traduit par la discrimination de c_1 par une colonne de la carte traitant la modalité 1 reliée par des connexions multimodales à une colonne discriminant c_2 (respectivement c'_2) dans la carte modale 2. Il en découle deux possibilités pour l'apprentissage de ces corrélations (voir la figure 7.5). Soit la colonne discriminant c_1 est utilisée pour l'apprentissage des deux corrélations multimodales, soit chaque corrélation multimodale utilise des colonnes différentes pour le codage de c_1. Nous avons opté pour la seconde option car la première pose de nombreux problèmes.
Premièrement, une colonne n'est reliée qu'à un nombre restreint de colonnes dans les autres cartes via les connexions multimodales (voir la section 7.1). Ainsi, si la même colonne était utilisée pour plusieurs corrélations multimodales, le modèle ne pourrait apprendre qu'un nombre limité de corrélations modales différentes reliées multimodalement à une corrélation modale donnée.
Deuxièmement, la contrainte de l'apprentissage de c_2 et c'_2 dans des colonnes proches risquerait de provoquer des ruptures de continuité dans l'auto-organisation de la carte 2.
Troisièmement, l'activation perceptive de la colonne représentant c_1 entraînerait l'activation corticale de l'ensemble des colonnes dont l'étage sensoriel discrimine des corrélations reliées multimodalement à c_1. Or, les informations provenant des autres modalités peuvent permettre de faire la distinction entre deux corrélations multimodales afin de n'activer que la bonne corrélation modale.

Pour les raisons évoquées précédemment, dans SOMMA, l'apprentissage de multiples corrélations multimodales contenant la même corrélation monomodale passe par la répétition du codage de cette corrélation modale dans la carte modale correspondante. Cela est imposé en pratique par l'utilisation, pour l'étage cortical, de champs récepteurs de taille réduite. Cette taille doit être choisie de manière à ce que la présence d'une perception dans une carte entraîne, dans les autres cartes, l'activation des étages corticaux de colonnes situées dans une zone dont la taille est du même ordre de grandeur que celle d'une bulle d'activité perceptive (voir figure 7.3).

Nous tenons à signaler que cette redondance du codage modal peut amener à une explosion de la taille de chaque carte modale nécessaire puisque chaque corrélation peut devoir être représentée de très nombreuses fois. Nous plaçons par conséquent notre modèle sous l'hypothèse qu'une même corrélation monomodale n'appartient qu'à un nombre limité de corrélations multimodales différentes. Aucune étude théorique ou pratique ne s'est intéressée, à notre connaissance, à la structure de l'espace des corrélations

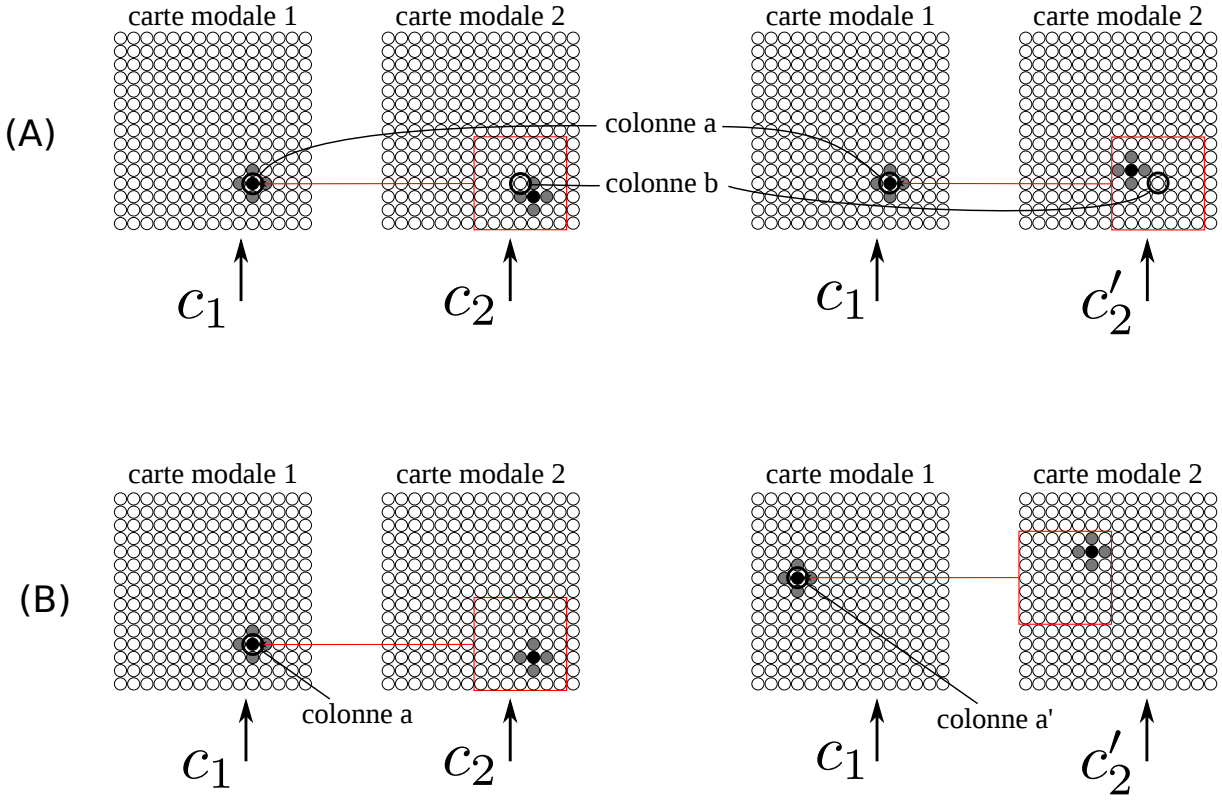


FIGURE 7.5 – Nous représentons uniquement l'activité perceptive de deux cartes modales en réponse à la présentation de corrélations multimodales. Dans le cas (A), la représentation des corrélations multimodales C et C', contenant les corrélations monomodales c_1 et c_2 d'une part et c_1 et c'_2 d'autre part (voir le texte pour plus de détails), utilisent toutes les deux la colonne a discriminant c_1. Cela oblige c_2 et c'_2 à être apprises dans des colonnes reliées par des connexions multimodales à la colonne a (carré rouge) et donc spatialement proches. Il peut en découler des ruptures de continuité, par exemple au niveau de la colonne b dont la discrimination ne pourra être à la fois proche de c_2 et de c'_2 car c_2 est très différente de c'_2. Dans le cas (B), chaque corrélation multimodale est apprise en utilisant des colonnes différentes. Par conséquent, deux colonnes, ici les colonnes a et a', discriminent la même corrélation monomodale ce qui provoque une redondance du codage dans la carte 1.

multimodales pour un être vivant ce qui pourrait valider ou infirmer notre hypothèse.

7.2.2 Plasticité des connexions multimodales

Le mécanisme d'auto-organisation conjointe des cartes modales permet d'apprendre que deux corrélations monomodales sont corrélées multimodalement. Cependant, une corrélation monomodale peut n'être reliée multimodalement à aucune autre corrélation dans une autre modalité. Cet apprentissage de la relation multimodale entre les différentes corrélations modales est obtenu par la plasticité des poids des connexions multimodales qui relient les cartes entre elles. Nous présentons dans un premier temps les mécanismes utilisés pour cet apprentissage et dans un second temps la règle de plasticité utilisée dans SOMMA.

Apprentissage de la fonction corticale

Pour rappel, l'activation de l'étage cortical d'une colonne favorise celle de l'étage perceptif et donc l'émergence d'une perception qui correspond à la représentation de la corrélation discriminée par l'étage

sensoriel de cette colonne. Par conséquent, une bulle d'activité perceptive doit uniquement activer les étages corticaux des colonnes des autres modalités discriminant une corrélation reliée multimodalement avec la corrélation représentée par cette perception. L'activité corticale dans une carte doit alors être similaire à l'activité perceptive que devrait avoir cette carte au regard des perceptions faites dans les autres modalités. En particulier, si une corrélation monomodale n'est reliée multimodalement à aucune corrélation dans une autre modalité, sa perception ne doit activer aucune colonne de la carte traitant cette autre modalité.

Du point de vue de l'étage cortical de chaque colonne, celui-ci reçoit un ensemble d'activités perceptives provenant des colonnes situées dans son champ récepteur dans les autres modalités. Pour que la perception d'une corrélation dans une modalité entraîne, via l'influence corticale, des perceptions de corrélations multimodalement reliées dans les autres modalités, l'ensemble des valeurs perceptives reçues par l'étage cortical d'une colonne doit entraîner un niveau d'activité de ce dernier qui soit similaire à celui de l'étage perceptif de la même colonne (voir figure 7.6). En pratique, nous choisissons que l'étage cortical ait une activité égale à celle de l'étage perceptif. Au final, au sein de chaque colonne, la plasticité des poids des connexions multimodales doit apprendre une fonction d'*entrée sortie* avec, comme entrée, l'ensemble des activités perceptives des colonnes situées dans le champ récepteur de l'étage cortical de cette colonne et avec, comme sortie, l'activité perceptive de la colonne. Cette fonction est bien définie puisque, par l'auto-organisation conjointe des cartes modales, les corrélations monomodales corrélées multimodalement sont apprises dans des colonnes interconnectées, ce qui amène l'étage perceptif à n'être activé que si au moins une bulle d'activité se trouve dans le champ récepteur de l'étage cortical de cette colonne.

Il est à noter que, au fil de cet apprentissage, l'étage cortical d'une colonne est de moins en moins activé par la perception de corrélations variées dans les autres modalités. En effet, au début, il répond à l'ensemble des perceptions faites dans son champ récepteur et, à la fin, il ne répond plus qu'à la perception des corrélations qui sont reliées multimodalement avec la corrélation discriminée par l'étage sensoriel de la colonne. Un tel comportement peut être mis en parallèle avec l'observation biologique de la réduction de la taille des profils de réponses des neurones multimodaux (voir le chapitre 2).

Règle de plasticité Widrow Hoff

Nous venons de voir que la règle de plasticité utilisée pour la modification des poids des connexions multimodales doit être capable d'apprendre une fonction d'entrée sortie quelconque. De plus, nous souhaitons que cette règle permette un apprentissage continu de manière à ce que le système soit capable de s'adapter à des variations environnementales pouvant entraîner une modification des corrélations multimodales. Nous avons choisi d'utiliser dans SOMMA la règle de plasticité synaptique Widrow Hoff [Widrow and Hoff, 1960] qui offre ces deux propriétés. Cette règle hebbienne permet, par un mécanisme itératif de descente du gradient, l'apprentissage d'une fonction d'entrée sortie, la sortie étant fournie par un superviseur.

Formellement, considérons une unité corticale recevant en entrée les activités au temps t notées $x_1(t)$ à $x_n(t)$ provenant d'autres unités corticales via des connexions dont les poids sont respectivement notés $w_1(t)$ à $w_n(t)$. L'activité sortante $u(t)$ de l'unité est calculée comme la somme pondérée de ses entrées :

$$u(t) = \sum_i w_i(t)x_i(t)$$

Pour chaque vecteur d'entrée $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_n(t))$, la sortie désirée de l'unité corticale est notée $U_{\mathbf{x(t)}}$. La règle de modification des poids des connexions proposée par Widrow et Hoff est la suivante :

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = \eta(U_{\mathbf{x(t)}} - u(t))x_i(t)$$

avec η le taux d'apprentissage constant.

D'un point de vue dynamique, si l'activité courante est plus faible que la valeur cible alors les poids des connexions provenant d'unités corticales activées sont augmentés. Ainsi, lors de la prochaine présentation du même vecteur d'entrée, la sortie du neurone sera plus forte et donc plus proche de la valeur cible. Inversement, si la sortie est supérieure à la valeur désirée, les poids synaptiques sont diminués afin de faire baisser la valeur de sortie.

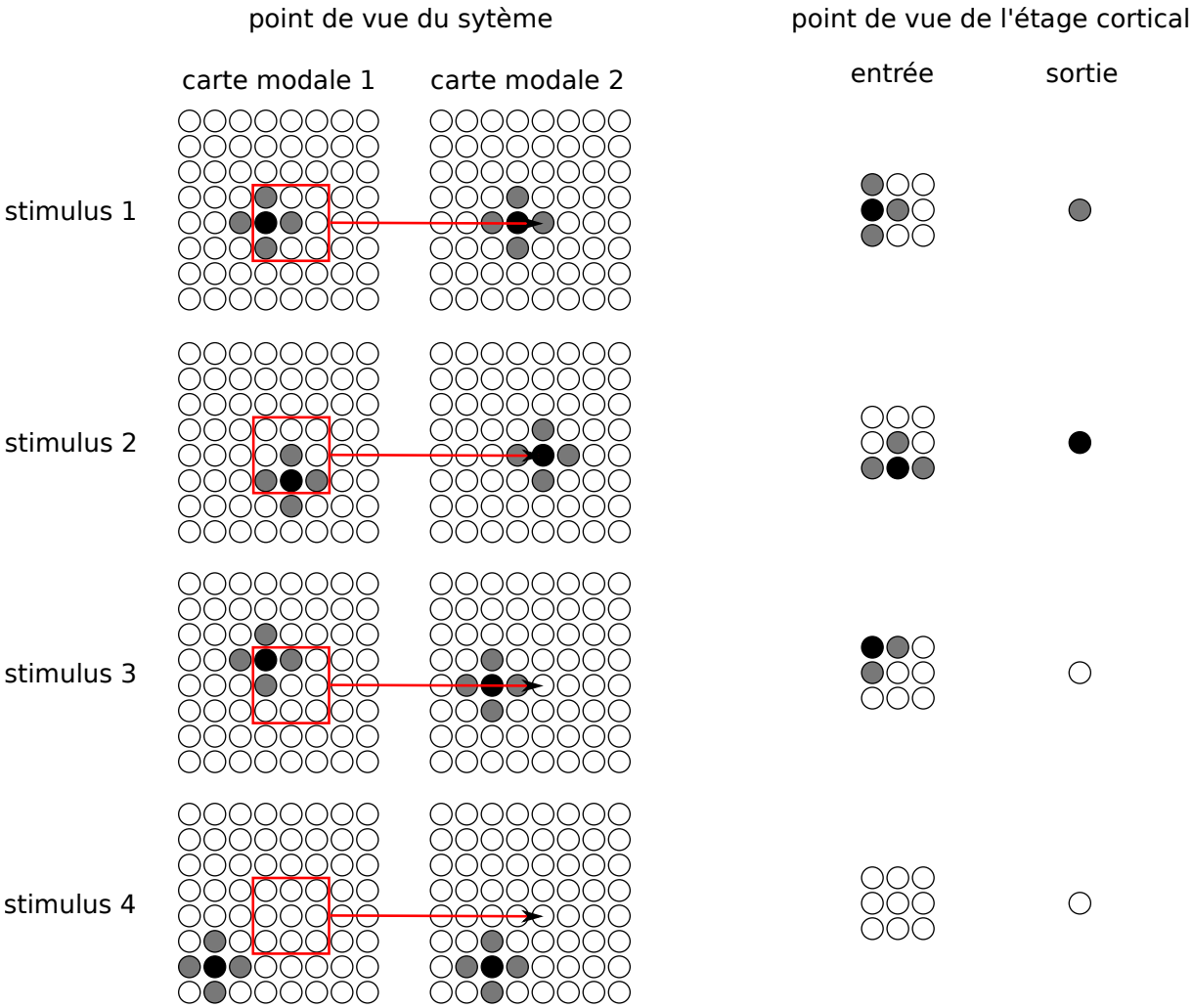


FIGURE 7.6 – À gauche, nous avons représenté les activités des étages perceptifs des colonnes de deux cartes modales soumises à quatre stimuli multimodaux différents, après que l'apprentissage de l'auto-organisation conjointe des deux cartes ait convergé. Le carré rouge représente le champ récepteur de l'étage cortical de la colonne située à la 5ème ligne et à la 5ème colonne de la carte modale 2. À droite, pour que la perception dans la carte 1 induise la perception attendue dans la carte 2, du point de vue de l'étage cortical de la colonne située à la 5ème ligne et à la 5ème colonne de la carte modale 2, l'apprentissage des poids des connexions multimodales doit fournir une fonction qui, au vecteur d'activités perceptives de la carte 1 reçu en entrée, associe une valeur de sortie égale à l'activité de l'étage perceptif de la colonne.

Appliquée à notre modèle, l'unité corticale est l'étage cortical d'une colonne, ses connexions entrantes sont les connexions multimodales et les activités entrantes correspondent aux activités perceptives des colonnes connectées (voir le chapitre 9 pour les équations détaillées). Dans notre cas, le rôle du superviseur est joué par l'étage perceptif de la même colonne qui fournit son activité comme valeur cible de l'étage cortical. Ainsi, la règle d'apprentissage peut être considérée comme non supervisée puisque la valeur cible est calculée par le modèle à partir des entrées modales. Cette règle de plasticité est également locale à la colonne, notre unité de calcul de base, et respecte ainsi notre contrainte d'utilisation d'un paradigme de calcul et d'apprentissage locaux, continus, décentralisés et non supervisés.

7.3 Emergence d'une perception multimodale unifiée

Nous avons présenté dans la section 7.1 la mise en relation des différentes cartes modales et ses conséquences sur les perceptions modales. Nous revenons dans cette section sur cette perception multimodale émergente dans le modèle SOMMA au regard des mécanismes d'apprentissage introduits dans la section 7.2. En particulier, une fois que les apprentissages ont convergé, la mise en relation des cartes modales permet une unification des différentes perceptions modales au sein d'une perception multimodale qui prend en compte l'ensemble des informations disponibles. Cette unification peut se découper en trois comportements, chacun est illustré dans une partie de cette section. Ces comportements peuvent se rapprocher de ceux observés lors d'expériences psychologiques chez l'humain (voir le chapitre 2).
Premièrement, si le stimulus multimodal courant contient une corrélation multimodale, alors le modèle en fournit une représentation.
Deuxièmement, si les différents stimuli modaux se rapprochent d'une corrélation multimodale, comme cela peut être le cas avec l'effet ventriloque ou l'effet Mc Gurk (voir le chapitre 2), le modèle interprète le stimulus comme provenant de cette corrélation et en fournit une représentation résultant d'un consensus entre les différentes informations modales.
Troisièmement, si les stimuli modaux relèvent de corrélations multimodales différentes, alors le système fournit une perception modale dans chaque carte.

Ces trois comportements ne sont pas mutuellement exclusifs. Ainsi, un stimulus multimodal peut contenir un certain nombre de stimuli modaux relevant d'une même corrélation multimodale, d'autres stimuli correspondant à une corrélation multimodale proche et encore d'autres stimuli appartenant à d'autres corrélations multimodales. Chaque carte adopte alors le comportement approprié par rapport à la dynamique global du modèle.

7.3.1 Stimuli modaux corrélés multimodalement

La présentation d'un stimulus au modèle provoque l'émergence d'une sensation dans chacune des cartes modales (voir la figure 7.7). Cette sensation amène à une perception modale qui, à son tour, active les étages corticaux de colonnes dans les autres modalités. Par l'apprentissage des poids multimodaux et l'auto-organisation conjointe des cartes modales, les seules colonnes ayant une activité corticale non nulle, dans une carte donnée, sont celles discriminant une corrélation reliée multimodalement avec une corrélation perçue dans une autre modalité (voir la section 7.2). Dans le cas d'un stimulus contenant une corrélation multimodale, les colonnes ayant leur étage cortical activé sont également celles qui ont leur étage sensoriel activé. L'activité corticale confirme ainsi la sensation locale, ce qui entraîne l'augmentation de l'activité perceptive. Au final, la perception multimodale représente la corrélation multimodale contenue dans le stimulus. Il est à noter que si le stimulus contient plusieurs corrélations multimodales, de manière similaire au cas d'une carte modale isolée (voir le chapitre 6), le modèle ne pourra en représenter qu'une à cause de l'unicité de la bulle modale.

Par ailleurs, on retrouve avec notre modèle la constatation biologique que la présentation d'un stimulus multimodal améliore la perception de l'environnement comparativement à la réception d'un stimulus purement monomodal. En effet, pour une activation sensorielle donnée, la présence d'un stimulus corrélé dans une autre modalité, provoque l'activation de l'étage cortical. Cela augmente le terme afférent de l'étage perceptif et facilite non seulement l'émergence d'une perception mais fournit également une perception plus forte.

7.3.2 Stimuli modaux proches d'une corrélation multimodale

Nous nous intéressons dans cette section à la réponse de notre modèle en cas de réception d'un stimulus multimodal contenant des corrélations monomodales proches d'une corrélation multimodale, notée C. De manière formelle, cela signifie que tout ou partie des corrélations modales contenues dans les stimuli respectifs sont proches des corrélations modales définissant la corrélation C (voir la section 5.3.3 pour la définition formelle de la proximité entre deux corrélations). En pratique, ce cas peut correspondre à l'effet ventriloque dans lequel la localisation des sources sonores et visuelles ne sont pas identiques mais spatialement proches.

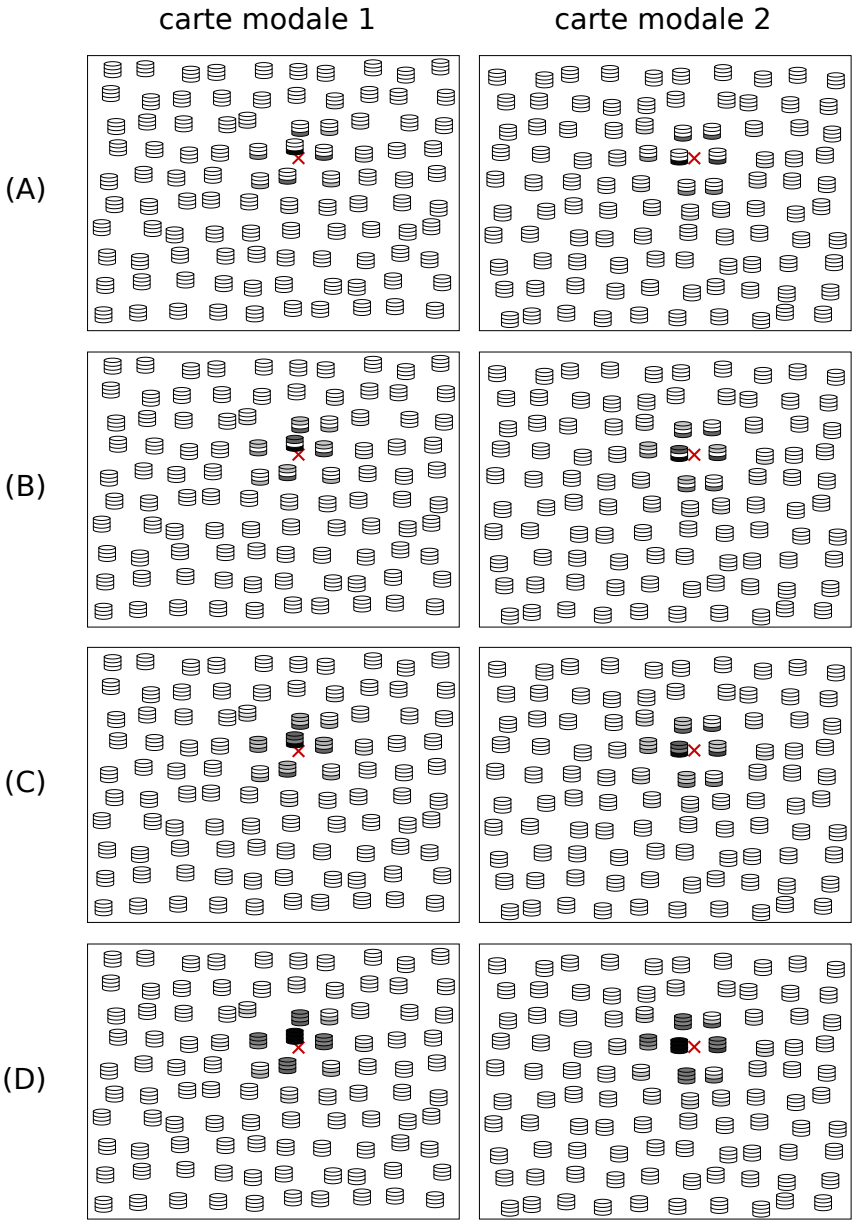


FIGURE 7.7 – Nous représentons de manière symbolique le fonctionnement de notre modèle, ici avec deux cartes modales, une fois que l'apprentissage a convergé. Chaque carte est projetée dans l'espace des corrélations présentes dans son flux d'entrée, espace que nous représentons ici de manière bidimensionnelle par un rectangle noir. Avec cette projection, l'emplacement de chaque colonne d'une carte correspond à la discrimination de son étage sensoriel. Les croix rouges correspondent aux corrélations modales présentes dans le stimulus reçu par le système. Ces croix sont situées au même endroit pour chaque modalité afin de faciliter l'illustration de leur appartenance à une corrélation multimodale. (A) La réception du stimulus provoque l'activation de l'étage sensoriel dans une petite zone de la carte par l'auto-organisation des cartes modales. (B) La sensation fait émerger une bulle d'activité perceptive monomodale dans chaque carte. (C) Chaque perception active l'étage cortical des autres modalités. (D) Comme la corrélation présente dans le stimulus est cohérente avec l'espace des corrélations appris, l'activité corticale confirme la sensation, augmentant l'activité perceptive.

La présentation d'un tel stimulus provoque, comme précédemment, l'émergence d'une sensation et d'une perception dans chaque carte modale (voir la figure 7.8). Cependant, dans ce cas, du fait que les corrélations monomodales n'appartiennent pas à la même corrélation multimodale, l'activité corticale dans chacune des cartes n'est pas cohérente avec la sensation. Comme les corrélations modales sont proches d'une corrélation multimodale, par la cohérence spatiale des activités sensorielles et corticales, ces dernières se recoupent, c'est-à-dire que certaines colonnes ont leurs étages sensoriel et cortical activés. Cela entraîne un déplacement de la perception dans chaque modalité de manière à être en accord avec les perceptions faites dans les autres modalités. Au final, au niveau du système, par le mécanisme de résonance entre les cartes (voir la section 7.1) et leur auto-organisation conjointe, l'état du système se stabilise sur une perception multimodale telle que chaque perception modale représente une corrélation proche de celle reçue, perception multimodale qui représente la corrélation C.

Contrairement à l'effet ventriloque observé chez les humains, le modèle ne fournit pas un phénomène de captation visuelle, c'est-à-dire la perception du son à l'emplacement du stimulus visuel (voir le chapitre 2) étant donné que les deux perceptions sont modifiées de façon similaire. Nous revenons sur ce point dans les perspectives (voir le chapitre 10).

7.3.3 Stimuli relevant de corrélations multimodales différentes

Considérons un stimulus multimodal contenant des corrélations modales appartenant à des corrélations multimodales différentes. Cela signifie que chaque couple de corrélations prises dans deux modalités différentes n'appartiennent pas à la même corrélation multimodale et ne sont pas proches d'une corrélation multimodale. Lorsque le modèle reçoit un tel stimulus, une sensation apparaît dans chaque carte, ce qui entraîne l'émergence d'une perception (voir la figure 7.9). Cependant, comme aucune corrélation multimodale n'est présente, les colonnes dont l'étage cortical est activé par ces perceptions ont leur étage sensoriel non activé. Par conséquent, chaque carte représente sa propre perception du stimulus reçu puisque les informations apportées par les autres modalités sont incohérentes. Il est à noter que la perception faite par le modèle n'est pas stéréotypée et correspond donc à un ensemble de perceptions modales et non à une perception multimodale.

7.4 Généralisation des corrélations multimodales

Bien que la mise en relation des différentes cartes modales influe sur les perceptions et donc sur l'apprentissage des corrélations monomodales, chaque carte modale reste auto-organisée (voir la section 7.2). Cela permet de conserver la propriété de généralisation de la représentation des corrélations monomodales (voir le chapitre 4).

Concernant la représentation des corrélations multimodales, celle-ci est également généralisable grâce à la combinaison de deux mécanismes : d'une part, l'auto-organisation conjointe des cartes modales et, d'autre part, la topographie des corrélations multimodales ainsi que l'apprentissage de leur poids. Considérons deux corrélations multimodales C_1 et C_2 qui ont été apprises par le modèle. Leur présentation respective va provoquer l'émergence d'une perception multimodale unifiée avec l'ensemble des colonnes dont l'étage cortical est activé ayant également leur étage sensoriel activé. Comme notre étude est placée sous l'hypothèse d'un espace des corrélations multimodales qui est localement continu (voir le chapitre 3), une corrélation multimodale C' proche de C_1 et de C_2 est constituée de corrélations monomodales qui sont proches ou identiques à celles composant C_1 et de même par rapport à C_2. Grâce à l'auto-organisation de chaque modalité, la présentation d'un stimulus contenant les corrélations monomodales de C' provoque l'émergence de perceptions monomodales proches à la fois de celles composant C_1 et de celles composant C_2. La topographie des connexions multimodales et l'apprentissage des poids de ces connexions permettent, au niveau de chaque carte, une activation des étages corticaux de colonnes proches de celles dont l'étage cortical est activé par la perception multimodale de C_1 et de C_2. Par l'auto-organisation conjointe des différentes cartes, les colonnes ayant leur étage cortical activé lors de la réception de C' ont également leur étage sensoriel activé. Au final, la perception multimodale faite par le modèle correspond à la représentation de la corrélation C' et est proche de celles de C_1 et de C_2 (voir figure 7.10).

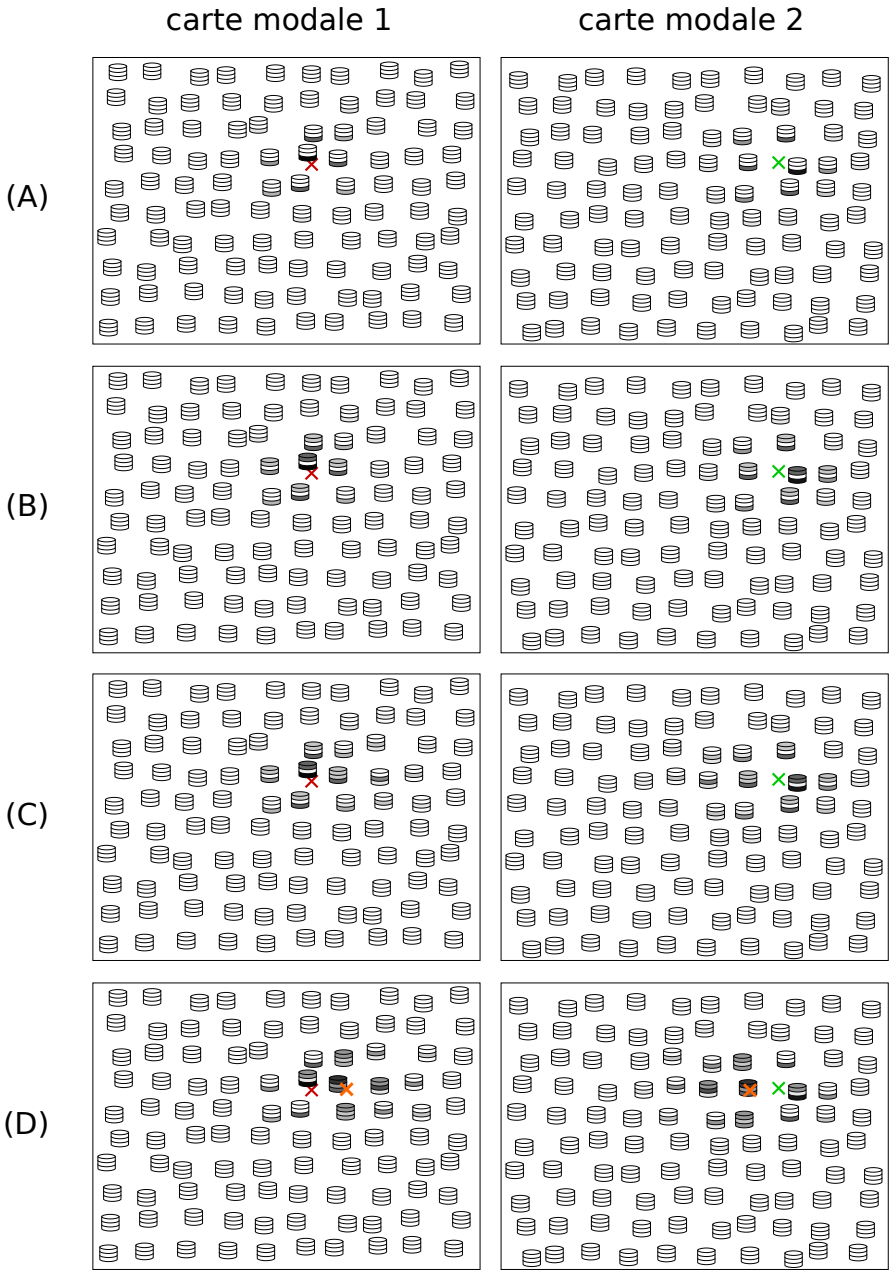


FIGURE 7.8 – La représentation utilisée pour les cartes modales est la même que celle de la figure 7.7, s'y référer pour plus de détails. Les croix rouges et vertes correspondent aux corrélations modales reçues respectivement par la carte 1 et 2. Elles sont de couleurs différentes et ne sont pas situées au même emplacement car elles ne relèvent pas d'une même corrélation multimodale. (A-B) La présentation du stimulus provoque l'émergence d'une sensation puis d'une perception dans chaque carte. (C) Comme les différentes corrélations modales sont proches d'une corrélation multimodale, les activités corticales sont légèrement déplacées par rapport aux sensations. (D) Par une dynamique de compétition et de relaxation, le système modifie les perceptions monomodales afin qu'elles soient cohérentes au niveau multimodal. Il en résulte la perception d'une corrélation multimodale unifiée (croix orange) qui diffère des véritables corrélations reçues dans chacune des modalités (croix verte et rouge).

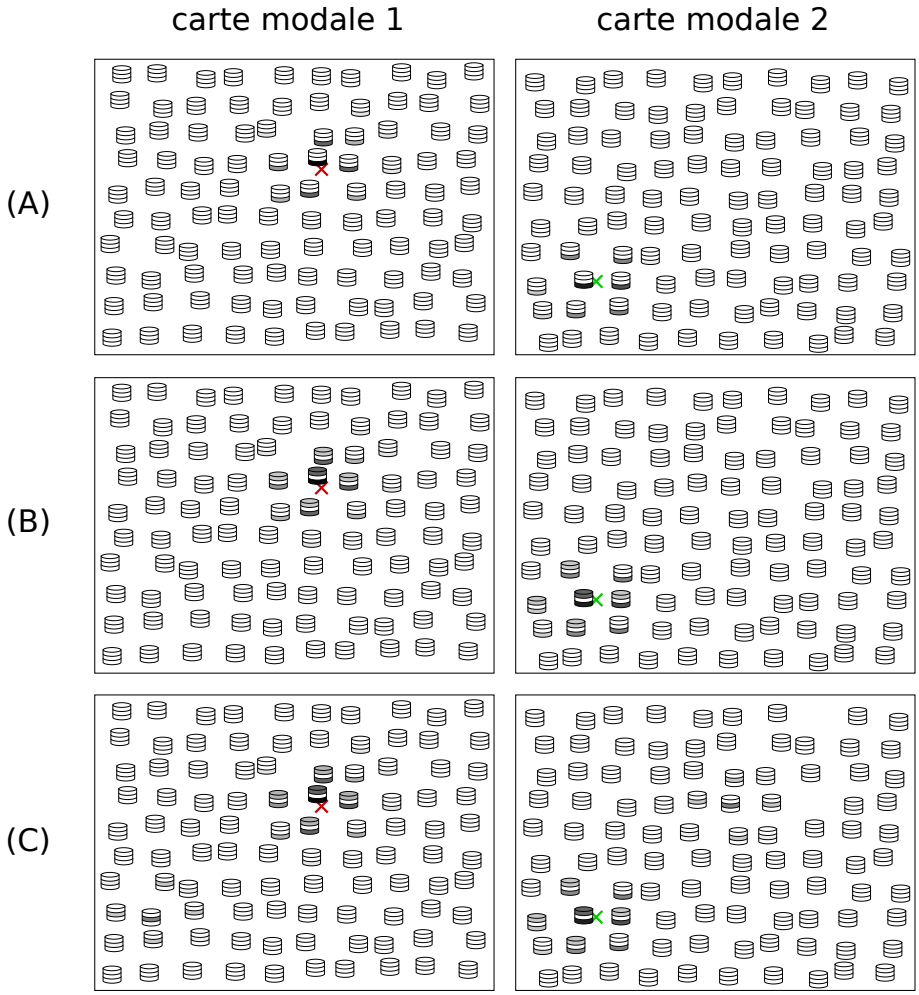


FIGURE 7.9 – La représentation utilisée pour les cartes modales est la même que celle de la figure 7.7, s'y référer pour plus de détails. Sur cet exemple, la modalité 1 et la modalité 2 reçoivent chacune une corrélation, respectivement représentées par une croix rouge et une croix verte, appartenant à des corrélations multimodales différentes. (A-B) La présentation du stimulus entraîne l'émergence d'une sensation et d'une perception dans chaque carte modale. (C) Comme les corrélations perçues dans chaque modalité appartiennent à des corrélations multimodales différentes, les perceptions activent les étages corticaux de colonnes n'ayant pas leur étage sensoriel activé. La mise en relation multimodale n'a alors aucun effet sur la perception qui a émergé dans chaque modalité et qui représente alors uniquement une corrélation modale.

7.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la mise en relation des cartes modales afin de permettre le traitement multimodal de l'information dans SOMMA. Cette mise en relation présente deux principes structurels forts.

Premièrement, nous avons opté pour une architecture générique permettant le traitement de stimuli monomodaux et multimodaux. Ainsi, toutes les cartes modales sont interconnectées par des connexions multimodales sans passer par une carte associative dédiée à la mise en relation multimodale. Ce choix s'inscrit dans l'hypothèse biologique d'un cortex multimodal présentée dans le chapitre 2.

Deuxièmement, nous imposons un profil topographique aux connexions multimodales. Ce choix se fonde,

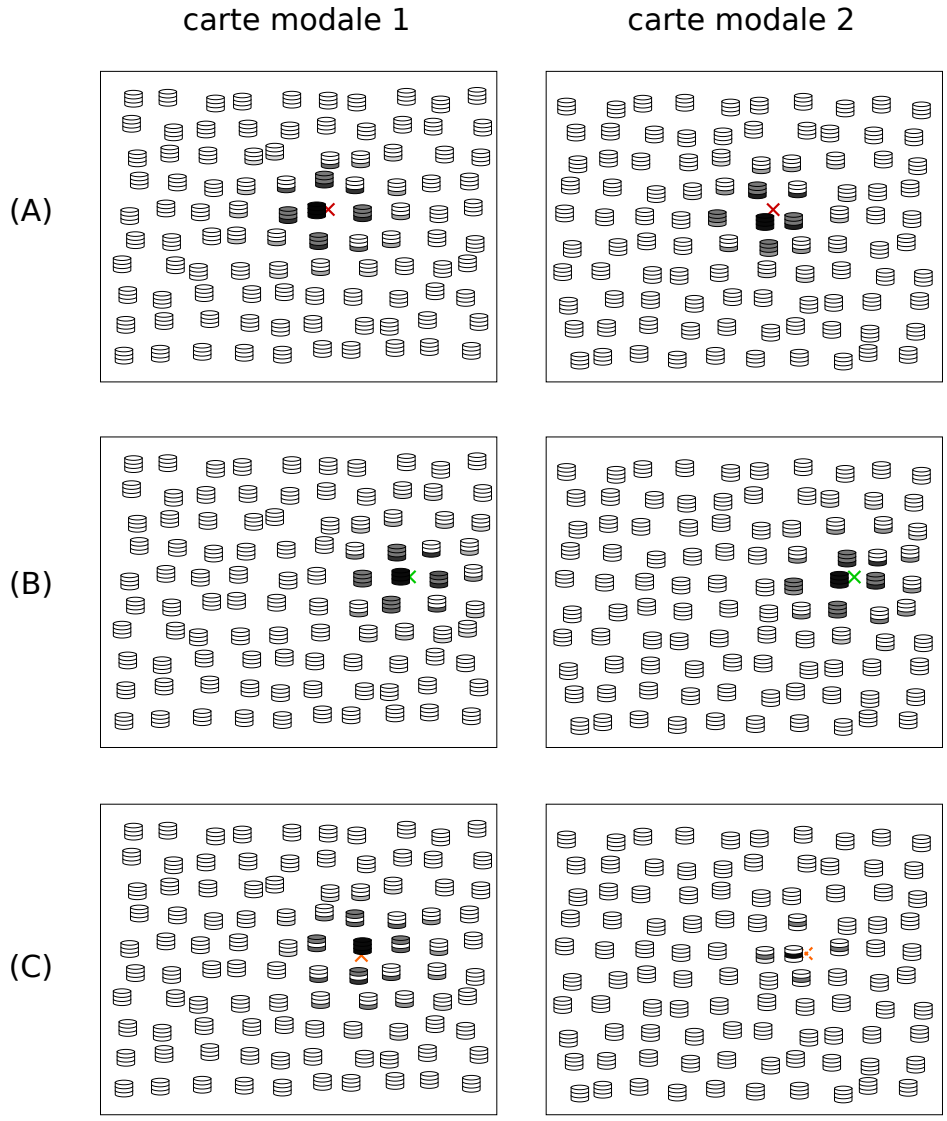


FIGURE 7.10 – La représentation utilisée pour les cartes modales est la même que celle de la figure 7.7, s'y référer pour plus de détails. (A-B) La présentation de deux corrélations multimodales C_1 (croix rouges) et C_2 (croix vertes) apprises par le modèle fait émerger des perceptions multimodales cohérentes (étages sensoriels et corticaux activés dans les mêmes colonnes). (C) Nous n'avons représenté que la dynamique engendrée par la réception de la corrélation de la modalité 1 constituant une corrélation C' inconnue, proche de C_1 et C_2. Par l'auto-organisation de la carte 1, cette corrélation modale provoque, dans la carte modale 1, l'émergence d'une sensation et d'une perception monomodale proche de celles obtenues pour C_1 de C_2. Cette perception provoque l'activation des étages corticaux de certaines colonnes dans la carte modale 2. Par les connexions multimodales topographiques et l'apprentissage de leur poids, ces colonnes sont proches de celles dont l'étage cortical était activé lors de la présentation de C_1 de C_2. Par l'auto-organisation conjointe des différentes cartes modales, l'activation perceptive de ces colonnes représenterait la corrélation monomodale appartenant à C', représentée par la croix orange pointillée. Cette dynamique exposée pour la réception de la corrélation dans la première carte modale est la même pour la seconde carte et aboutit en pratique à une perception multimodale de C' qui est proche de celles obtenues pour C_1 et C_2.

d'une part, sur la constatation que ce type de connexions est répandu dans le cortex et pourrait être d'origine génétique (voir le chapitre 2). D'autre part, il offre des avantages sur le plan fonctionnel comme la facilitation des mécanismes de généralisation (voir le chapitre 1 pour plus de détails).

Techniquement, chaque colonne de chaque carte modale dispose d'un étage cortical. Cet étage reçoit, via les connexions multimodales, les activités perceptives de certaines colonnes dans l'ensemble des autres modalités. L'activité corticale fournit ainsi une représentation partielle des perceptions effectuées dans les autres modalités. Cette activité corticale est prise en compte dans le calcul de l'activité perceptive de la colonne. Elle permet de confirmer la sensation effectuée en modulant l'activité sensorielle. Cela crée une boucle cortico-perceptive excitatrice entre les différentes modalités. Au niveau du modèle, cette boucle provoque une dynamique de compétition et de relaxation entre les différentes perceptions monomodales aboutissant à une perception multimodale stéréotypée. Cette modification de la perception monomodale provoque une auto-organisation conjointe de l'ensemble des modalités, sous certaines conditions que nous détaillons dans le prochain chapitre. Cette auto-organisation conjointe, associée à la plasticité des poids des connexions multimodales, permet l'apprentissage des corrélations multimodales.

Cet apprentissage est utilisé pour l'émergence d'une perception multimodale unifiée qui vise à retrouver une corrélation multimodale présente dans le stimulus reçu. En particulier, si les stimuli modaux relèvent de corrélations multimodales proches, le système intègre l'information multimodale en influant sur chacune des perceptions modales. À ce titre, notre modèle présente certaines caractéristiques se rapprochant de celles observées en psychologie chez l'humain. De plus, par la combinaison de l'auto-organisation conjointe des différentes cartes modales, d'une part, et de la structure et de l'apprentissage des connexions multimodales, d'autre part, SOMMA est capable de généraliser la représentation des corrélations multimodales apprises, à des corrélations inconnues.

Chapitre 8

La carte modale comme support actif de l'information modale

Le traitement multimodal de l'information dans SOMMA résulte de l'interconnexion des différentes cartes modales, une pour chaque modalité (voir le chapitre 7 pour plus de détails). L'obtention d'une perception multimodale entraîne la modification des perceptions modales émergentes dans chaque carte de façon à prendre en compte l'information amenée par les perceptions des autres modalités. Cela conduit à la localisation de l'ensemble des perceptions modales dans des zones reliées par des connexions multimodales. Cette modification des perceptions modales doit permettre un apprentissage des corrélations multimodales par une auto-organisation conjointe des différentes cartes, c'est-à-dire une auto-organisation de chaque carte telle que les corrélations monomodales reliées multimodalement soient apprises dans des colonnes qui sont reliées par des connexions multimodales. Cela requiert en pratique l'apprentissage d'une corrélation présente dans le stimulus courant sous la bulle d'activité perceptive, problématique que nous traitons dans ce chapitre.

Dans un cadre multimodal, l'activité perceptive voit ainsi son rôle renforcé. D'une part, elle doit fournir l'auto-organisation des corrélations monomodales, comme dans le cas d'une carte modale isolée. D'autre part, elle indique également l'emplacement de l'apprentissage des corrélations monomodales afin de permettre celui des corrélations multimodales. Nous tenons à préciser que, bien que le rôle de l'activité perceptive soit renforcé dans un cadre multimodal, notre modèle respecte toujours l'idée d'un apprentissage progressif. En effet, même si l'activité perceptive contraint l'apprentissage de l'étage sensoriel, ce dernier doit toujours être capable de fournir de manière autonome une discrimination afin de permettre l'émergence d'une perception modale puis multimodale.

Ce rôle renforcé de l'étage perceptif a des conséquences sur les propriétés attendues de l'apprentissage des poids montants. Nous détaillons dans une première section ces attentes et étudions l'adéquation de ces dernières avec le mécanisme de modulation additive de la règle BCM utilisé dans nos cartes modales. Nous proposons dans une seconde partie une variante de la règle BCM, nommée BCMu, qui permet de fournir les propriétés attendues pour l'apprentissage sensoriel. Son utilisation pour l'étage sensoriel des colonnes de nos cartes modales permet ainsi la compatibilité de ces dernières avec notre modèle.

8.1 L'influence multimodale sur l'apprentissage sensoriel

Utilisée de manière isolée, nous attendons d'une carte modale qu'elle s'auto-organise de manière à généraliser la représentation des corrélations monomodales apprises (voir la partie II). Dans SOMMA, cette auto-organisation est contrainte de manière à apprendre les corrélations multimodales. Cela nécessite une nouvelle propriété pour l'apprentissage des poids montants. Nous détaillons dans la première section les propriétés attendues pour l'apprentissage des poids montants afin de permettre l'utilisation des cartes modales dans SOMMA. Dans une seconde section, nous étudions les propriétés de la règle BCM vis-à-vis de ces attentes.

8.1.1 Les propriétés attendues

Dans SOMMA, afin d'obtenir l'auto-organisation conjointe des cartes modales, après apprentissage, l'étage sensoriel d'une colonne doit non seulement discriminer une corrélation proche de celles discriminées par les étages sensoriels des colonnes proches, mais la réception de cette corrélation discriminée doit également provoquer l'activation de l'étage perceptif de cette même colonne. Du point de vue de la règle utilisée pour l'apprentissage des poids montants, cela se traduit par l'existence de quatre propriétés. Les trois premières permettent l'émergence d'une auto-organisation dans la carte modale comme dans le cas de son utilisation de manière isolée. La dernière est nécessaire à l'apprentissage des corrélations multimodales.

Premièrement, la règle doit fournir une émergence autonome d'information pour que l'étage sensoriel initie l'apprentissage progressif de notre modèle. D'un point de vue technique, cela doit amener, au niveau de la carte, à une activité sensorielle significativement différente selon les stimuli reçus permettant l'émergence d'une perception différente pour chacun de ces stimulus (voir le chapitre 5).

Deuxièmement, après apprentissage, la règle doit fournir un codage tabulaire de l'environnement fondé sur la discrimination d'une corrélation présente dans le flux d'entrée reçu. Nous avons décrit dans le chapitre 5 les avantages de la discrimination d'une corrélation plutôt que celle d'un prototype.

Troisièmement, afin d'obtenir l'auto-organisation des discriminations par la rétropropagation de l'activité perceptive, la règle doit présenter une propriété d'extrapolation locale. Cela signifie que si deux corrélations proches sont modulées, c'est-à-dire que la réception de ces corrélations est simultanée à celle d'un signal de modulation, alors la règle peut apprendre la discrimination à une autre corrélation qui est proche de celles modulées (pour plus de précisions se reporter au chapitre 5).

Quatrièmement, la réception de la corrélation discriminée par l'étage sensoriel doit amener à l'activation perceptive de la colonne. Or, l'activité perceptive est utilisée comme signal de modulation pour l'apprentissage des poids montants. La règle doit donc faire émerger une discrimination à une corrélation qui est modulée.

8.1.2 Efficacité de la modulation sur l'apprentissage BCM

Nous avons détaillé dans la section précédente les quatre propriétés dont doit disposer la règle d'apprentissage utilisée pour l'étage sensoriel des colonnes corticales dans SOMMA. Nous vérifions, dans cette section, la satisfaction de ces propriétés par la règle BCM avec modulation additive que nous utilisons dans notre modèle de carte modale isolée (voir le chapitre 6). Nous nous intéressons plus particulièrement à la quatrième propriété, qui est nécessaire pour la mise en relation des cartes modales, et qui consiste en la discrimination d'un stimulus qui est modulé. Pour cela, nous analysons, dans une première partie, l'efficacité du mécanisme de modulation de la règle BCM et plus spécifiquement son évolution par rapport au moment d'apparition de la modulation du stimulus. Cette efficacité est définie par le fait que le stimulus discriminé est un stimulus modulé. Dans une seconde partie, nous mettons ces résultats en perspective avec la dynamique de notre modèle.

Cas général

Reprenons la terminologie et les équations de la règle BCM avec modulation additive introduite dans la section 5.3 :

$$u(t) = \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t) \tag{8.1}$$

$$\theta(t) = \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}} dt' \tag{8.2}$$

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = \eta x_i(t)u(t)(u(t)-\theta(t)) \tag{8.3}$$

avec $u(t)$ l'activité du neurone, $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_m(t))$ son vecteur de poids des connexions afférentes, $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_m(t))$ les activités reçues par les connexions afférentes, τ la fenêtre temporelle utilisée

pour le calcul du seuil flottant LTP/LTD $\theta(t)$, λ la force de la modulation, $m(t)$ le signal de modulation et η le taux d'apprentissage.

Pour rappel, la règle BCM se fonde sur un mécanisme de compétition temporelle entre les stimuli, ce qui signifie que le neurone tend à discriminer le stimulus qui provoque la plus forte réponse neuronale (voir le chapitre 5 pour plus de détails). L'efficacité de la modulation dépend ainsi de sa capacité à faire d'un stimulus modulé le stimulus auquel le neurone répond le plus fortement. Or, comme la règle BCM fait forcément émerger une discrimination à l'un des stimuli reçu, l'activité maximale du neurone à ce stimulus augmente avec l'avancement de l'apprentissage. En effet, initialement, les poids sont tirés aléatoirement et les réponses aux différents stimuli sont proches. En revanche, une fois la convergence atteinte, le neurone répondra $\frac{1}{p}$ au stimulus discriminé, avec p sa probabilité d'apparition dans le flux entrant perçue par le filtre exponentiel utilisé pour le calcul du seuil flottant, et 0 aux autres stimuli. Par conséquent, l'efficacité de la modulation dépend du moment d'apparition du signal modulateur relativement à l'avancement de l'apprentissage comme cela peut être observé avec les bassins d'attraction (voir la figure 8.1).

Nous avons quantifié l'évolution de l'efficacité du mécanisme de modulation, par rapport à la dynamique de la règle BCM, sur un exemple simple d'un neurone recevant en entrée un ensemble fini de 10 stimuli $\mathbf{x^1}$ à $\mathbf{x^{10}}$ orthonormés. Parmi ces stimuli, seul $\mathbf{x^1}$ est modulé, avec un signal de modulation constant, à partir d'un temps t_0. Ainsi le signal de modulation est défini par la fonction suivante :

$$m(t) = \begin{cases} M \text{ si } \mathbf{x(t)} = \mathbf{x^1} \text{ et } t \geq t_0 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

Pour t_0 variant de 0 à 10^7, par pas de 10^4, nous avons mesuré l'efficacité du mécanisme de modulation, calculée comme le pourcentage de fois, sur 1000 essais, où le neurone discriminait le stimulus modulé (voir la figure 8.2). Il apparaît clairement que l'efficacité de la modulation dépend de l'avancement de la convergence de la règle BCM.
Dans la première phase, les réponses aux différents stimuli sont du même ordre de grandeur puisque les poids initiaux sont aléatoires. L'augmentation de la réponse neuronale à un stimulus, provoquée par sa modulation, permet alors à ce stimulus de facilement gagner la compétition temporelle entre les stimuli et donc à la modulation d'être toujours efficace.
Dans la deuxième phase, le seuil LTP/LTD augmente rapidement engendrant la compétition temporelle entre les stimuli. Cette compétition entraîne l'augmentation de la réponse au stimulus qui deviendra discriminé pendant que la réponse aux autres stimuli tendra au final vers 0 (voir le chapitre 5 pour plus de détails). Plus cette compétition est avancée, plus l'écart entre la réponse à un stimulus quelconque et la réponse au futur stimulus discriminé est grande et plus il est difficile à la modulation de faire d'un stimulus modulé le stimulus auquel le neurone répond le plus fortement. Il en résulte que l'efficacité de la modulation diminue à mesure que la compétition avance.
Dans la troisième phase, la règle BCM a convergé vers un point stable, qui correspond à la discrimination d'un stimulus et la modulation n'est alors plus efficace.

Les valeurs d'efficacité mesurées dépendent des paramètres choisis et en particulier de la valeur de la force et du signal de modulation. Cependant, la dynamique d'évolution de cette efficacité est similaire dans tous les cas. En particulier, la modulation ne peut plus être efficace dans la troisième phase. En effet, afin d'assurer des poids positifs, la valeur de la modulation, égale au produit du paramètre λ par le signal de modulation, ne peut excéder $\frac{1}{p}$, avec p la probabilité d'apparition de n'importe quel stimulus (voir le chapitre 5). Par conséquent, si la modulation porte sur un stimulus non discriminé, la réponse du neurone à ce stimulus est nulle donc l'augmentation de cette réponse ne peut faire en sorte de la rendre supérieure à la réponse au stimulus discriminé à cause de la contrainte exposée précédemment. Par la compétition temporelle entre les stimuli, la réponse au stimulus modulée tendra vers 0, ce qui laisse la discrimination inchangée.

Cas du modèle SOMMA

Dans SOMMA, l'émergence et l'apprentissage de l'information se font de manière progressive. Dans une carte modale, même utilisée de manière isolée, l'apparition d'une activité sensorielle est un préalable à l'émergence d'une perception monomodale (voir le chapitre 6). Lors de la mise en relation des différentes

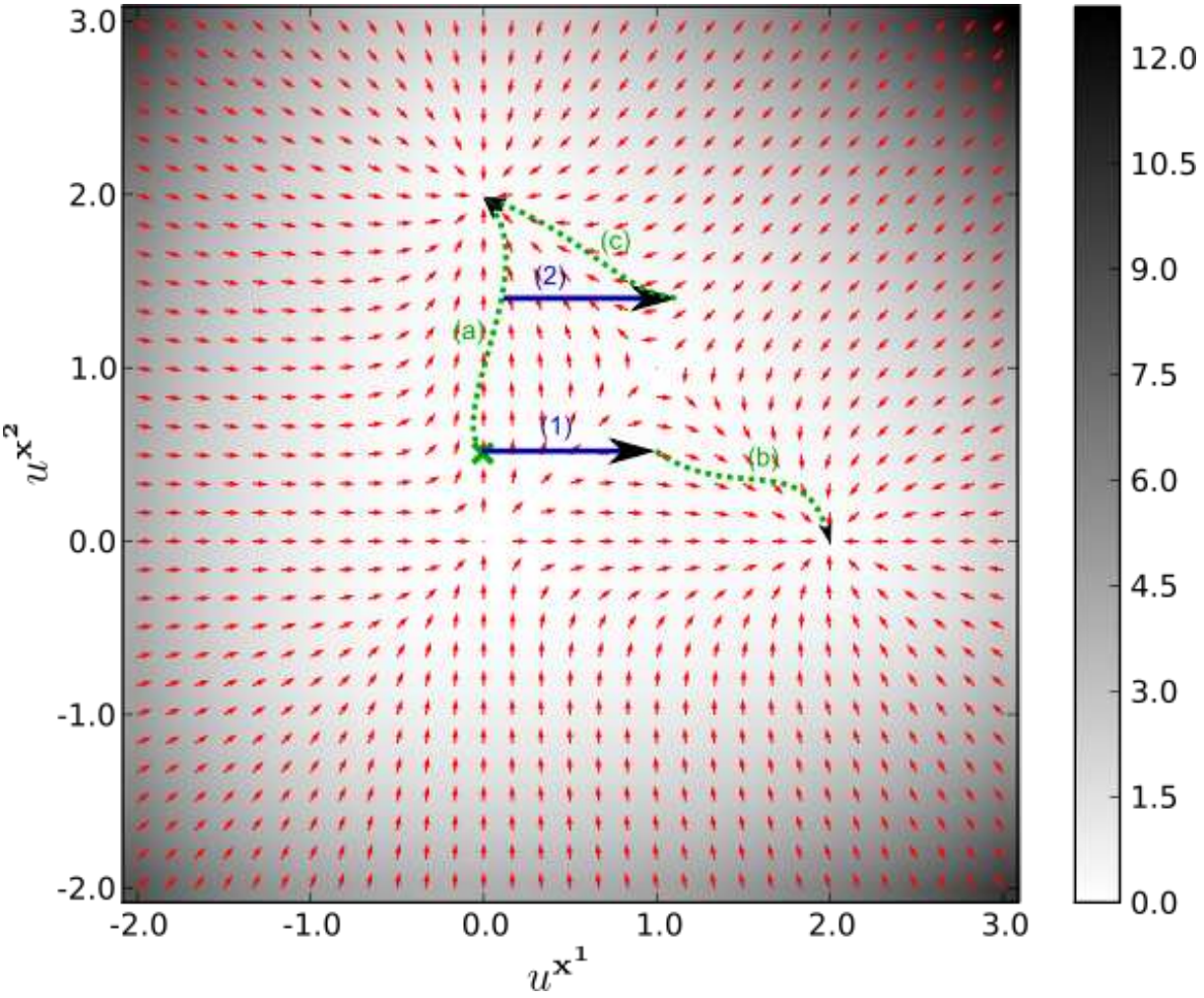


FIGURE 8.1 – Représentation de la modification moyenne, par la règle BCM, du vecteur des réponses d'un neurone à deux stimuli orthonormés $\mathbf{x^1} = (1, 0)$ et $\mathbf{x^2} = (0, 1)$ et équiprobables ($p_1 = p_2 = 0.5$), en fonction des réponses aux deux stimuli (voir la section 5.2.2 pour plus de détails). La direction de la modification est représentée par les flèches et sa norme par un codage couleur suivant l'échelle mise à droite. Sur une telle représentation, la modulation du stimulus $\mathbf{x^1}$ correspond à une translation du vecteur des activités le long de l'axe des abscisses, de sens et de norme égaux à la valeur du terme de modulation que l'on suppose constant. Pour un vecteur d'activité initial, représenté par la croix verte, l'efficacité de la modulation du stimulus 1 dépend du moment de l'apparition de la modulation. Une évolution possible de ce vecteur d'activité sans aucune modulation est représenté par le chemin (a). Si le stimulus 1 est modulé dès le début (flèche (1)), le vecteur d'activités se retrouve dans le bassin d'attraction de la discrimination du premier stimulus et le neurone tend alors à discriminer le stimulus modulé (chemin (b)). Au contraire, si la modulation n'apparaît que plus tard (flèche (2)), le vecteur d'activité reste dans le bassin d'attraction de la discrimination au second stimulus (chemin (c)). Dans ce dernier cas, la modulation n'est alors pas efficace puisque le stimulus discriminé n'est pas modulé.

cartes modales, l'ensemble de ces perceptions modales, par l'intermédiaire de la boucle cortico-perceptive, permet l'émergence d'une perception multimodale unifiée (voir le chapitre 7). Situons cette dynamique progressive d'apparition de l'activité perceptive, qui sert dans notre modèle de signal de modulation pour la règle BCM, par rapport aux phases décrites dans la section précédente.

Dans un cadre monomodal, l'information apportée par l'activité perceptive apparaît après l'émergence

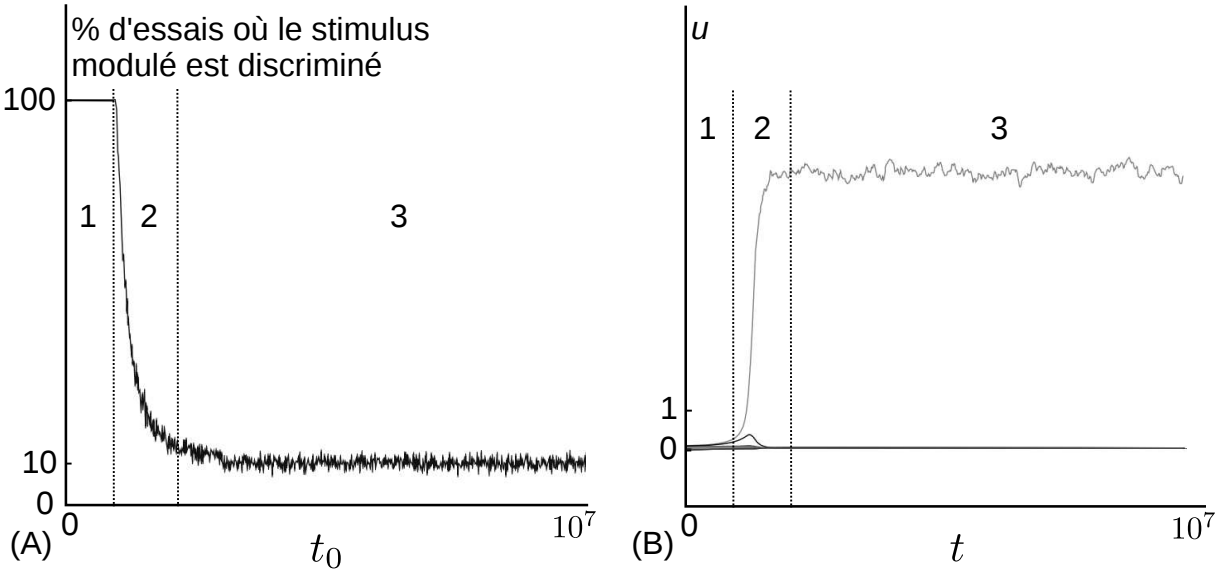


FIGURE 8.2 – Nous avons quantifié l'efficacité de la modulation additive de la règle BCM en fonction du temps t_0 d'apparition de la modulation du premier stimulus (voir le texte pour plus de détails). Le neurone reçoit un ensemble de dix stimuli orthonormés et équiprobables. Pour chaque valeur de t_0 entre 0 et 10^7 (par pas de 10^4), nous avons mesuré l'efficacité du mécanisme de modulation défini comme le pourcentage de fois (sur 1000 essais) où le neurone devenait sélectif au stimulus modulé. Nous avons représenté ce pourcentage en fonction du moment d'apparition de la modulation sur la figure (A). Précisons qu'un pourcentage de 10% de sélectivité au premier stimulus correspond à une absence d'influence du signal de modulation sur la convergence puisque l'on présente dix stimuli équiprobables au neurone. La figure (B) représente un exemple représentatif de l'évolution des réponses du neurone en fonction du temps lorsqu'aucun stimulus n'est modulé. Chaque courbe représente la réponse du neurone à l'un des stimuli. Pour l'analyse des trois phases de la dynamique de la modulation, se reporter au texte.

d'une sensation et plus particulièrement d'activités sensorielles significativement différentes d'un stimulus à l'autre (voir le chapitre 6). De telles activités sensorielles correspondent à la phase 2 de l'apprentissage, phase durant laquelle l'efficacité de la modulation décroît. Cependant, comme les poids initiaux sont aléatoires, les sélectivités n'apparaissent pas au même moment dans toutes les colonnes. Par cohérence spatiale, une activité perceptive peut ainsi apparaître pour certaines colonnes dont l'apprentissage est dans la phase 1. Cela correspond à ce que nous avons appelé 'dynamique de propagation de l'auto-organisation' dans le chapitre 6. Au final, l'auto-organisation des cartes modales est obtenue par cette dynamique de propagation de l'auto-organisation qui permet l'apparition du signal de modulation durant la première phase.

Dans un cadre multimodal, l'existence de perceptions modales fortes est un prérequis à l'émergence d'une perception multimodale (voir la section 9.2.2). Par conséquent, le signal de modulation ne peut émerger avant que la perception modale ne soit apparue, c'est-à-dire au mieux en deuxième phase. L'efficacité du mécanisme de modulation risque ainsi de ne pas être garantie, ce qui empêche l'utilisation de la règle BCM dans notre carte modale dans un cadre multimodal. De plus, en cas de variation de l'environnement, les corrélations multimodales, et par conséquent l'activité perceptive dans le système, peuvent être modifiées. Si nous voulons que notre modèle soit capable de s'adapter à ce genre de variation à tout moment, le mécanisme de modulation doit également être efficace durant la troisième phase.

8.2 La règle BCMu

Nous avons décrit dans la section 8.1.1 les propriétés que devaient fournir la règle utilisée pour l'apprentissage des poids montants d'une colonne dans SOMMA. En particulier, la mise en relation des différentes cartes modales nécessite une nouvelle propriété pour l'apprentissage des corrélations multimodales. Cette propriété consiste en l'obligation que le stimulus discriminé, après apprentissage, soit un stimulus modulé. La règle BCM utilisée dans notre modèle de carte modale isolée ne dispose pas d'une telle propriété car la modulation n'est plus efficace une fois que l'apprentissage est proche d'avoir convergé (voir section 8.1.2). Pour pallier ce problème, nous proposons une variante de la règle BCM avec modulation additive, appelée BCMu (*BCM with unlearning*, littéralement BCM avec désapprentissage).

Dans la règle BCMu, nous proposons d'ajouter un terme de régulation à l'évolution des poids proposée par la règle BCM. Son but est de borner, par un terme indépendant du flux d'entrée reçu par le neurone, la réponse de ce dernier au stimulus discriminé si et seulement si le stimulus discriminé n'est pas modulé. Le mécanisme de modulation peut ainsi être efficace, même une fois la discrimination atteinte, si cette dernière porte sur un stimulus non modulé. Cette dynamique peut être considérée comme un désapprentissage de la discrimination courante, si cette discrimination porte sur un stimulus non modulé, au profit de l'apprentissage d'une discrimination à un stimulus modulé.

Nous présentons les équations de la règle BCMu, dans la première section. Dans la deuxième section, nous illustrons son fonctionnement et ses propriétés. Dans la troisième section, nous analysons les propriétés de la règle BCMu au regard de celles attendues pour pouvoir utiliser la règle BCMu pour l'apprentissage des poids montants dans notre modèle.

8.2.1 Équations

Considérons un neurone recevant, via des connexions de poids $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_m(t))$, un ensemble de stimuli. Similairement à la règle BCM avec modulation additive (voir la section 5.3), l'activité $u(t)$ du neurone est le résultat de l'influence afférente, calculée comme la somme pondérée du stimulus courant $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_m(t))$, et de la modulation reçue :

$$u(t) = \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t)$$

avec $m(t)$ le signal de modulation reçu et λ la force de la modulation.

La règle de modification des poids afférents est la suivante :

$$\begin{aligned} \theta(t) &= \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}} dt' \\ \forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} &= \eta x_i(t)\left(u(t)(u(t)-\theta(t)) \underbrace{-\beta N(m(t))u(t)^2 w_i(t)}_{\text{terme de régulation}}\right) \end{aligned}$$

avec τ la fenêtre temporelle utilisée pour le calcul du seuil flottant LTP/LTD $\theta(t)$, η le taux d'apprentissage, β le taux de régulation et N une fonction permettant de détecter l'absence de modulation, telle que $N(x) = 1$ si $x \leq 0$ et $N(x) = 0$ si $x > 0$.

Par rapport à la règle de plasticité synaptique BCM, nous avons ajouté un terme de régulation synaptique au terme postsynaptique. Ce terme de régulation n'est différent de 0 que si $N(m(t)) = 1$, ce qui signifie que le stimulus courant est non modulé. De plus, la valeur de ce terme de modulation est fonction de $u(t)^2$. Ainsi, le terme limite les poids uniquement dans le cas où le neurone discrimine un stimulus qui est non modulé. Par ailleurs, l'élévation au carré de l'activité neuronale dans le terme de régulation a pour but de fournir à ce dernier une dynamique d'évolution qui soit similaire à celle du seuil flottant. Dans le cas contraire, la régulation aurait été contrecarrée par l'effet homéostatique du seuil flottant.

8.2.2 Propriétés

Nous avons mené une étude mathématique partielle des points stables de la règle BCMu dans le cas où le flux d'entrée reçu par le neurone est constitué de stimuli orthonormés (voir l'annexe D). Cette étude se veut complémentaire de la présentation, faite dans cette section, de la dynamique de la règle BCMu et des différentes propriétés qui en découlent. Les expériences de cette section sont ainsi effectuées avec des stimuli orthonormés (voir le chapitre 9 pour l'utilisation de flux d'entrées plus complexes).

Emergence de discriminations en l'absence de stimuli modulés

Nous avons testé le comportement de notre règle BCMu recevant un ensemble de stimuli dont aucun n'est modulé. La dynamique obtenue peut être observée sur la figure 8.3. Au début de l'apprentissage, la réponse à chaque stimulus est supérieure à la valeur du seuil flottant additionnée au terme de régulation. Il en résulte une augmentation des réponses à tous les stimuli, qui entraîne l'augmentation du seuil flottant. Cette dernière provoque la diminution de la réponse à certains stimuli qui descend alors vers 0. Dans le même temps, le terme de régulation limite la réponse maximale du neurone, puisque les stimuli ne sont pas modulés. Cela entraîne la limitation de la valeur du seuil flottant et donc l'arrêt de la compétition entre les stimuli. Les stimuli pour lesquels la réponse neuronale a atteint la valeur maximale, liée au terme de régulation, sont alors discriminés par le neurone.

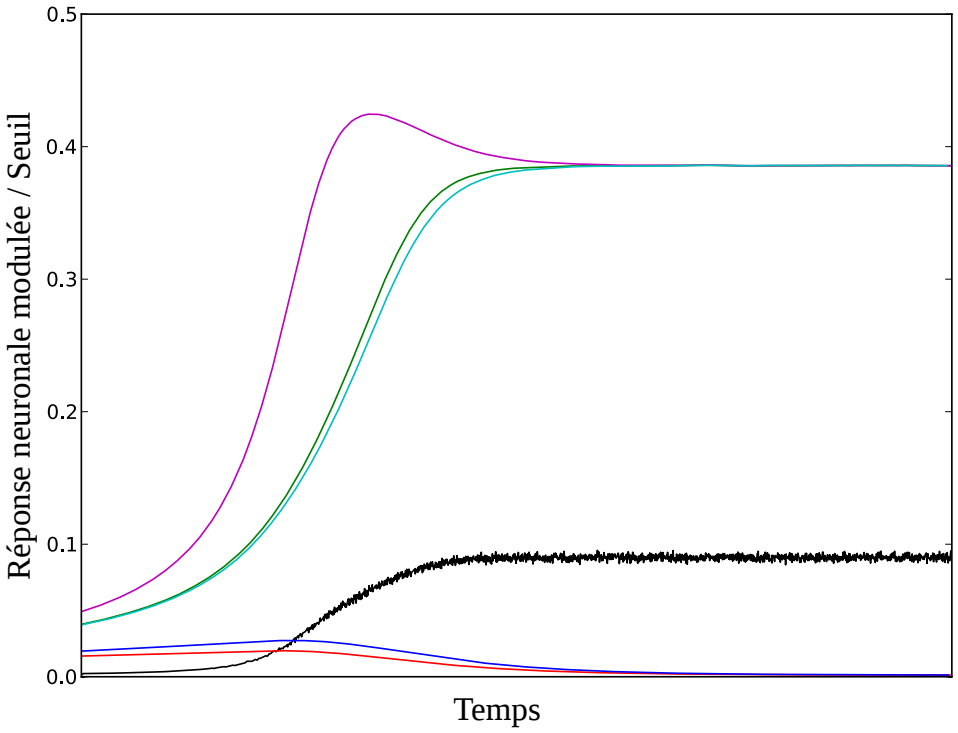


FIGURE 8.3 – Évolution des réponses d'un neurone, utilisant la règle BCMu, à cinq stimuli non modulés. Chaque ligne de couleur représente l'évolution au cours du temps de la réponse du neurone à l'un des stimuli reçu. La ligne noire correspond à l'évolution du seuil flottant $\theta(t)$. Sur cet exemple, le neurone discrimine trois stimuli après apprentissage.

L'étude mathématique que nous avons faite montre la stabilité des solutions correspondant à la discrimination d'au moins un stimulus avec une réponse neuronale à ces stimuli valant $\frac{1}{p+\beta}$ avec p la somme des probabilités d'apparition des stimuli discriminés dans le flux d'entrée et, pour rappel, β le taux de régulation. Par ailleurs, nous avons montré que ces solutions sont les seules de la règle BCMu si β a une

valeur suffisante. D'autres points stables sont susceptibles d'apparaître si la valeur de β est plus faible, mais leurs valeurs restent proches (voir l'annexe D pour plus détails).

La dynamique globale de la règle BCMu résulte de l'interaction entre les dynamiques provoquées par le seuil flottant, qui induit une compétition temporelle entre les stimuli, et par le terme de régulation, qui limite la réponse neuronale aux stimuli non modulés, ici tous les stimuli. Le nombre de stimuli discriminés par le neurone ainsi que leur identité dépend de deux facteurs.
Premièrement, le taux de régulation β, utilisé par le terme de régulation, influe sur la réponse maximale que peut fournir le neurone. Plus β est fort, plus la réponse maximale est faible et rapidement atteinte. Il en résulte que la compétition temporelle entre les stimuli est plus courte et que le nombre de stimuli dont la réponse réussit à atteindre la réponse maximale est plus important. Inversement, et à la limite quand $\beta = 0$, on retrouve le comportement de la règle BCM avec une unique discrimination.
Deuxièmement, les poids initiaux modifient les réponses initiales du neurone aux différents stimuli et donc l'évolution de ces réponses au cours du temps.

Efficacité du mécanisme de modulation

Nous avons proposé la règle BCMu afin d'obtenir la propriété de discrimination d'un stimulus modulé. Afin de vérifier cette propriété, nous avons mesuré l'efficacité du mécanisme de modulation en fonction du moment d'apparition de la modulation, par rapport à l'avancement de l'apprentissage, suivant le protocole utilisé dans la section 8.1.2. Quel que soit le moment d'apparition de la modulation, le stimulus discriminé a été celui modulé dans 100% des cas. Afin d'illustrer cette propriété, nous présentons dans cette section la dynamique obtenue lorsque le neurone reçoit des stimuli modulés et non modulés. Cela a également pour but de fournir une idée du comportement de la règle BCMu dans ce cas et en particulier des points stables pour lesquels nous ne disposons pas d'étude mathématique.

La figure 8.4 illustre le comportement de la règle BCMu lorsque la modulation est présente dès le début de l'apprentissage. Pour les stimuli modulés, comme la règle d'évolution des poids est celle de la règle BCM, la dynamique résultante est similaire.
Cela se traduit dans la phase 1 par une augmentation des réponses aux différents stimuli et une compétition temporelle entre les stimuli, engendrée par le seuil flottant. Durant cette phase, la dynamique d'évolution de la réponse aux stimuli non modulés est identique à celle présentée dans la section précédente.
Lors de la phase 2, comme la réponse aux stimuli modulés n'est pas bornée par le seuil de régulation, elle continue à augmenter ce qui entraîne l'accroissement de la valeur du seuil flottant. Il en résulte une diminution des réponses aux stimuli non modulés qui tendent vers 0. Les seuls stimuli provoquant une réponse neuronale étant ceux modulés, la règle est alors équivalente à la règle BCM ce qui amène à la discrimination d'un des stimuli modulés.

La figure 8.5 illustre le comportement de la règle BCMu lorsque la modulation des stimuli apparaît après la convergence de la règle obtenue, ce qui correspond à la discrimination d'un ou plusieurs stimuli non modulés. Une fois que la modulation est apparue le comportement est similaire à celui obtenu avec un signal de modulation présent dès le départ, à savoir une compétition temporelle entre les stimuli modulés qui entraîne la disparition des réponses aux stimuli non modulés et la discrimination d'un stimulus modulé.

La validité des dynamiques que nous venons de présenter nécessite que la réponse à un stimulus modulé augmente, de manière à supprimer la réponse aux stimuli non modulés. Pour cela, il faut que la présentation d'un stimulus modulé provoque une LTP. D'un point de vue technique, cela se traduit par le fait que l'activité neuronale modulée, qui est utilisée pour l'apprentissage, doit être supérieure à la valeur du seuil flottant. Comme la réponse neuronale aux stimuli non modulés est limitée par le terme de régulation de la règle BCMu, si le neurone discrimine un ou plusieurs stimuli non modulés, la valeur du seuil vaut $\frac{p}{(p+\beta)^2}$ avec p la somme des probabilités d'apparition des stimuli discriminés dans le flux d'entrée, seuil qui est donc inférieur dans tous les cas à $\frac{1}{\beta^2}$ (voir l'annexe D pour plus de détails). Par conséquent, le mécanisme de modulation de la règle BCMu est efficace si le signal de modulation respecte l'inégalité suivante :

$$m(t) > \frac{1}{\lambda\beta^2}$$

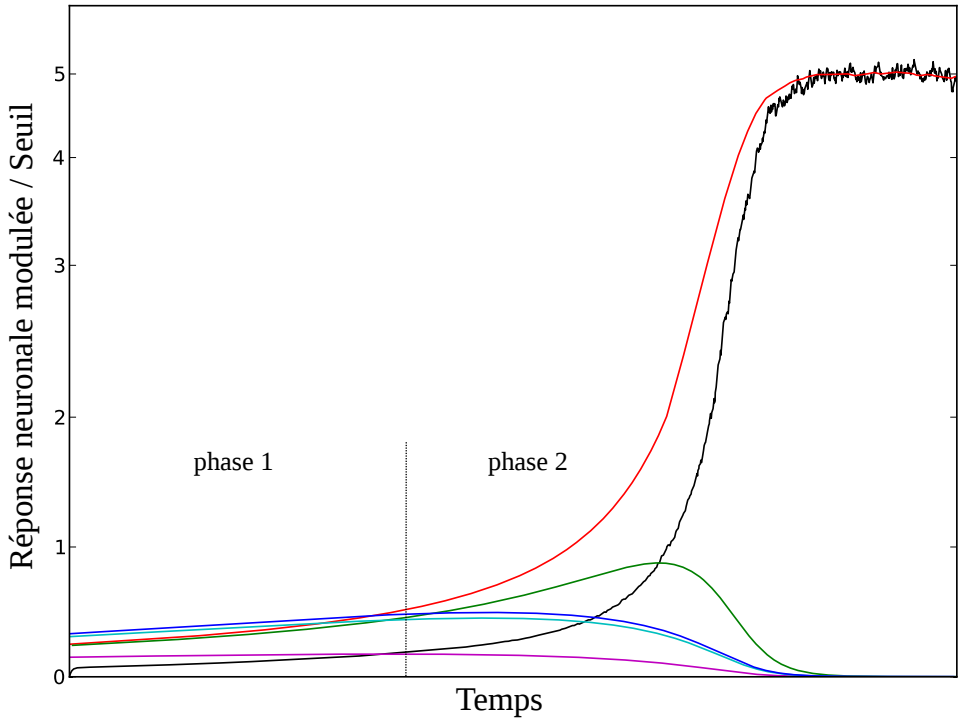


FIGURE 8.4 – Évolution des réponses modulées d'un neurone utilisant la règle BCMu à cinq stimuli, certains modulés, d'autres non. Les lignes rouge, verte et mauve correspondent aux réponses aux stimuli modulés. Les lignes bleues clair et foncé correspondent aux réponses aux stimuli non modulés. La ligne noire correspond à l'évolution du seuil flottant $\theta(t)$.

avec λ la force de la modulation et β le taux de régulation.

Plasticité de la discrimination

Nous avons vu dans la section précédente que le mécanisme de modulation était efficace même une fois qu'une ou plusieurs discriminations à des stimuli non modulés étaient apparues. Cela entraîne en particulier que le neurone est capable de modifier sa discrimination pour être en cohérence avec le signal de modulation reçu. Cette propriété de plasticité de la discrimination pour discriminer un stimulus modulé existe également si le stimulus discriminé était précédemment modulé (voir la figure 8.6).

Le bon fonctionnement de cette plasticité nécessite, comme précédemment, un signal de modulation permettant l'augmentation de la réponse neuronale au dessus du seuil $\theta(t)$ afin de permettre l'apprentissage d'un stimulus modulé. Cependant, cette contrainte se traduit différemment dans le cas où le stimulus précédemment discriminé était modulé.
Premièrement, au moment de la disparition de la modulation du stimulus discriminé, la valeur du seuil $\theta(t)$ est élevée. L'activation du terme de régulation engendre la réduction de la réponse neuronale au stimulus désormais non discriminé. Par conséquent, bien que la valeur du seuil $\theta(t)$ soit égale, après convergence, à $\frac{p}{(p+\beta)^2}$, avec p la probabilité d'apparition du stimuli discriminé dans le flux d'entrée, la valeur du seuil $\theta(t)$ est supérieure à cette valeur durant cette convergence.
Deuxièmement, si un stimulus modulé n'est pas discriminé alors la réponse neuronale modulée est égale à 0. Il n'y a donc pas de différence, au niveau de l'apprentissage, entre un stimulus non discriminé qui soit non modulé et un qui soit modulé. C'est l'apparition, ou l'augmentation, du signal de modulation pour un stimulus qui entraîne l'augmentation de la réponse neuronale modulée correspondante et qui peut permettre l'apprentissage de ce stimulus (voir la figure 8.7).

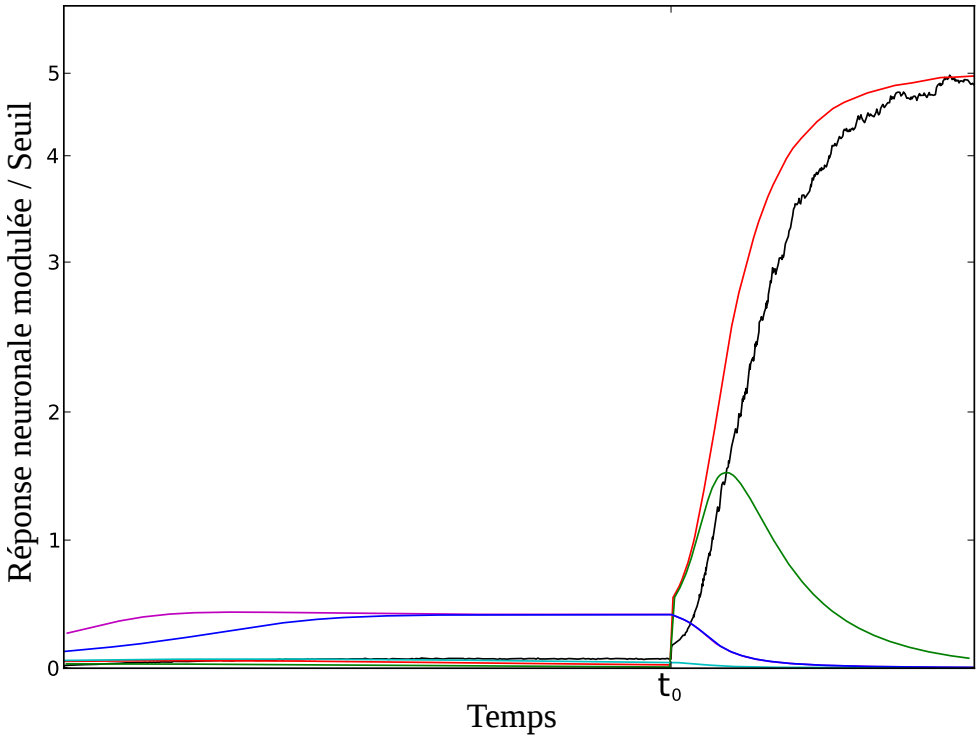


FIGURE 8.5 – Évolution des réponses modulées d'un neurone, utilisant la règle BCMu, à cinq stimuli initialement non modulés. Au temps t_0 deux stimuli non modulés deviennent modulés. Les lignes rouge et verte correspondent aux réponses à ces stimuli qui deviennent modulés. Les lignes mauve, bleues clair et foncé correspondent aux réponses aux stimuli constamment non modulés. La ligne noire correspond à l'évolution du seuil flottant $\theta(t)$.

Au final, pour que la plasticité fonctionne et que le neurone discrimine un stimulus modulé, c'est la différence de modulation d'un ou plusieurs stimuli qui doit être supérieure à la valeur de $\theta(t)$. Cette valeur n'est pas quantifiable *a priori* et dépend, en pratique, de la dynamique d'évolution de la règle qui dépend du flux d'entrée.

Sous réserve d'un paramétrage correct de la règle BCMu, cette dernière dispose ainsi d'une propriété de plasticité de la discrimination dans le sens où sa discrimination s'adapte aux changements de modulation qui peuvent apparaître. De plus, la propriété de plasticité vis-à-vis de la disparition du stimulus discriminé de la règle BCM est également offerte par BCMu. En effet, si le neurone discrimine un unique stimulus, la disparition de ce dernier du flux d'entrée entraîne une baisse de la valeur du seuil flottant qui permet de relancer l'apprentissage de manière similaire à la règle BCM (voir le chapitre 5).

8.3 Utilisation de la règle BCMu au sein de l'architecture SOMMA

Nous avons décrit dans la section précédente notre règle d'apprentissage BCMu ainsi que son fonctionnement et ses propriétés. En particulier, nous l'avons construite de manière à ce que le stimulus discriminé soit un stimulus modulé, ce qui est une des propriétés nécessaire pour l'apprentissage des poids montants des colonnes dans notre modèle, propriété dont ne disposait pas la règle BCM (voir la section 8.1). Nous étudions dans cette section l'utilisation de cette règle pour l'étage sensoriel des colonnes de notre modèle SOMMA et en particulier son adéquation avec les autres propriétés attendues (voir la section 8.1.2).

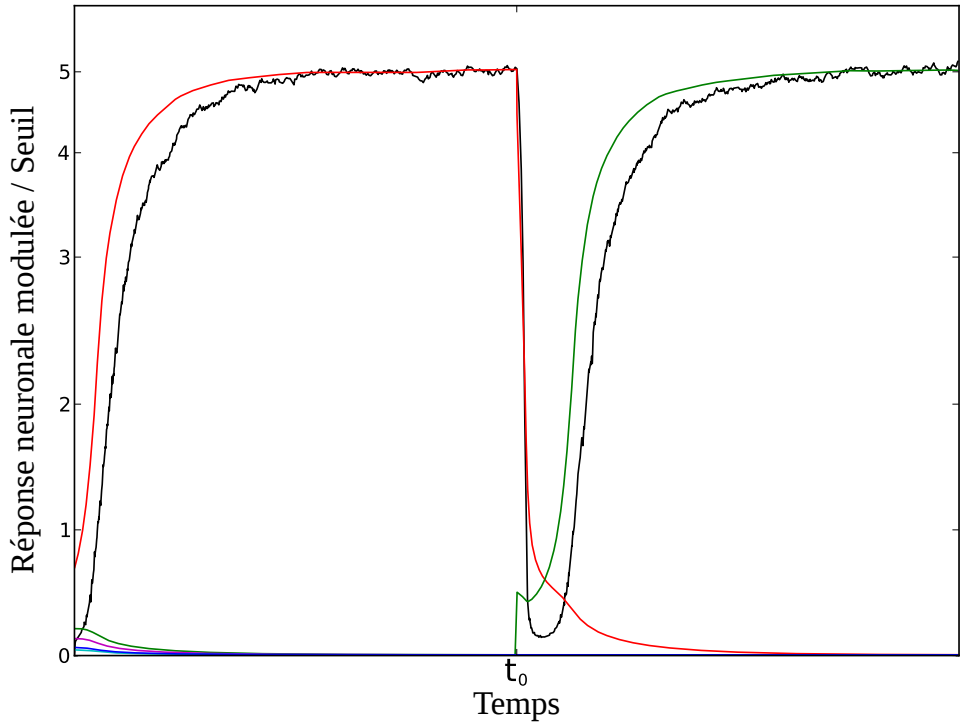


FIGURE 8.6 – Évolution des réponses modulées d'un neurone, utilisant la règle BCMu, à cinq stimuli. Chaque ligne de couleur représente l'évolution au cours du temps de la réponse du neurone à l'un des stimuli reçu. La ligne noire correspond à l'évolution du seuil flottant $\theta(t)$. Le stimulus provoquant la réponse neuronale modulée représentée en rouge (respectivement vert) est appelé stimulus 1 (respectivement stimulus 2). Jusqu'au temps t_0, le stimulus 1 est modulé et le neurone développe une discrimination à celui-ci. Au temps t_0, le stimulus 1 devient non modulé et, dans le même temps, le stimulus 2 devient modulé. Il en résulte une limitation de la réponse au stimulus 1, due à l'activation du terme de régulation pour ce stimulus, et, par conséquent, une réduction de la valeur du seuil flottant. Pendant ce temps, la réponse au stimulus 2 décroît jusqu'à ce que la valeur du seuil flottant devienne plus faible que celle-ci. À partir de ce moment, la situation est la même que celle de la section précédente lors de l'apparition d'un signal de modulation, ce qui entraîne une dynamique similaire conduisant à la discrimination du stimulus 2.

8.3.1 Entrées reçues

Nous avons présenté dans la section 8.2 le fonctionnement pratique de notre règle BCMu avec des stimuli orthonormés, fonctionnement qui a été en partie prouvé mathématiquement. Utilisée pour l'apprentissage des poids montants des colonnes de SOMMA, la règle est soumise à un flux d'entrée constitué d'un nombre infini de stimuli différents. Nous ne disposons d'aucune preuve formelle ni d'étude exhaustive du comportement de notre règle dans ce cas. Cependant, les expériences que nous avons faites avec SOMMA (voir le chapitre 9) suggèrent que les propriétés de la règle BCMu restent similaires.

8.3.2 Propriétés nécessaires à l'apprentissage des poids montants

Emergence autonome d'information

Lorsqu'aucun stimulus n'est modulé, la règle BCMu entraîne l'émergence d'une discrimination à un ou plusieurs stimuli. En pratique, avec des poids initiaux aléatoires, cette propriété amène une réponse nulle à certains stimuli du flux d'entrée et une réponse limitée, mais positive, aux autres. De plus, au

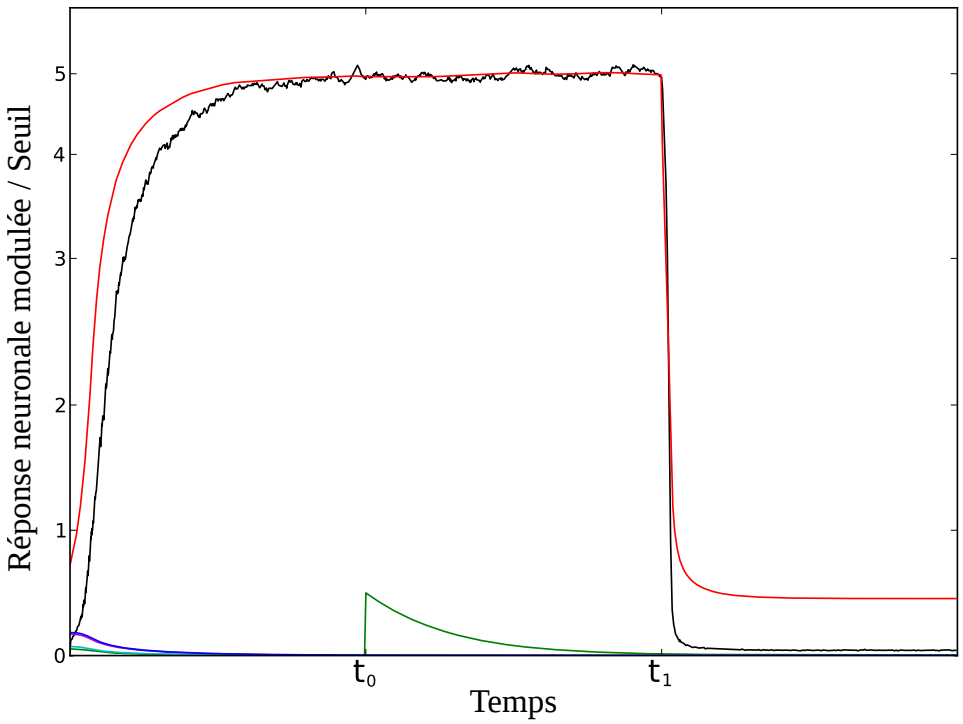


FIGURE 8.7 – Évolution des réponses modulées d'un neurone, utilisant la règle BCMu, à cinq stimuli. Chaque ligne de couleur représente l'évolution, au cours du temps, de la réponse du neurone à l'un des stimuli reçu. La ligne noire correspond à l'évolution du seuil flottant $\theta(t)$. Le stimulus provoquant la réponse neuronale modulée représentée en rouge (respectivement vert) est appelé stimulus 1 (respectivement stimulus 2). Jusqu'au temps t_1, le stimulus 1 est modulé et le neurone développe une discrimination à celui-ci. Au temps t_0, le stimulus 2 devient modulé. Comme cette modulation ne permet pas d'engendrer une LTP, la réponse modulée à ce stimulus décroît vers 0. Au temps t_1, comme le stimulus 1 devient non modulé, la réponse du neurone à ce stimulus décroît par l'action du terme de régulation. Cependant, la modulation du stimulus 2 n'est plus assez forte pour que la réponse neuronale correspondante dépasse le seuil $\theta(t)$. Par conséquent, le neurone continue à discriminer, plus faiblement, le stimulus 1.

niveau de la carte, l'étage sensoriel de chaque colonne ne discrimine pas les mêmes stimuli. Il en résulte ainsi, au niveau de la carte, des activités significativement différentes d'un stimulus à l'autre, ce qui est une des propriétés attendues pour l'étage sensoriel.

Cependant, par la limitation de l'activité résultant du terme de régulation, la différence d'activité entre les stimuli est plus faible avec la règle BCMu comparativement à la règle BCM. Or, une différence d'activité sensorielle plus faible complique, en pratique, l'apparition d'une bulle d'activité perceptive dans la carte. Afin de limiter ce problème, nous proposons l'utilisation d'un taux de régulation faible. Cela permet d'augmenter la réponse neuronale à un stimulus discriminé mais également de réduire en pratique le nombre de stimuli discriminés (voir la section 8.2.2), ce qui augmente la variabilité de l'activité sensorielle entre les différents stimuli.

Codage tabulaire et extrapolation locale

Une fois que la perception est apparue, grâce à l'apprentissage autonome de la règle BCMu, du fait que l'activité perceptive sert de signal de modulation, certains stimuli deviennent modulés. Par la cohérence spatiale de la bulle d'activité perceptive, si un stimulus est modulé, les stimuli proches le sont également. Ainsi, à partir du moment de l'apparition de la perception, la règle BCMu se comporte de manière similaire à la règle BCM pour un ensemble de stimuli proches puisque le terme de régulation est nul pour

les stimuli modulés. En pratique, la règle BCMu permet ainsi l'émergence d'un codage tabulaire fondé sur la détection d'une corrélation et l'extrapolation locale de ces discriminations, grâce aux propriétés de la règle BCM (voir le chapitre 5).

Discrimination d'un stimulus modulé

Nous avons vu dans la section 8.2.2 que, lors de l'apparition d'un signal de modulation, la règle BCMu permettait d'assurer une discrimination à l'un de ces stimuli modulés si la valeur du terme de modulation est supérieure au seuil $\theta(t)$. Or, cette contrainte risque de ne pas être respectée car le signal de modulation correspond à l'activité perceptive qui peut prendre n'importe quelle valeur strictement positive. Cependant, plusieurs dynamiques favorisent, en pratique, l'émergence d'une discrimination à un stimulus modulé.
Premièrement, au niveau de la carte, la bulle d'activité perceptive apparaît là où l'activité sensorielle est la plus spatialement cohérente, ce qui implique que certaines colonnes tendent déjà à répondre au stimulus courant plus fortement qu'ailleurs. Ainsi, au niveau de chaque colonne, les stimuli modulés tendent à être ceux pour lesquels la réponse de l'étage sensoriel est déjà importante en comparaison avec les réponses aux stimuli non modulés. La modulation nécessaire pour faire émerger une discrimination à un stimulus modulé est alors réduite.
Deuxièmement, nous avons vu dans le chapitre 6 que l'auto-organisation est obtenue par une dynamique de propagation. Cela implique que le signal de modulation apparaît pour des colonnes qui n'ont pas encore fait émerger de discrimination et donc dont le seuil $\theta(t)$ a une valeur plus faible qu'à convergence. Il en résulte qu'au moment de l'apparition du signal de modulation, celui-ci peut être plus faible que la borne théorique que nous avons donnée dans la section 8.2.2.
Troisièmement, nous avons vu dans la section 8.2.2 que, afin de garantir la discrimination d'un stimulus modulé, le signal de modulation devait être supérieur à la valeur du seuil flottant à convergence, c'est-à-dire à $\frac{p}{\lambda(p+\beta)^2}$ avec p la somme des probabilités d'apparition des stimuli dans le flux d'entrée. En pratique, comme la probabilité d'apparition d'un stimulus dans le flux d'entrée est faible et que tous les stimuli ne sont pas discriminés, on a $\beta >> p$ et donc une borne que l'on peut approximer par $\frac{p}{\lambda\beta^2}$ qui est plus faible que la borne théorique générale valant $\frac{1}{\lambda\beta^2}$. Il est à noter que cette borne est d'autant plus faible que β est fort.

8.3.3 Plasticité des corrélations multimodales

Nous nous intéressons dans cette section à l'adaptabilité de SOMMA face à une variation environnementale correspondant à la modification d'une corrélation multimodale. Par modification, nous entendons qu'une corrélation monomodale qui était reliée multimodalement à un ensemble d'autres corrélations monomodales devient reliée multimodalement à un autre ensemble de corrélations monomodales, constituant ainsi une nouvelle corrélation multimodale C'. Lors de la présentation de C' au modèle, ce dernier fait émerger une perception multimodale unifiée via l'influence de la mise en relation des différentes cartes (voir le chapitre 7). Or, comme la corrélation est nouvelle, il en résulte une incohérence entre les activités sensorielles et corticales dans certaines cartes. Au niveau de la colonne, cela entraîne une modification de l'ensemble des stimuli modulés, certains stimuli devenant modulés, d'autres ne l'étant plus. Or, l'apprentissage d'une corrélation multimodale nécessite l'apprentissage, par l'étage sensoriel, de la discrimination d'un stimulus modulé (voir le chapitre 7), ce qui implique un changement de discrimination pour l'étage sensoriel.

Nous avons montré dans la section 8.2.2 que la règle BCMu dispose de cette capacité de changement de discrimination, afin de s'adapter à un changement d'identité des stimuli modulés. Cependant, cette plasticité est conditionnée par le fait que, une fois que la modulation du stimulus précédemment discriminé a disparu, un autre stimulus reçoive un signal de modulation suffisamment fort pour permettre l'apprentissage de cet autre stimulus. Or, en cas de changement des stimuli modulés provoqué par la modification d'une corrélation multimodale, les stimuli nouvellement modulés provoquent une activité sensorielle faible et une activité corticale forte. Comme c'est l'étage sensoriel qui active l'étage perceptif,

il en résulte une faible activité perceptive, activité qui sert de signal de modulation. Le changement de discrimination dans la règle BCMu risque alors de ne pas avoir lieu. Un moyen de faciliter cette plasticité est d'augmenter la valeur du terme de régulation, et donc la valeur de β, afin d'obtenir une diminution plus rapide du seuil flottant.

8.3.4 Taux de régulation adaptatif

Nous avons vu que, pour améliorer l'émergence d'une perception dans la carte modale, le taux de régulation β devait être choisi faible. Dans le même temps, un β fort permet de faciliter la discrimination d'un stimulus modulé, propriété nécessaire à l'apprentissage des corrélations multimodales. De plus, l'adaptation de SOMMA à la modification des corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée requiert également un taux de régulation fort. Ces différentes contraintes peuvent paraître incompatibles. Cependant, elles ne sont pas nécessaires aux mêmes moments de l'apprentissage puisque β doit être faible au début de l'apprentissage et être fort après.

La valeur du seuil flottant $\theta(t)$ est un bon indicateur de l'état de convergence de la règle. En effet, elle est nulle au départ, faible lors de la discrimination de stimuli non modulés, puis forte une fois que la discrimination à un stimulus modulé est atteinte. Nous proposons ainsi d'utiliser un taux de régulation adaptatif, fonction de la valeur du seuil :

$$\beta(t) = \beta_0(1 + h(\theta(t)))$$

avec β_0 le taux de régulation initial et h une fonction croissante.

8.4 Conclusion

L'apprentissage des corrélations multimodales dans SOMMA nécessite que l'étage sensoriel discrimine une corrélation modale du flux d'entrée qui entraîne l'activation de l'étage perceptif (voir le chapitre 7). Pour la règle d'apprentissage utilisée pour les poids montants de chaque colonne, cela impose la discrimination d'une corrélation qui est modulée. L'étude de la règle BCM avec modulation additive, utilisée dans nos cartes modales isolées, montre qu'elle ne dispose pas de cette propriété. En effet, l'efficacité du mécanisme de modulation dépend du moment d'apparition du signal de modulation par rapport à l'avancement de l'apprentissage.

Pour pallier ce problème, nous proposons une variante de la règle BCM avec modulation additive, dénommée BCMu, qui ajoute un terme de régulation à l'équation d'évolution des poids synaptiques. Ce terme de régulation synaptique n'est actif que lorsque le stimulus n'est pas modulé et a pour but de borner la réponse en dessous d'une valeur indépendante des entrées. Ainsi, la modulation d'un stimulus, avec un terme de modulation assez fort, permet d'obtenir l'apprentissage de ce stimulus, ce qui aboutira à la discrimination d'un unique stimulus modulé, et ce quel que soit le moment d'apparition du signal de modulation. Par ailleurs, lorsqu'aucun stimulus n'est modulé, la règle BCMu permet l'émergence d'une discrimination à un ou plusieurs stimuli. La valeur de la discrimination peut être réglée par le taux de régulation qui influe également sur le nombre de stimuli discriminés en pratique. De plus, la règle BCMu offre un mécanisme de plasticité de la discrimination à la variation du signal de modulation. Cela se traduit par un changement de discrimination si le stimulus discriminé devient non modulé et que, dans le même temps, la modulation d'un autre stimulus est suffisamment forte.

Utilisée pour l'apprentissage des poids montants des colonnes des cartes modales, la règle BCMu permet une émergence autonome d'information par la discrimination de plusieurs stimuli non modulés. Cela permet l'émergence d'une bulle d'activité perceptive dans la carte qui sert de signal de modulation. Puisque, pour les stimuli modulés, la règle BCMu se comporte comme la règle BCM, il en résulte le même comportement que dans le cas d'une carte modale isolée, c'est-à-dire l'émergence d'un codage tabulaire fondé sur la détection d'une corrélation du flux d'entrée et l'auto-organisation des discriminations. De plus, comme la règle BCMu discrimine un stimulus modulé, les auto-organisations obtenues permettent l'apprentissage des corrélations multimodales par SOMMA, ce qui était l'objectif initial de notre modification de la règle BCM. Elle permet en outre au modèle de s'adapter à des modifications de corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée. Par ailleurs, l'intégration de la règle BCMu dans le modèle

est facilitée par l'utilisation d'un taux de régulation adaptatif, qui permet de faciliter l'émergence de la perception et l'apprentissage des corrélations multimodales.

Chapitre 9

Le modèle SOMMA dans un cadre multimodal

Nous présentons dans ce chapitre notre modèle SOMMA qui traite les informations reçues dans un flux de données multimodales. Ce flux est découpé en un ensemble de flux monomodaux, chaque flux étant traité par une carte modale dédiée dont le fonctionnement isolé a été présenté dans le chapitre 6. Pour obtenir un traitement multimodal de l'information, les cartes modales sont directement reliées par des connexions multimodales bidirectionnelles. Chaque carte reçoit ainsi des informations provenant de toutes les modalités mais traite de manière privilégiée une modalité, celle reçue par son flux d'entrée. Une telle architecture s'inscrit dans l'idée d'un cortex multimodal que nous avons présentée dans le chapitre 3.

Similairement au cas monomodal, le traitement multimodal de l'information vise l'obtention d'une représentation du stimulus courant, représentation fondée sur l'apprentissage de corrélations présentes dans le flux d'entrée et qui doit être généralisable à des stimuli inconnus. L'obtention de ces trois propriétés s'appuie sur le traitement modal de l'information effectué au sein de chaque carte. De plus, ces propriétés résultent de l'utilisation d'un paradigme de calculs et d'apprentissages locaux, décentralisés, continus et non supervisés. Cela confère au modèle une tolérance à la défaillance d'une partie du substrat de calcul et une adaptabilité du traitement de l'information à des flux d'entrées changeants.

L'apprentissage d'une corrélation multimodale consiste en l'apprentissage de l'ensemble des corrélations monomodales la constituant. Cet apprentissage est obtenu par deux mécanismes.
Premièrement, deux corrélations modales multimodalement corrélées sont apprises dans des zones reliées par des connexions multimodales. L'organisation des discriminations au sein de chaque carte est par conséquent contrainte pour être cohérente avec celles des autres cartes modales, donnant lieu à une auto-organisation conjointe des différentes cartes (voir les chapitres 7 et 8).
Deuxièmement, l'apprentissage de la relation multimodale précise entre une corrélation monomodale et celles des autres modalités est obtenue par la plasticité des poids des connexions multimodales (voir le chapitre 7). En particulier, cette plasticité permet d'apprendre le fait qu'une corrélation peut n'être reliée multimodalement à aucune corrélation dans une autre modalité.

La perception multimodale doit intégrer les différentes perceptions faites dans chaque modalité. Dans SOMMA, cette intégration s'inspire des observations psychologiques faites chez l'homme (voir le chapitre 2) et vise à retrouver une corrélation multimodale présente dans le stimulus courant. En pratique, la perception émergeant dans chaque carte modale résulte d'un consensus entre la sensation, qui représente le stimulus monomodal reçu, et les perceptions faites dans les autres modalités, information apportée par les connexions multimodales. Ce consensus aboutit à une perception multimodale unifiée et stéréotypée, constituée de l'ensemble des perceptions modales situées au niveau de colonnes reliées par des connexions multimodales (voir le chapitre 7).

La généralisation de la perception multimodale consiste en l'obtention d'une représentation proche pour deux corrélations multimodales proches. Cette propriété est obtenue par la combinaison de l'auto-organisation conjointe des corrélations modales au sein de chaque carte, permettant une généralisation de la représentation des corrélations monomodales, et de la topographie des connexions multimodales, qui

offre une généralisation des relations multimodales entre les corrélations monomodales (voir le chapitre 7).

Dans une première section, nous présentons l'architecture et les équations de notre modèle (les détails techniques de son implémentation logicielle sont disponibles dans l'annexe A). Dans une seconde section, nous illustrons le fonctionnement et les différentes propriétés émergentes de notre modèle utilisé avec différents flux multimodaux d'entrée.

9.1 Modèle

SOMMA se compose d'un ensemble de cartes modales interconnectées recevant chacune une modalité du flux multimodal. Une carte modale est constituée de colonnes corticales génériques organisées suivant une topologie bidimensionnelle (voir la figure 9.1). Chaque colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m dispose de trois étages.
L'étage sensoriel reçoit, via des poids afférents $\mathbf{w}^{FF}(\mathbf{c^m_{i,j}}, \mathbf{t})$, le stimulus courant du flux monomodal d'entrée, ce qui produit une activité sensorielle $u^s(c^m_i, t)$ au temps t.
L'activité de l'étage cortical au temps t, notée $u^c(c^m_{i,j}, t)$, résulte des connexions multimodales, de poids $\mathbf{w}^M(\mathbf{c^m_{i,j}}, \mathbf{t})$, provenant des étages perceptifs de certaines colonnes de l'ensemble des autres modalités.
L'étage perceptif, dont l'activité au temps t est notée $u^p(c^m_{i,j}, t)$, est relié aux étages perceptifs de l'ensemble des autres colonnes de la carte par des connexions de poids fixes $\mathbf{w}^L(\mathbf{c^m_{i,j}})$.

Dans cette section, nous présentons en détail chaque étage composant une colonne d'une carte modale. Pour chacun, nous rappelons son rôle dans le modèle et donnons les équations de mise à jour des activités et des poids des connexions reçues le cas échéant. De plus, nous nous attachons à décrire les moyens pratiques pour le réglage des paramètres des équations afin de faciliter l'utilisation pratique de notre modèle.

9.1.1 Étage sensoriel

Rôle et propriétés

L'étage sensoriel a le même rôle et doit disposer des mêmes propriétés que dans le cas d'une carte modale isolée (voir le chapitre 6). En particulier, l'ensemble des activités sensorielles des colonnes d'une carte a pour but de représenter les corrélations présentes dans le stimulus monomodal courant. Cela est obtenu par l'apprentissage, dans chaque colonne, d'un codage tabulaire à une corrélation.

Cependant, dans le cadre de SOMMA, l'apprentissage des corrélations multimodales s'appuie sur celui des corrélations monomodales. Il est ainsi nécessaire que la réception de la corrélation discriminée par l'étage sensoriel entraîne l'activation de l'étage perceptif de la colonne (voir le chapitre 7 pour plus de détails). Pour cela, nous avons utilisé la règle BCMu pour le calcul de l'activité sensorielle et l'apprentissage des poids afférents car elle offre cette propriété, tout en conservant les autres propriétés de la règle BCM (voir le chapitre 8).

Implémentation

Nous utilisons pour le calcul de l'activité sensorielle ainsi que pour l'apprentissage des poids montants la règle BCMu avec un taux de régulation adaptatif (voir le chapitre 8). Les adaptations faites à cette règle pour son utilisation dans notre modèle sont identiques à celles qui ont été effectuées pour la règle BCM dans le cadre monomodal. Il s'agit de la discrétisation temporelle des équations différentielles par la méthode d'Euler avec un pas de temps constant δt et de la mise sous forme itérative du filtre exponentiel utilisé pour le calcul du seuil flottant. Au final, les équations d'évolution de l'activité et des poids afférents pour une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m, notée $c^m_{i,j}$, au temps t sont les suivantes :

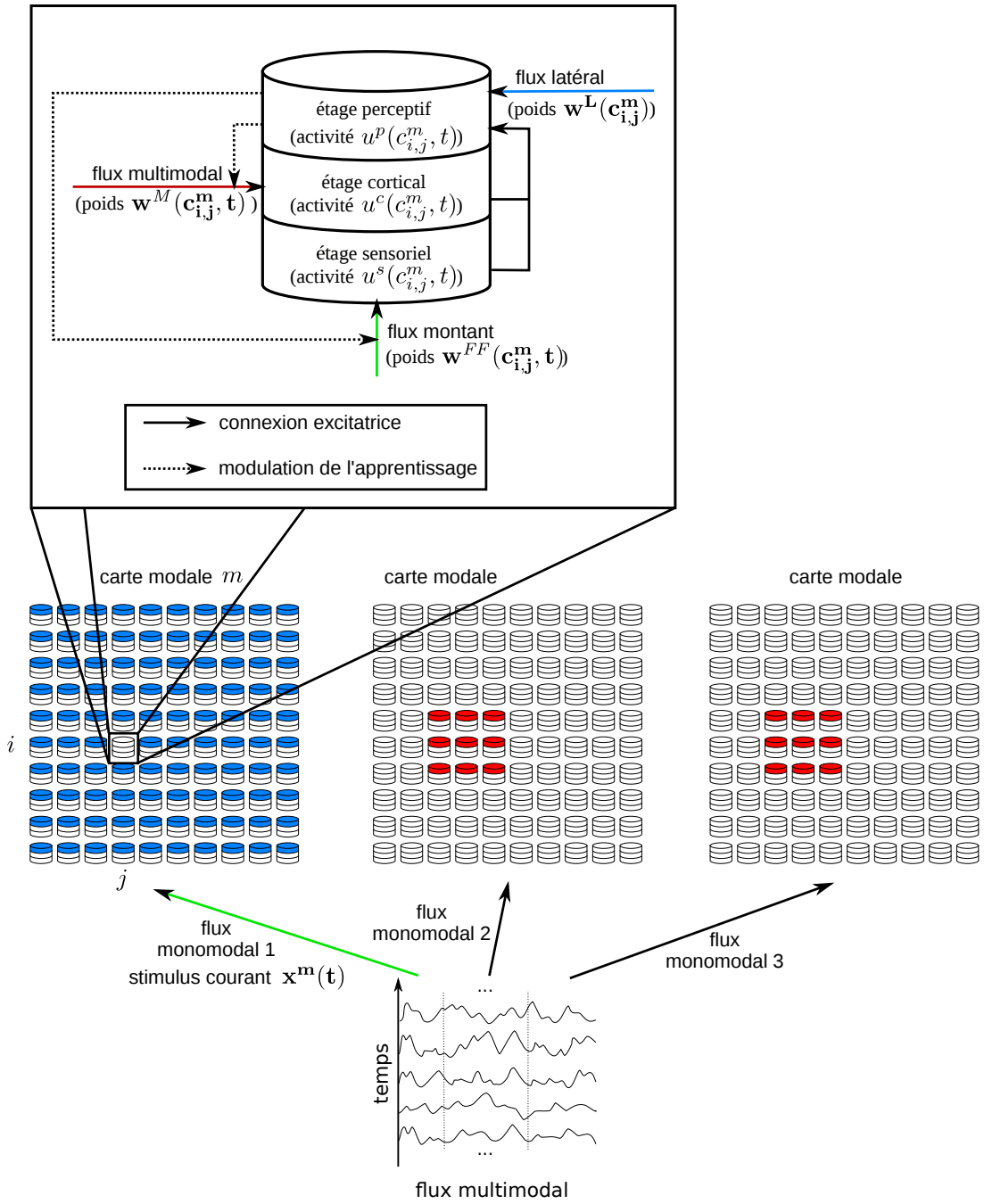


FIGURE 9.1 – Architecture du modèle SOMMA. Chaque modalité du flux multimodal est traitée par une carte modale. Chacune de ces cartes a sur une architecture générique constituée d'un ensemble bidimensionnel de colonnes corticales disposant chacune d'étages sensoriel, cortical et perceptif (voir le texte pour plus de précisions).

$$
\begin{array}{rcll}
u^s(c^m_{i,j},t) & = & \sum_k w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) & \text{activité sensorielle} \\
u^{s+}(c^m_{i,j},t) & = & u^s(c^m_{i,j},t)+\lambda u^p(c^m_{i,j},t) & \text{activité modulée} \\
\theta(c^m_{i,j},t+\delta t) & = & \frac{1}{\tau}u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2+(1-\frac{1}{\tau})\theta(c^m_{i,j},t) & \text{seuil flottant} \\
\beta(c^m_{i,j},t) & = & \beta_0(1+h(\theta(c^m_{i,j},t))) & \text{taux de régulation} \\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j},t+\delta t) & = & w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)+\eta x^m_k(t)\left(u^{s+}(c^m_{i,j},t)(u^{s+}(c^m_{i,j},t)-\theta(c^m_{i,j},t))\right. & \\
 & & \left.-\beta(c^m_{i,j},t)N(u^p(c^m_{i,j},t))u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)\right) & \text{modification des poids}
\end{array}
$$

avec $\mathbf{x^m(t)} = (x_k^m(t))_k$ le stimulus courant, λ la force de la modulation, τ la fenêtre temporelle d'intégration du filtre exponentiel, η le taux d'apprentissage, β_0 le taux initial de régulation, h une fonction croissante, η le taux d'apprentissage et N une fonction permettant de détecter l'absence d'activité perceptive.

Paramètres

Le nombre de paramètres utilisés par la règle BCMu est plus important que celui de la règle BCM. Il en résulte que les propriétés obtenues sont d'autant plus sensibles à la paramétrisation. Pour chacun des paramètres, nous essayons, autant que possible, de fournir une description de son influence sur la dynamique globale ainsi qu'une méthode empirique de réglage.

Le réglage des paramètres τ et η doit au moins répondre aux mêmes contraintes que pour la règle BCM dans le cas d'une carte isolée (voir le chapitre 6). En effet, ces contraintes permettent d'assurer la bonne convergence de la règle BCM. Or, plus le modèle SOMMA converge, plus la discrimination de l'étage sensoriel est cohérente avec le signal de modulation et plus le taux de régulation de la règle BCMu tend vers 0 ce qui a pour conséquence un comportement de la règle BCMu similaire à celui de la règle BCM. Par ailleurs, la règle BCMu comporte un terme de régulation dans le terme postsynaptique qui ajoute des variations à l'évolution des poids. Il est donc préférable de réduire le taux d'apprentissage η par rapport à celui utilisé dans une carte modale isolée.

Les paramètres λ et β_0 doivent être réglés de concert car ils permettent tous les deux de faciliter la discrimination d'un stimulus modulé. Plus le paramètre β_0 est fort, moins la valeur maximale atteignable en réponse à un stimulus non modulé est importante et moins la valeur du seuil flottant est forte. Dans le même temps, plus λ est important, plus la modulation est importante ce qui facilite le dépassement du seuil flottant par la réponse au stimulus modulé et entraîne l'apprentissage d'une discrimination à un stimulus modulé. A titre indicatif, il est conseillé de choisir, si possible, λ et β_0 tels que $\lambda\beta_0^2 > \frac{1}{m^*}$, avec m^* la valeur minimale du signal de modulation, qui correspond ici à l'activité perceptive (voir le chapitre 8 pour plus de détails). Par ailleurs, la valeur de ces paramètres est limitée par d'autres contraintes. λ ne peut excéder une certaine valeur afin de garantir une activité positive en réponse à un stimulus modulé même en cas d'absence de la modulation (voir le chapitre 5 pour plus de détails). β_0 ne doit pas être trop fort sous peine de ne pas permettre l'émergence autonome d'une activité sensorielle sensiblement différente au niveau de la carte en réponse à deux stimuli différents, ce qui risque d'empêcher le bon fonctionnement de l'apprentissage progressif dans le modèle (voir le chapitre 8).

Nous avons vu dans le chapitre 8 que la fonction N devait avoir une valeur de 1 en cas de réception d'un signal de modulation et 0 sinon. Comme l'activité perceptive, utilisée comme signal de modulation, peut prendre n'importe quelle valeur positive, la fonction N devrait être discontinue. Cela pourrait entraîner un comportement instable du système. Pour cette raison, nous avons utilisé une sigmoïde pour la fonction N, telle que $N(u^p(c_{i,j}^m, t)) \approx 1$ si $u^p(c_{i,j}^m, t) = 0$ et $N(u^p(c_{,j}i^m, t)) \approx 0$ si $u^p(c_{i,j}^m, t) = M^*$ avec M^* la borne maximale de l'activité perceptive (voir la figure 9.2). Par ailleurs, les paramètres de cette sigmoïde ont été choisis de manière à respecter au mieux le comportement théorique souhaité pour la fonction N, afin de ne pas modifier les propriétés de la règle BCMu en pratique.

Concernant le choix de la fonction h, aucune étude empirique n'a été menée pour étudier l'influence de ce paramètre sur la dynamique obtenue. En pratique, h a été choisie comme la fonction *carré* sur un critère purement technique de réduction des temps de simulation (voir l'annexe A pour plus de détails).

9.1.2 Étage cortical

Rôle

L'étage cortical a pour but d'apporter une information sur les perceptions qui ont émergé dans les autres modalités. Il est d'autant plus activé que les perceptions faites dans les autres modalités représentent des corrélations reliées multimodalement avec la corrélation discriminée par l'étage sensoriel. L'activité corticale permet de confirmer la sensation modale mais ne permet pas à elle seule de faire émerger une perception (voir la section 9.1.3 pour plus de détails). Par les propriétés structurelles des connexions multimodales et par l'influence de l'activité corticale sur la perception, l'étage cortical permet

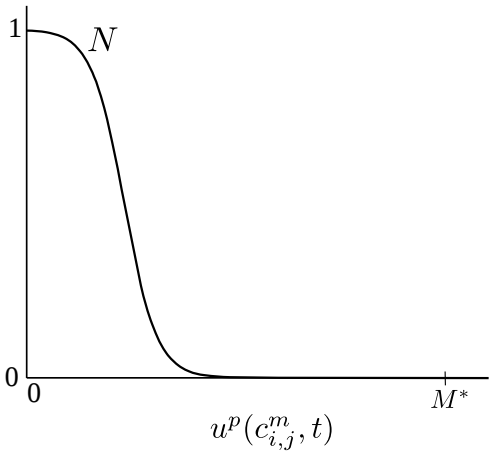


FIGURE 9.2 – Fonction de détection de l'absence d'activité perceptive.

l'émergence d'une perception multimodale unifiée dans le modèle, résultant d'un consensus entre toutes les informations modales (voir le chapitre 7 pour plus de détails).

Par ailleurs, les poids des connexions multimodales sont soumis à un apprentissage continu qui a pour objectif de faire converger la valeur de l'activité corticale vers celle de l'activité perceptive. Ainsi, après apprentissage, seules les colonnes discriminant des corrélations modales multimodalement corrélées ont une connexion multimodale forte. Cet apprentissage des relations entre les différentes corrélations modales participe à la généralisation de la représentation multimodale (voir le chapitre 7).

Implémentation

Les connexions multimodales doivent être bidirectionnelles et topographiques. Ces connexions sont obtenues par l'utilisation, pour l'étage cortical d'une colonne, d'un champ récepteur carré dont le centre est localisé au même endroit dans les autres cartes, relativement à leur taille (voir la figure 9.3). Mathématiquement, cela veut dire qu'une colonne corticale localisée à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m_1 de taille $n_1 \times n_1$ reçoit des connexions des étages perceptifs des colonnes situées, dans une carte modale m_2 de taille $n_2 \times n_2$, entre les lignes $\lfloor \lfloor i\frac{n_2}{n_1} + 0.5 \rfloor - \frac{l^{m_1}_{m_2}}{2} \rfloor$ et $\lfloor \lfloor i\frac{n_2}{n_1} + 0.5 \rfloor + \frac{l^{m_1}_{m_2}}{2} \rfloor$ incluses et entre les colonnes $\lfloor \lfloor j\frac{n_2}{n_1} + 0.5 \rfloor - \frac{l^{m_1}_{m_2}}{2} \rfloor$ et $\lfloor \lfloor j\frac{n_2}{n_1} + 0.5 \rfloor + \frac{l^{m_1}_{m_2}}{2} \rfloor$ incluses, avec $l^{m_1}_{m_2}$ la taille du champ récepteur dans la carte m_2. Chaque colonne de la carte modale m_1 sera connectée de la même manière à l'ensemble des cartes modales et réciproquement pour les autres cartes modales.

L'activité corticale d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m au temps t est calculée comme la somme pondérée des activités perceptives reçues :

$$u^c(c^m_{i,j}, t) = \sum_{(m',i',j') \in RF(c^m_{i,j})} w^L_{m',i,j}(c^m_{i,j}, t) u^p(c^{m'}_{i',j'}, t)$$

avec $RF(c^m_{i,j})$ l'ensemble des triplets (m', i', j') tels que $c^m_{i,j}$ et $c^{m'}_{i',j'}$ sont reliées par une connexion multimodale, ensemble que nous avons décrit précédemment, et $w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t)$ le poids de la connexion multimodale partant de la colonne $c^m_{i,j}$ et arrivant dans la colonne $c^{m'}_{i',j'}$ au temps t.

Les poids des connexions multimodales sont modifiés suivant la règle Widrow Hoff (voir le chapitre 8) en utilisant l'activité perceptive de la colonne comme valeur cible. Ces équations ont été discrétisées temporellement suivant la méthode d'Euler avec un pas de temps δt. Les équations de modification des poids multimodaux afférents à une colonne $c^m_{i,j}$ sont les suivantes :

$$\forall (m', i', j') \in RF(c^m_{i,j}), w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t + \delta t) = w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t) + \eta' u^p(c^{m'}_{i',j'}, t)(u^p(c^m_{i,j}, t) - u^c(c^m_{i,j}, t))$$

avec η' le taux d'apprentissage.

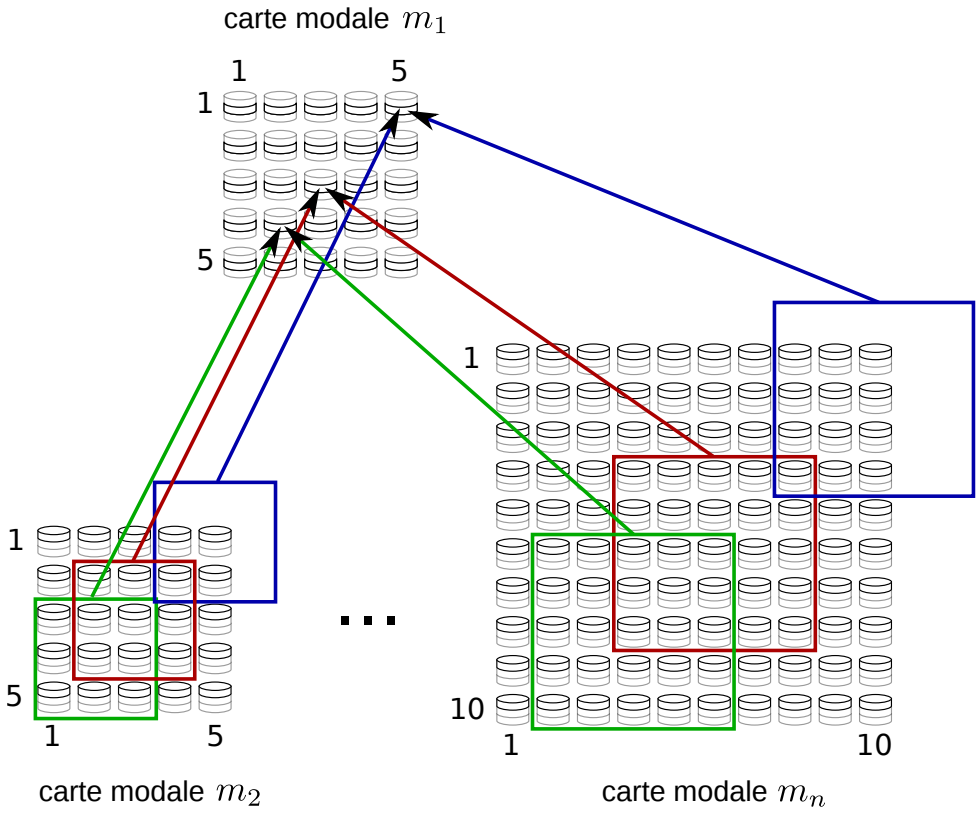


FIGURE 9.3 – L'étage cortical de chaque colonne de chaque carte modale ne reçoit que les activités perceptives des colonnes situées dans un carré centré à la même position, relativement à la taille de la carte, dans toutes les autres cartes modales. Nous avons par exemple montré les connexions multimodales reçues par les colonnes situées aux coordonnées (1,5), (3,3) et (4,2) dans la carte modale m_1. Ces colonnes reçoivent des connexions des colonnes situées dans un carré de largeur $l_{m_2}^{m_1} = 3$ centré respectivement en (1,5), (3,3) et (4,2) dans la carte modale m_2 et des colonnes situées dans un carré de largeur $l_{m_n}^{m_1} = 5$ centré respectivement en (2,10), (6,6) et (8,4) dans la carte modale m_n.

Paramètres

La largeur du champ récepteur de chaque colonne d'une carte m_j dans une carte m_k, noté $l_{m_k}^{m_j}$ est identique pour chaque colonne de m_j. Le choix de sa valeur doit répondre à plusieurs critères.
Premièrement, l'étage cortical d'une colonne ne doit être activé que par la représentation d'une seule corrélation dans une autre modalité. Ceci a pour but qu'une corrélation monomodale ne soit apprise qu'en tant que partie d'une corrélation multimodale (voir le chapitre 7 pour plus de détails). Afin d'obtenir ce fonctionnement, il est préférable que deux bulles perceptives différentes ne puissent pas se situer dans le champ récepteur de l'étage cortical d'une colonne. Cela entraîne une valeur de $l_{m_k}^{m_j}$ inférieure à deux fois la largeur de la bulle d'activité dans m_j, qui dépend des paramètres de l'équation d'évolution de l'activité perceptive (voir la section 9.1.3).
Deuxièmement, afin de garantir la topographie des connexions, la largeur des connexions doit être suffisante pour que, même en cas de cartes de tailles différentes, chaque colonne de n'importe quelle carte se projette au moins dans deux colonnes voisines de chaque autre carte modale.

Concernant le taux d'apprentissage η', plus il est fort, plus le modèle s'adapte rapidement aux corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée. Cependant, comme l'apprentissage multimodal se construit à partir de l'apprentissage monomodal, η' doit être choisi inférieur au taux d'apprentissage η utilisé pour l'apprentissage des poids montants.

9.1.3 Étage perceptif

Rôle

L'activité perceptive représente l'information contenue dans le flux montant, intégrée par le modèle. Dans le cas d'un stimulus monomodal, cette représentation s'appuie uniquement sur l'ensemble des sensations modales de toutes les colonnes. Dans le cas d'un stimulus multimodal, elle prend également en compte l'information provenant des autres modalités. Ainsi, si plusieurs corrélations modales, appartenant ou étant proches d'une même corrélation multimodale, sont détectées dans plusieurs stimuli modaux, les différentes perceptions de ces stimuli sont unifiées, par un mécanisme de résonance entre les cartes, au sein d'une perception multimodale stéréotypée représentant cette corrélation multimodale (voir le chapitre 7 pour plus de détails).

L'activité perceptive module l'apprentissage des poids montants (voir la section 9.1.1). Ainsi, la cohérence spatiale de la bulle d'activité est propagée à l'organisation des discriminations au sein de la carte de manière similaire au cas d'une carte modale isolée. Cependant, dans SOMMA, l'emplacement de la perception impose également la localisation de la discrimination d'une corrélation dans la carte. L'auto-organisation des corrélations modales obtenue est ainsi contrainte par celles des autres modalités afin de permettre l'apprentissage des corrélations multimodales. Au final, cette auto-organisation des discriminations permet non seulement la généralisation de la perception monomodale mais participe aussi à celle de la perception multimodale (voir le chapitre 7).

Implémentation

L'évaluation de l'activité perceptive s'effectue de la même manière que dans le cas d'une carte modale isolée, c'est-à-dire suivant le paradigme des champs neuronaux dynamiques (voir le chapitre 6 pour plus de détails). La seule différence porte sur le terme afférent qui dépend ici à la fois de l'activité sensorielle et de l'activité corticale. L'activité sensorielle doit servir à faire émerger une perception et l'activité corticale sert à moduler l'intensité de cette perception (voir le chapitre 7). En pratique, l'activité afférente de l'étage perceptif est égale au produit de l'activité sensorielle par l'activité corticale additionnée d'un terme de pré-activation corticale. Ainsi, le terme afférent ne peut être positif que si l'activité sensorielle est non nulle et est d'autant plus fort que les activités sensorielles et corticales le sont. L'activité perceptive d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte m au temps t est calculée par l'équation :

$$u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) = g\left(u^p(c^m_{i,j}, t) + \delta t\left(-u^p(c^m_{i,j}, t) + f\left(\sum_{(i',j')\neq(i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^p(c^m_{i',j'}, t)\right) + \alpha u^s(c^m_{i,j}, t)(u^c(c^m_{i,j}, t) + \gamma)\right)\right)$$

avec f et g deux fonctions sigmoïdes, α la force du terme afférent, δ la pré-activation corticale et $w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) = Ae^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{a^2}} - Be^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{b^2}}$, avec A, B, a et b des réels positifs tels que $A > B$ et $a < b$ et $d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})$ la distance entre les colonnes $c^m_{i,j}$ et $c^m_{i',j'}$.

Paramètres

Par l'apprentissage des poids multimodaux, l'activité corticale d'une colonne tend à être égale à l'activité perceptive de cette même colonne (voir le chapitre 7). Ainsi, l'activité perceptive est prise en compte de manière excitatrice dans son propre calcul, via l'activité corticale, ce qui peut créer une boucle auto-excitatrice. L'utilisation de la sigmoïde g limite la valeur maximale atteignable par l'activité perceptive. Cependant, afin de garantir l'obtention d'une bulle d'activité stéréotypée dans l'étage perceptif, il est conseillé de choisir les paramètres de l'équation de manière à éviter cette boucle auto-excitatrice. En particulier, α doit être choisi inférieur à 1.

Le terme de pré-activation corticale δ permet l'obtention d'un terme afférent non nul uniquement grâce à une activité sensorielle. Ce terme doit donc être choisi suffisamment fort pour permettre l'émergence d'une perception monomodale à partir de l'activité sensorielle seule, préalable à l'apprentissage

multimodal. Cependant, plus ce terme est fort, moins l'activité corticale a d'influence sur la perception. Un δ trop fort peut donc conduire a un mauvais traitement multimodal de l'information.

Par ailleurs, pour le réglage des autres paramètres de l'équation de la CNFT nous renvoyons le lecteur au chapitre 4 dans lequel cette question a déjà été traitée.

9.2 Expérimentations

Comme dans le cas d'une carte modale isolée, la vérification des propriétés de notre modèle a été obtenue de manière expérimentale. Cependant, la complexité algorithmique de la simulation de SOMMA est d'un ordre supérieur à celui d'une carte modale isolée ce qui amène à des temps de simulation beaucoup plus importants (voir l'annexe A). Le temps a ainsi été un facteur fortement limitatif des expérimentations que nous avons pu mener. Il en résulte en pratique une étude moins systématique du comportement global du système et l'utilisation de paramètres choisis pour accélérer chaque simulation parfois au détriment de la qualité des résultats. Bien que les paramètres utilisés puissent différer suivant les simulations, leur variation est faible ce qui ne remet pas en cause la capacité de notre modèle à traiter différents flux d'entrée (voir l'annexe A pour une idée des paramètres utilisés).

Nous présentons dans une première section le type de flux d'entrée utilisé dans nos différentes expériences. Dans une deuxième section, nous décrivons la dynamique progressive de l'apprentissage dans le modèle SOMMA. Dans une troisième section, nous montrons que l'utilisation de la règle BCMu ne modifie pas le fonctionnement d'une carte modale isolée tout en lui conférant la propriété de cohérence de son auto-organisation vis-à-vis de la perception. Nous illustrons dans les sections suivantes les différentes propriétés attendues de notre modèle : l'apprentissage des corrélations, l'unification des perceptions modales, la généralisation de la perception multimodale et la robustesse du traitement de l'information.

9.2.1 Protocole

Flux d'entrée

Chaque flux modal constituant un flux multimodal est obtenu suivant le même protocole que celui utilisé pour les expérimentations faites sur nos cartes modales isolées. Pour rappel, nous considérons un espace euclidien fini défini par $[0, n_1[\times[0, n_2[\times ... \times [0, n_k[$, avec n_1, ..., n_k des entiers strictement positifs, et par défaut torique en chacune des dimensions. Un tel environnement est nommé $n_1 \times ... \times n_k$. Chaque stimulus correspond à l'état de cet environnement, capté à des positions discrètes, dans lequel est placé une gaussienne de variance et d'amplitude fixées (voir la section 6.2.1 pour plus de détails). Pour la première modalité, l'emplacement de la gaussienne est choisi de manière aléatoire suivant une distribution de probabilité. Dans toutes les autres modalités, une gaussienne est également placée de manière aléatoire mais suivant une distribution de probabilité discrète définie en fonction de l'emplacement de la gaussienne dans la première modalité. Plus précisément, pour chaque emplacement d'une gaussienne dans la première modalité correspond un nombre fini d'emplacements possibles pour les gaussiennes dans les autres modalités.

Par ailleurs, comme dans le cas d'une carte isolée, chaque stimulus est maintenu pendant un certain temps dans le flux d'entrée afin de rendre négligeable le temps de stabilisation de l'activité perceptive par rapport au temps de stabilité de l'entrée. Dans un cadre multimodal, ce temps de présentation doit être augmenté car l'émergence d'une perception multimodale nécessite en sus une relaxation entre les différentes perceptions modales (voir le chapitre 7).

Au final, le flux multimodal est défini par plusieurs paramètres :

- l'ensemble des tailles des environnements modaux utilisés,
- la distribution de probabilité utilisée pour le placement de la gaussienne dans la première modalité et
- les distributions de probabilités utilisées pour le placement d'une gaussienne dans chaque autre modalité, qui sont définies relativement au placement de la gaussienne dans la première modalité.

Les corrélations présentes dans un flux monomodal correspondent à la présence d'une gaussienne à un emplacement précis dans l'environnement. Les corrélations multimodales correspondent à la co localisation de gaussiennes dans les différentes modalités, définissant la relation multimodale entre les différentes

corrélations monomodales. Afin d'obtenir la propriété de continuité de l'ensemble des corrélations multimodales, nécessaire à la propriété de généralisation de notre modèle (voir le chapitre 3), la relation multimodale doit être continue, c'est-à-dire que deux gaussiennes proches dans la première modalité doivent être reliée des gaussiennes proches dans les autres modalités.

Carte modale

L'instanciation de notre modèle nécessite la définition de la taille de chacune des cartes modales le composant, ainsi que le réglage de l'ensemble des paramètres des étages sensoriels, cortical et perceptifs. Les paramètres utilisés pour le calcul des activités d'une colonne sont identiques pour chaque colonne d'une même carte modale. En pratique nous avons même utilisé des paramètres identiques dans l'ensemble du système, relativement à la taille de chaque carte. Les moyens pratiques de cette paramétrisation ont été abordés dans la section 9.1 (voir l'annexe B pour un exemple de paramétrisation utilisé pour certaines de nos expériences). De plus, le paramétrage effectué lors des tests de notre modèle de carte modale isolé est réutilisé ici pour le paramétrage de chacune des cartes modales.

Par ailleurs, il est nécessaire d'initialiser l'état du système et en particulier les valeurs des poids des connexions montantes et multimodales. Les poids montants ont été tirés de manière aléatoire uniforme dans $[0, w]$. Nous n'avons pas mené d'étude spécifique de l'influence du paramètre w sur le modèle (voir les résultats du chapitre 4 pour l'influence de ce paramètre sur une carte modale isolée). De manière similaire, les poids des connexions multimodales ont été tirés dans $[0, w']$. Même si nous n'avons pas effectué d'étude exhaustive de l'influence de ce paramètre sur le modèle, il semble que la valeur de w' modifie le temps de début de prise en compte de l'information multimodale dans la perception modale.

9.2.2 Dynamique de l'auto-organisation conjointe

L'auto-organisation conjointe des différentes cartes modales dans SOMMA est obtenue par une dynamique progressive qui peut se décrire en plusieurs phases.
Au début de l'apprentissage, dans chaque carte, l'activité sensorielle est similaire pour des stimuli différents car les poids montants initiaux sont aléatoires. Grâce à la pré-activation corticale utilisée dans le terme afférent de l'activité perceptive, une bulle d'activité modale émerge dans chaque carte mais elle est fixe et de faible activité. L'activité corticale est alors faible et n'a pas d'influence sur les différentes perceptions.
L'apprentissage BCMu permet, au sein de chaque colonne, l'apprentissage d'une ou plusieurs discriminations, ce qui a pour conséquence de fournir une activité sensorielle plus forte et différenciée pour les différents stimuli. La bulle d'activité perceptive peut alors se déplacer et son amplitude s'accroît.
Cette augmentation de l'activité perceptive entraîne celle de l'activité corticale. L'influence de cette dernière sur chacune des perceptions modales va alors croissante ce qui amène, à un moment, à l'unification des différentes perceptions au sein d'une perception multimodale, par le mécanisme de relaxation décrit dans le chapitre 6.
Comme l'activité perceptive est utilisée comme signal de modulation de la règle BCMu, l'apparition d'une perception entraîne un comportement de la règle BCMu similaire à celle de la règle BCM pour les stimuli modulés. Il en résulte en particulier l'apprentissage de la discrimination à une corrélation et l'auto-organisation de ces discriminations par rétropropagation de la cohérence spatiale de l'activité perceptive sur l'apprentissage (voir le chapitre 8 pour plus de détails). De plus, comme les différentes perceptions modales font partie d'une perception multimodale, les auto-organisations obtenues sont conjointes aux différentes cartes modales (voir le chapitre 7 pour plus de détails).
En parallèle, l'apprentissage des connexions multimodales s'appuie sur l'auto-organisation conjointe des cartes modales qui apparaît et permet d'apprendre les relations précises entre les localisations des corrélations monomodales corrélées multimodalement.

Par ailleurs, de manière similaire au cas d'une carte modale isolée, l'apprentissage des poids montants est plus rapide sous la bulle d'activité perceptive à cause de l'effet de la modulation. Cela est d'autant plus vrai avec la règle BCMu car la modulation supprime l'effet du terme de régulation de l'activité sensorielle. L'auto-organisation tend ainsi à se propager à partir des discriminations apprises sous la première bulle d'activité.

Au final, SOMMA apprend de manière progressive, la sensation permet l'émergence de la perception monomodale qui à son tour permet l'obtention de la perception multimodale. D'un point de vue dynamique, chaque carte du modèle apprend de manière similaire au cas isolé à la différence près que la construction d'une perception modale permet l'émergence d'une perception multimodale, ce qui a pour conséquence l'obtention d'une auto-organisation contrainte par les autres modalités.

9.2.3 Influence des auto-organisations modales

Pour permettre la mise en relation des différentes cartes modales au sein de SOMMA, nous avons choisi, pour l'apprentissage des poids montants, la règle BCMu à la place de la règle BCM qui a été utilisée dans le cas d'une carte isolée. Nous avons vérifié que les propriétés des cartes décrites dans le chapitre 6 restaient vérifiées malgré ce changement. Ces propriétés résultent en grande majorité de la propriété d'auto-organisation des discriminations de corrélations modales au sein de la carte. Nous illustrons dans cette section la conservation de cette propriété dans une carte modale isolée utilisant la règle BCMu. De plus, nous montrons qu'une telle carte a la capacité d'adapter son auto-organisation à une activité perceptive contrainte, capacité nécessaire à son utilisation dans SOMMA et pour laquelle nous avons proposé la règle BCMu (voir les chapitres 7 et 8). Par ailleurs, la robustesse d'une carte modale est illustrée indirectement par la robustesse du système complet dans la section 9.2.7.

Nous avons soumis une carte modale isolée de taille 20×20, utilisant la règle BCMu, à un environnement 20×20 dans lequel une gaussienne est placée de manière aléatoire uniforme. Les résultats sont présentés sur la figure 9.4 (a) où nous pouvons observer l'auto-organisation des discriminations aux corrélations dans la carte. Nous forçons alors l'activité perceptive de cette carte à être égale à celle d'une autre carte qui a appris suivant le même protocole et dont l'auto-organisation, dite cible, est présentée sur la figure 9.4 (d). L'auto-organisation de la carte se modifie alors pour aboutir à l'auto-organisation cible (voir la figure 9.4 (b) et (c)). Cette modification illustre la capacité de la règle BCMu à obtenir la discrimination d'une corrélation modulée, ce qui se traduit ici par la cohérence entre l'activité sensorielle résultant de l'auto-organisation et l'activité perceptive imposée.

9.2.4 Apprentissage de corrélations multimodales

Relation multimodale linéaire par morceaux

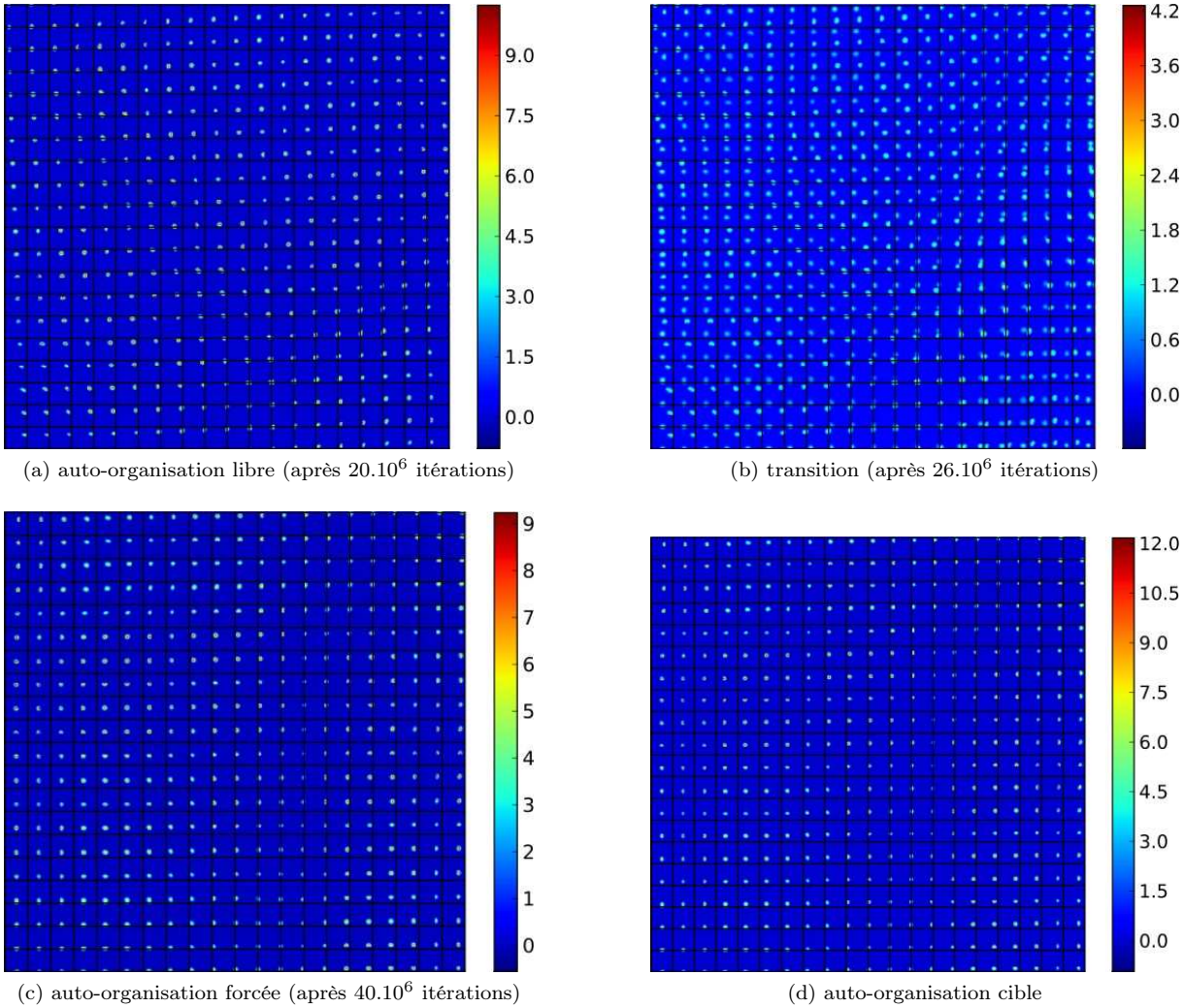
Nous avons testé notre modèle avec deux cartes modales de taille 20×20, chacune recevant un flux modal provenant d'un environnement 20×20. Pour la première modalité, une gaussienne est placée dans l'environnement suivant une distribution de probabilité uniforme. Dans la seconde modalité, si la gaussienne dans la première modalité est localisée en (x, y) alors la gaussienne dans la seconde modalité est située en $(x', y') = r((x, y))$ telle que

$$r(X,Y) = \begin{cases} (2X, Y) \text{ si } 0 < X < \frac{20}{3} \\ (\frac{40}{3} + \frac{X - \frac{20}{3}}{2}, Y) \text{ si } \frac{20}{3} < X < 20 \end{cases}$$

Une telle relation multimodale, continue et linéaire par morceau, revient, sur la première dimension, à en "étirer" le premier tiers et à en "comprimer" les deux derniers tiers dans la seconde modalité.

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 9.5. Nous constatons que les deux cartes sont auto-organisées mais surtout que ces auto-organisations sont conjointes. Cela signifie que les corrélations monomodales reliées multimodalement sont apprises dans des zones interconnectées par des connexions multimodales qui sont, avec le profil de connexion défini (voir la section 9.1.2), des zones situées au même endroit relativement à chaque carte.

Par ailleurs, certaines zones non auto-organisées peuvent être observées sur la deuxième carte modale (zones entourées sur la figure 9.5 (b)). Elles pourraient provenir de plusieurs facteurs relevant du modèle comme, par exemple, les contraintes imposées par la nécessité d'une auto-organisation conjointe. Cependant, nous pensons qu'elles résultent de biais de la simulation et plus particulièrement d'une fenêtre temporelle trop forte pour le calcul des seuils flottants de la règle BCMu, utilisée pour réduire les temps de simulations.



(a) auto-organisation libre (après 20.10^6 itérations)

(b) transition (après 26.10^6 itérations)

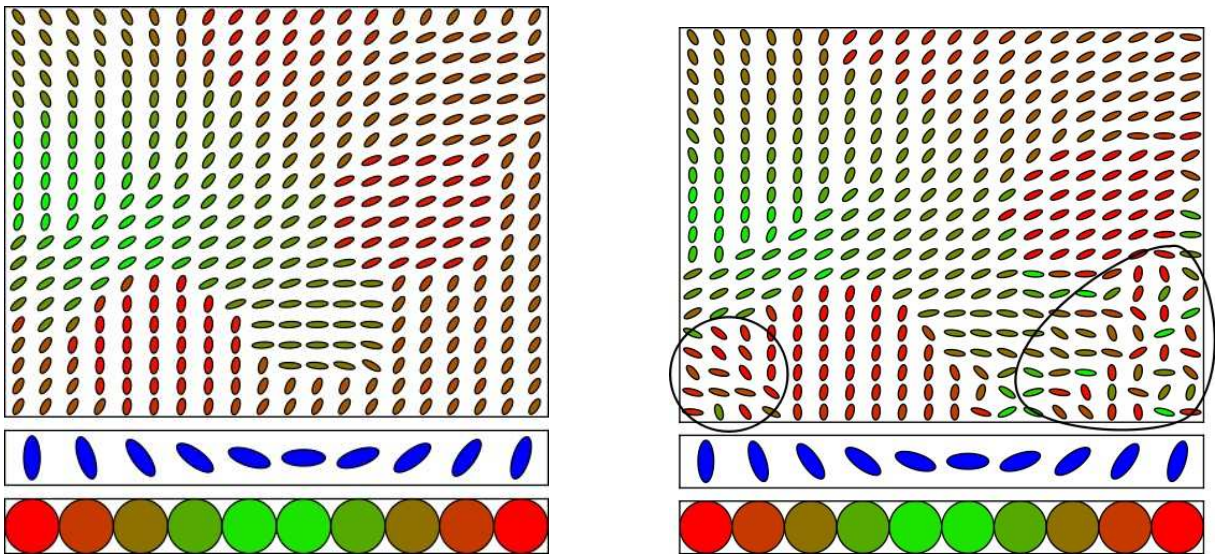
(c) auto-organisation forcée (après 40.10^6 itérations)

(d) auto-organisation cible

FIGURE 9.4 – (a) Auto-organisation d'une carte modale isolée utilisant la règle BCMu et recevant un flux d'entrée provenant d'un environnement 20×20 dans lequel une gaussienne est placée suivant une distribution uniforme. Chaque carré représente les poids montants d'une colonne de la carte. Une fois l'auto-organisation de la carte obtenue (a), l'activité perceptive de la carte est remplacée par celle correspondant à l'auto-organisation cible présentée en (d). L'auto-organisation de la carte se modifie alors progressivement (b) pour aboutir à une auto-organisation ressemblant fortement à l'auto-organisation cible (c).

Bras robotique simple

Afin de tester notre modèle avec une relation multimodale non linéaire nous avons considéré le cas d'un bras robotique simplifié pouvant se déplacer dans un plan (voir la figure 9.6). Chaque angle θ_1 et θ_2 est choisi de manière aléatoire uniforme dans l'intervalle $[0, \pi]$, ce qui définit de manière unique l'emplacement de l'effecteur. Les deux modalités utilisées sont la vision de la position de l'effecteur dans le plan et la proprioception correspondant aux angles des deux articulations. Techniquement parlant, la carte correspondant à la proprioception (respectivement la vision) est de taille 20×20 et reçoit un flux d'entrée provenant d'un environnement 11×11 non torique dans lequel l'emplacement de la gaussienne code la position des angles des articulations (respectivement la position de l'effecteur). Les valeurs sont



(a) auto-organisation carte 1 (relative) (b) auto-organisation carte 2

FIGURE 9.5 – Représentation des auto-organisations des deux cartes suivant la représentation décrite dans le chapitre 6, c'est-à-dire que la discrimination suivant la première (respectivement la seconde) dimension est représentée par l'orientation (respectivement la couleur). Afin de pouvoir comparer visuellement les auto-organisations, nous avons représenté les discriminations de la carte 1 relativement à la deuxième modalité. Cela signifie que si une colonne de la carte 1 discrimine une gaussienne située à la position (x, y), nous représentons la discrimination à la corrélation modale de la seconde modalité qui lui est corrélée multimodalement, c'est-à-dire une discrimination à une gaussienne située à la position $r(x, y)$ avec la fonction r décrite dans le texte. De par le profil des connexions multimodales utilisées (voir la section 9.1.2), les corrélations modales multimodalement corrélées doivent être apprises au même emplacement dans les deux cartes.

mises à l'échelle par rapport à la taille de l'environnement, c'est-à-dire, par exemple, qu'une gaussienne à la position $(0, 11)$ pour la modalité proprioceptive correspond à $\theta_1 = 0$ et $\theta_2 = \pi$.

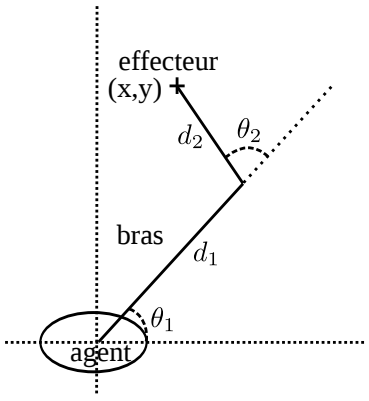
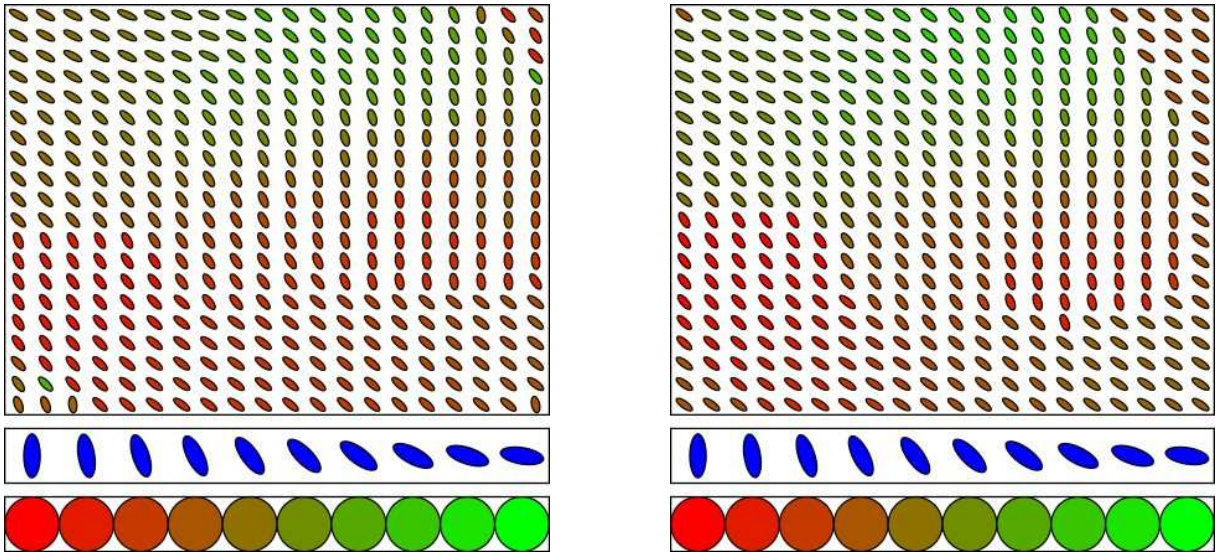


FIGURE 9.6 – Nous considérons un bras robotique simple pouvant évoluer dans un plan. Suivant les angles des deux articulations, l'effecteur se situe dans une position (x, y) par rapport à un référentiel centré sur l'agent. Lors de notre expérience, nous avons pris $d_1 = d_2 = 0.5$.

Les résultats sont présentés sur la figure 9.7. Nous pouvons observer que les auto-organisations sont

visuellement globalement semblables dans les cartes ce qui signifie l'auto-organisation conjointe des deux cartes modales. La relation entre les corrélations modales semble ainsi avoir été apprise par le modèle malgré sa non linéarité.



(a) auto-organisation carte 1 (relative) (b) auto-organisation carte 2

FIGURE 9.7 – Nous avons représenté les auto-organisations obtenues dans les deux cartes suivant notre représentation classique. Nous tenons à faire deux remarques par rapport à ces représentations. Premièrement, la discrimination d'une colonne de la carte 1 à une corrélation est représentée comme la discrimination à la corrélation dans la seconde modalité qui lui est corrélée multimodalement. Cette représentation de l'auto-organisation de la carte modale 1 relativement à la deuxième modalité facilite la vérification visuelle de l'auto-organisation conjointe. Deuxièmement, comme les environnements d'entrées sont non toriques, notre représentation a été adaptée ce qui se traduit par des angles entre 0 et 90 degrés et des couleurs allant du rouge au vert.

Relation multimodale avec redondances

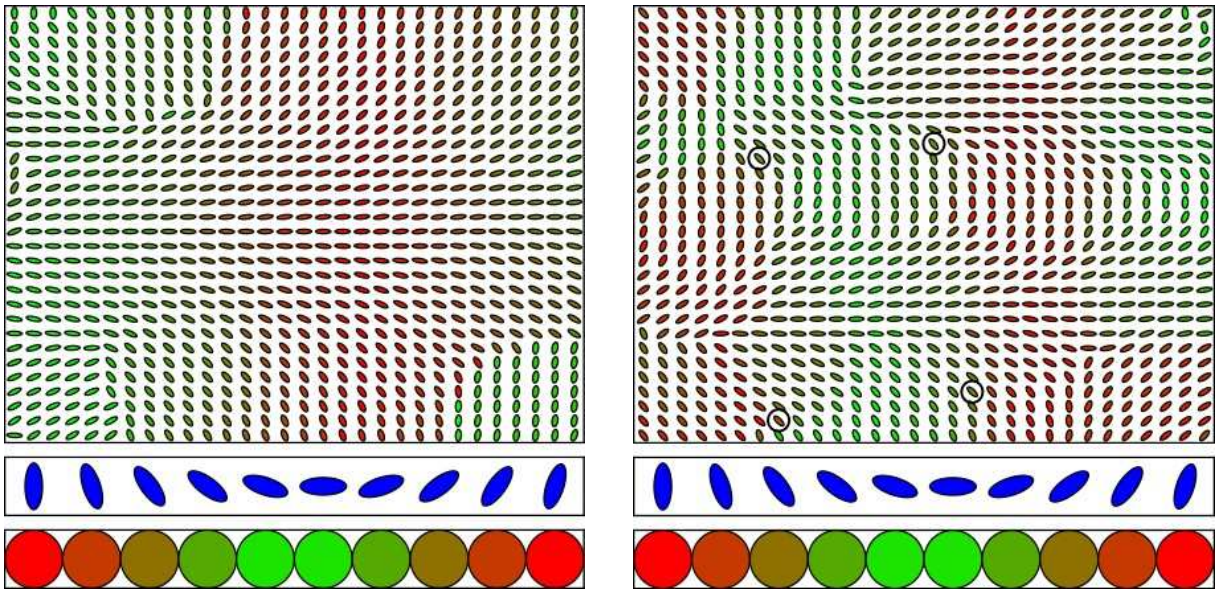
L'apprentissage des corrélations multimodales dans notre modèle est construit de sorte que si une même corrélation monomodale appartient à plusieurs corrélations multimodales, elle doit être discriminée dans plusieurs zones de la carte modale correspondante afin d'être apprise en tant que partie d'une corrélation multimodale (voir le chapitre 7 pour plus de détails). Afin de vérifier cette propriété, nous avons utilisé deux cartes modales de taille 30×30. La première reçoit un flux d'entrée provenant d'un environnement 10×10 dans lequel une gaussienne est placée de manière aléatoire uniforme. La seconde carte capte un environnement 5×5 contenant une unique gaussienne dont l'emplacement (x', y') dépend de la position (x, y) de la gaussienne dans la première modalité telle que $(x', y') = r((x, y))$, avec r la relation multimodale suivante :

$$r(X, Y) = (X\%5, Y\%5)$$

Ainsi, chaque corrélation monomodale dans la seconde modalité est corrélée multimodalement à quatre corrélations de la première modalité.

Nous avons représenté sur la figure 9.8 les résultats obtenus. Nous pouvons non seulement observer que les deux cartes sont auto-organisées mais surtout que, dans la première carte modale, chaque corrélation est présente une seule fois alors que dans la seconde carte chaque corrélation est discriminée à quatre endroits distincts de la carte. Il en résulte, lors de la présentation d'une corrélation multimodale au système, une activité sensorielle dans une unique zone de la première carte modale et dans quatre zones

dans la seconde (voir la figure 9.9). La perception modale dans la première carte influence alors la perception émergeant dans la seconde carte, via les étages corticaux des colonnes de la seconde carte modale. Cela permet une désambiguïsation de la sensation dans la seconde carte grâce à l'information apportée par la première modalité, ce qui aboutit à une perception multimodale de la corrélation reçue.



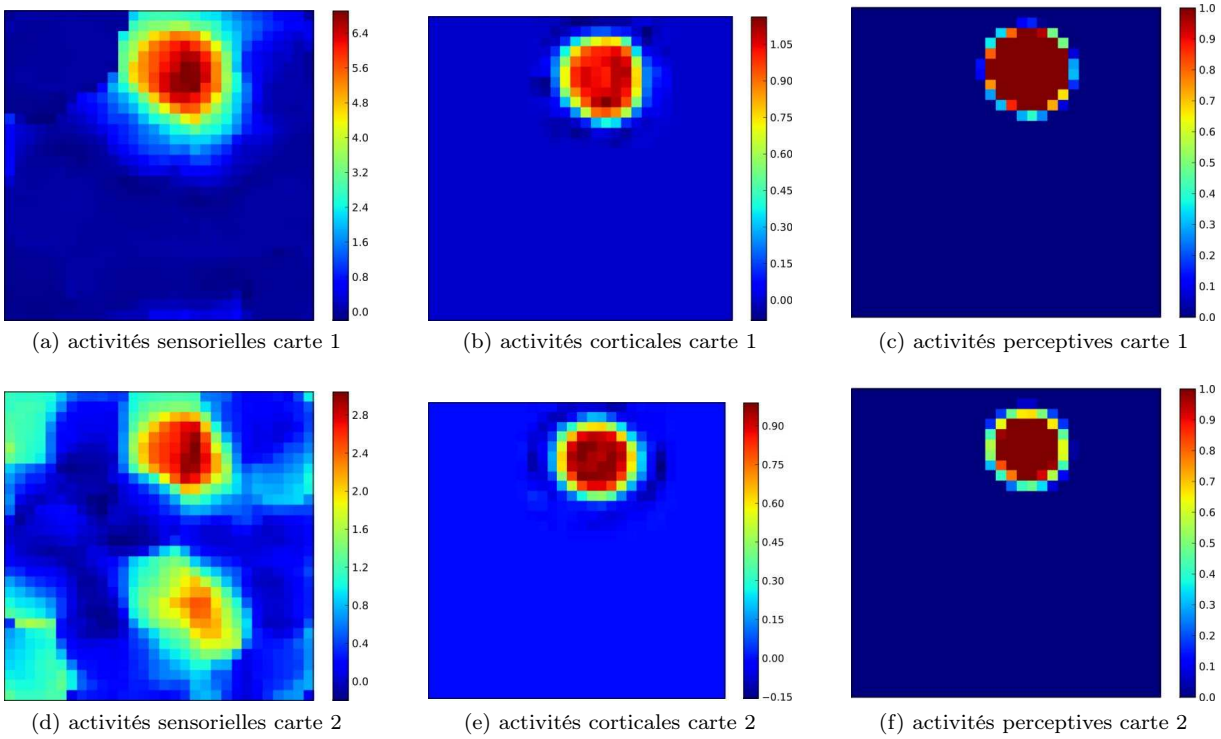
(a) auto-organisation carte 1 (b) auto-organisation carte 2

FIGURE 9.8 – Représentation des auto-organisations des deux cartes. Comme chaque corrélation modale dans la deuxième modalité appartient à quatre corrélations multimodales, chaque corrélation est représentée dans quatre zones différentes de la carte. Cela est par exemple illustré sur la corrélation entourée en noir.

Relation multimodale partielle

Nous avons montré dans les sections précédentes l'apprentissage des corrélations multimodales par l'auto-organisation conjointe des différentes modalités. Cet apprentissage est complété par la plasticité des connexions multimodales qui permet l'apprentissage précis de la fonction corticale et en particulier le fait qu'une corrélation monomodale ne soit reliée multimodalement à aucune corrélation modale dans une autre modalité (voir le chapitre 7). Nous illustrons plus particulièrement ce dernier point dans cette section. Pour cela, nous utilisons deux cartes modales de taille 20×20 recevant chacune un environnement 20×20 contenant zéro ou une gaussienne. Pour la création d'un stimulus multimodal, nous tirons, suivant une distribution uniforme, une localisation dans $[0, 20[\times[0, 20[$. Si la seconde dimension de cette localisation est inférieure à 10, alors nous plaçons une gaussienne à cette localisation dans les deux environnements. Sinon, nous plaçons une gaussienne à cette localisation soit dans la première modalité, soit dans la seconde. L'environnement est ainsi constitué d'un ensemble de corrélations multimodales correspondant à la localisation d'une gaussienne, avec la seconde dimension inférieure à 10, au même endroit dans les deux modalités et d'un ensemble de corrélations monomodales correspondant à la localisation d'une gaussienne, avec la seconde dimension supérieure à 10, dans l'une des deux modalités.

Après apprentissage, nous présentons à la première carte un stimulus contenant une corrélation modale et aucun stimulus à la deuxième carte (voir la figure 9.10). Cela entraîne l'apparition d'une sensation et d'une perception dans la première carte. Nous pouvons observer que l'activité corticale dans la seconde carte, provoquée par la perception dans la première modalité, est très faible voire nulle si le stimulus contient une corrélation modale qui n'est reliée multimodalement à aucune corrélation de la seconde



(a) activités sensorielles carte 1 (b) activités corticales carte 1 (c) activités perceptives carte 1

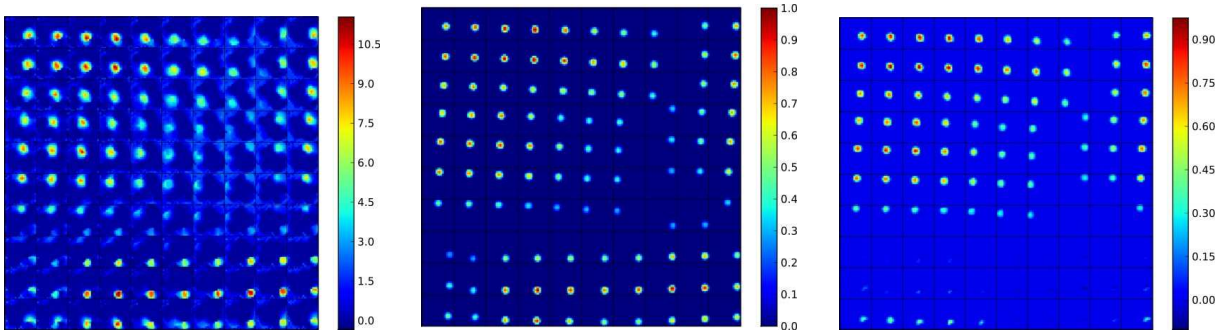
(d) activités sensorielles carte 2 (e) activités corticales carte 2 (f) activités perceptives carte 2

FIGURE 9.9 – La première (respectivement seconde) ligne représente les activités sensorielles, corticales et perceptives, après convergence, dans la première (respectivement seconde) carte modale lors de la présentation d'une corrélation multimodale au système. Comme chaque corrélation dans la modalité 2 est représentée quatre fois dans la carte, puisque chacune appartient à quatre corrélations multimodales, nous pouvons observer quatre zones dans lesquelles l'activité sensorielle des colonnes est forte. Cependant, la corrélation présentée dans la modalité 1 permet de déterminer la corrélation multimodale reçue via l'influence de l'activité corticale. Au final, le modèle fournit une perception multimodale de la corrélation multimodale reçue.

modalité (moitié inférieure sur les représentations de la figure 9.10). Au contraire, l'étage cortical de certaines colonnes de la seconde carte est activé si le stimulus reçu par la première carte contient une corrélation modale qui appartient à une corrélation multimodale (moitié supérieure sur les représentations de la figure 9.10). Par l'auto-organisation conjointe des cartes modales, que nous avons illustrée dans les sections précédentes, ces colonnes dont l'étage cortical est activé ont un étage sensoriel qui discrimine une corrélation reliée multimodalement avec celle présentée dans la première modalité. L'activité corticale dans la seconde carte correspond ainsi à ce que le système interprète dans cette modalité en fonction des informations reçues dans les autres modalités. Des résultats similaires sont obtenus lors de la présentation d'un stimulus dans la seconde modalité et aucun stimulus dans la première. Au final, le modèle a appris les corrélations monomodales et multimodales présentes dans le flux d'entrée puisque la perception d'une corrélation dans une modalité n'influence la perception dans l'autre modalité que si cette corrélation appartient à une corrélation multimodale.

9.2.5 Généralisation de la représentation

Afin de vérifier la capacité de notre modèle à généraliser la représentation multimodale à des stimuli inconnus, nous avons utilisé un protocole similaire à celui utilisé pour illustrer la généralisation des cartes modales isolées (voir le chapitre 6). Deux cartes 20×20 reçoivent des stimuli de deux environnements 20×20 contenant chacun une gaussienne située au même emplacement. Cependant, durant l'apprentissage,



(a) profil des sensations carte 1 (b) profil des perceptions carte 1 (c) profil de l'activité corticale engendrée carte 2

FIGURE 9.10 – Nous présentons à la carte 1 un stimulus contenant une corrélation modale et aucun stimulus à l'autre carte. Les activités sensorielles obtenues dans la carte 1 (respectivement les activités perceptives dans la carte 1 et les activités corticales dans la carte 2) sont représentées en (a) (respectivement (b) et (c)). Le carré à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne sur chacune des trois images correspond aux activités des différentes colonnes de la carte lorsque la corrélation présente dans le stimulus reçu par la carte 1 est une gaussienne localisée en (i, j). Pour rappel, l'environnement utilisé est torique ce qui explique les faibles activations corticales dans la partie inférieure de la figure de droite.

nous n'avons présenté au modèle que des stimuli dans lesquels les gaussiennes étaient situées à des localisations discrètes choisies de manière uniforme dans $(0, 0)$, $(0, 1)$, ... $(0, 19)$, ..., $(19, 19)$. Le modèle n'a ainsi reçu qu'une partie restreinte de l'ensemble des corrélations possibles.

Après apprentissage, nous avons présenté au système un ensemble de stimuli contenant des corrélations multimodales dans lesquelles les gaussiennes étaient situées dans $[0, 1] \times [0, 1]$ avec un pas de discrétisation de 0.1 en chacune des dimensions. Les résultats sont présentés figure 9.11. Nous pouvons constater que pour la réception de deux corrélations multimodales proches, même inconnues, le modèle fait émerger deux perceptions multimodales proches.

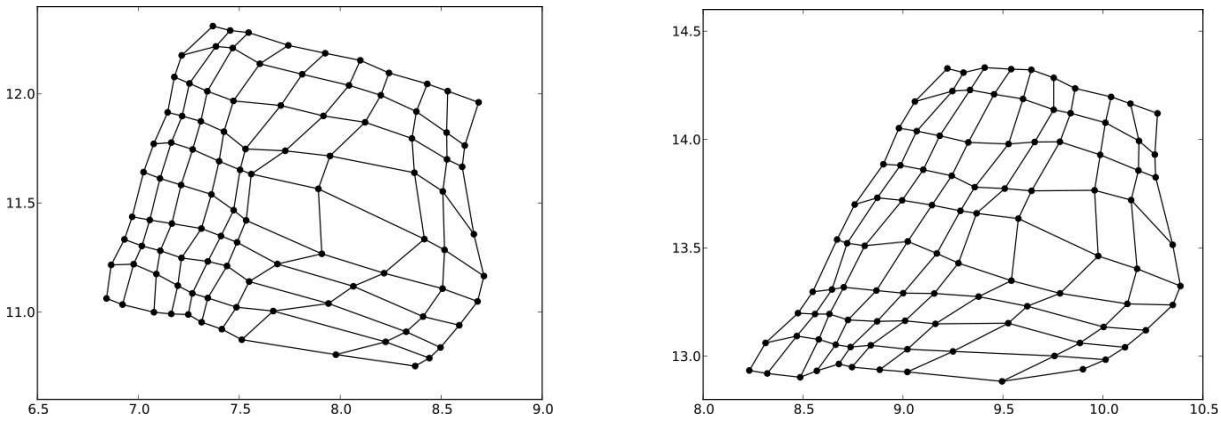
9.2.6 Unification multimodale de la perception

L'unification des différentes perceptions modales dans notre modèle SOMMA vise à retrouver une corrélation multimodale présente dans le stimulus multimodal d'entrée. Nous illustrons dans cette section les différents cas d'unifications possibles, présentés de manière formelle dans le chapitre 7. Pour cela, nous utilisons deux cartes 20×20 recevant chacune un flux d'entrée provenant d'un environnement 20×20. Une corrélation est placée dans chaque environnement avec la même localisation choisie de manière aléatoire uniforme.

Dans un premier temps, nous comparons le barycentre des perceptions obtenues dans chaque carte suivant deux protocoles.
Premièrement, le modèle reçoit des corrélations monomodales contenant des gaussiennes localisées au même endroit, ce qui correspond à la réception d'une corrélation multimodale.
Deuxièmement, le modèle reçoit des corrélations monomodales avec la localisation de la gaussienne dans la deuxième modalité qui est décalée de 0.2 en chaque dimension par rapport à la localisation de la gaussienne dans la première modalité, ce qui correspond à un pseudo effet ventriloque.

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 9.12. Nous observons qu'en cas de présentation de deux corrélations modales correspondant à des corrélations multimodales proches, chaque perception modale est influencée par celle de l'autre modalité. Cela aboutit à une perception multimodale unifiée qui correspond à la représentation d'une corrélation multimodale constituée de corrélations modales proches de celles reçues dans chaque stimulus modal.

Dans un second temps, nous vérifions que cette unification des perceptions modales n'est obtenue



(a) barycentres des perceptions carte 1 (b) barycentres des perceptions carte 2

FIGURE 9.11 – Le modèle a appris à partir des corrélations multimodales contenant une gaussienne localisée à une position discrète dans chaque modalité. Après apprentissage, nous présentons au modèle les 121 corrélations multimodales contenant une gaussienne dans chaque modalité localisée dans $[0,1] \times [0,1]$ par pas de 0.1 en chacune des dimensions, c'est-à-dire localisée parmi les positions $(0,0)$, $(0,0.1)$, ..., $(0,1)$, $(0.1,0)$, ..., $(1,1)$. Pour chaque corrélation nous calculons le barycentre de l'activité perceptive dans chaque carte et nous le représentons par un point. Un trait entre deux points signifie que les deux perceptions correspondantes ont été obtenues pour des corrélations contenant une gaussienne dans chaque modalité dont la localisation diffère uniquement de 0.1 sur l'une des dimensions. Précisons que, durant l'apprentissage, le système n'a été soumis qu'aux quatre corrélations dont les représentations correspondent aux quatre angles des grilles. Nous pouvons observer la généralisation de la perception multimodale, la perception dans chaque carte étant proche mais différente pour deux corrélations proches. Nous tenons à signaler que même si le barycentre de la perception est légèrement décalé entre les deux cartes, il s'agit bien d'une perception multimodale car, par la largeur des champs récepteurs utilisés pour les étages corticaux, les perceptions sont situées dans des zones interconnectées par des connexions multimodales.

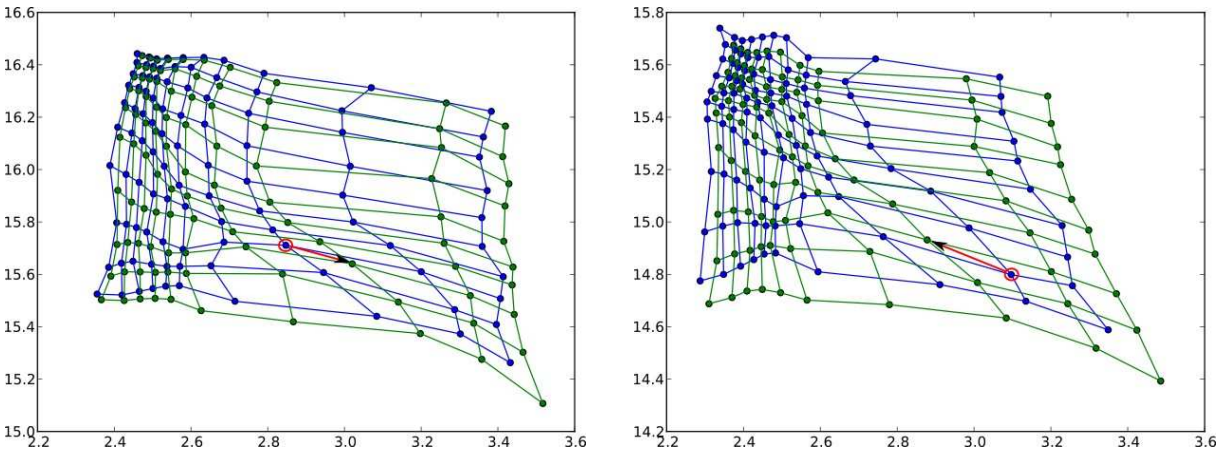
que pour des corrélations modales proches. En effet, nous ne voulons pas que des informations provenant d'événements différents soient intégrées pour former une information qui n'aurait alors aucun sens. Nous comparons le comportement du modèle suivant deux cas de figure.
D'une part, lors de la réception d'un stimulus purement modal, c'est-à-dire qu'une gaussienne est présente dans un seul stimulus modal et que le stimulus est nul dans l'autre modalité.
D'autre part, lorsque le modèle reçoit des stimuli multimodaux dans lesquels les localisations des gaussiennes sont très éloignées entre les modalités.

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 9.13. Nous observons que les réponses perceptives sont identiques lors de la réception du stimulus modal et du stimulus multimodal. Cela montre que, dans chaque carte, l'émergence d'une perception ne prend pas en compte la perception dans les autres modalités si ces dernières fournissent des informations complètement incohérentes avec la sensation. De plus, cela illustre le fait que notre modèle est capable de traiter des stimuli purement modaux.

9.2.7 Robustesse

Résistance aux lésions

L'utilisation d'un paradigme connexionniste dans notre modèle vise à permettre une résistance du traitement de l'information effectué à une défaillance du substrat. Pour illustrer ce point, nous avons utilisé deux cartes modales de taille 20×20 avec pour chacune un environnement 20×20. Les deux stimuli modaux constituant chaque stimulus multimodal contiennent une gaussienne située au même



(a) barycentre des perceptions carte 1 (b) barycentre des perceptions carte 2

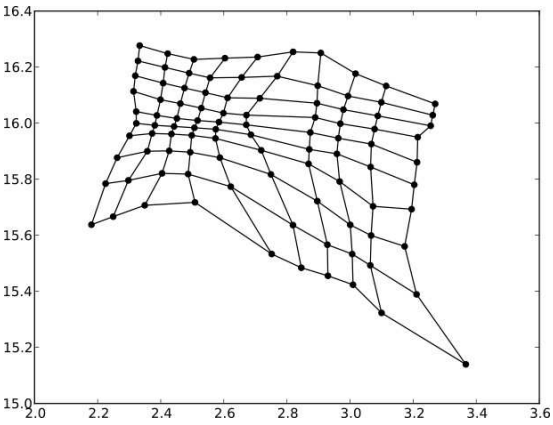
FIGURE 9.12 – La représentation adoptée ici est la même que celle de la figure 9.11 c'est-à-dire qu'une grille correspond aux barycentres des bulles d'activités perceptives en réponse à la réception de corrélations proches. Pour les grilles bleues (respectivement vertes), si la première carte reçoit un stimulus contenant une gaussienne en (x, y) alors la seconde modalité reçoit un stimulus contenant une gaussienne en (x, y) (respectivement en $(x+0.2, y+0.2)$). Ainsi, pour les grilles blues, les corrélations modales reçues appartiennent à une même corrélation multimodale. Dans le cas des grilles vertes, elles appartiennent à des corrélations multimodales différentes, ce qui correspond à un pseudo effet ventriloque. Nous constatons un décalage des grilles vertes, par rapport aux grilles bleues, correspond à l'influence réciproque des deux perceptions afin d'obtenir la perception unifiée d'une corrélation multimodale. Par exemple, un stimulus multimodal contenant à une gaussienne située en (i, j) (respectivement $(i + 0.2, j + 0.2)$) dans chaque modalité entraîne la perception entourée en rouge dans la première (respectivement la seconde) modalité. Lors de la réception d'un stimulus multimodal contenant une gaussienne située en (i, j) dans la première modalité et en $(i + 0.2, j + 0.2)$ dans la seconde modalité, les deux perceptions en rouge vont s'influencer afin d'aboutir à une perception multimodale unifiée (flèches rouges).

emplacement, qui a été choisi suivant une distribution aléatoire uniforme. Pour détériorer le substrat de calcul, nous avons forcé les activités sensorielle, corticale et perceptive à zéro pour certaines colonnes choisies aléatoirement, les rendant ainsi inutilisables pour le traitement de l'information.

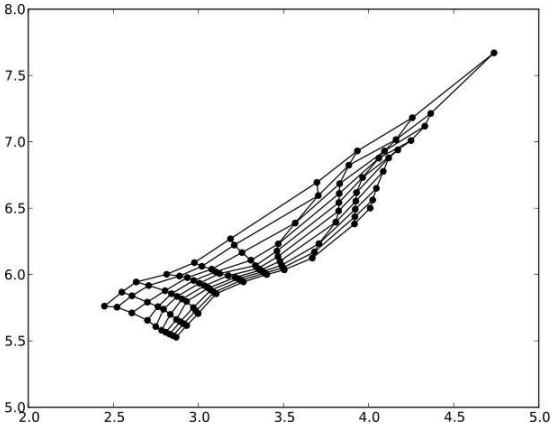
Les résultats obtenus avec 5% et 10% de colonnes lésées dans chacune des deux cartes sont montrés sur la figure 9.14. Nous pouvons constater que les cartes continuent à s'auto-organiser de manière conjointe malgré la panne forcée de certaines colonnes. Il est à noter que le traitement de l'information obtenu risque d'être dégradé du fait de l'apparition de ruptures de continuité dans les auto-organisations et de l'absence de discrimination de certaines colonnes. Cette absence de discrimination de quelques colonnes s'explique par le fait que certaines des colonnes voisines sont lésées ainsi que des colonnes dans l'autre carte qui sont reliées par des connexions multimodales. Ainsi, les activités sensorielles et corticales n'ont pas réussi à être assez forte pour faire émerger une perception dans ces zones, ce qui empêche l'apparition d'une discrimination à une corrélation, la règle BCMu faisant apparaître de manière autonome un ensemble de discriminations (voir la section 8).

Adaptabilité

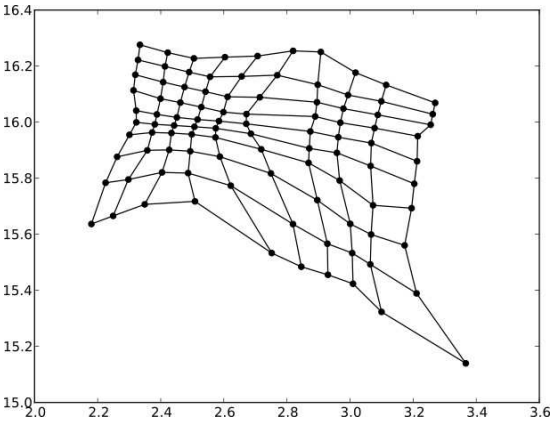
L'utilisation de règles d'apprentissage continues dans notre modèle lui confère une certaine adaptabilité du traitement de l'information. Nous nous intéressons dans cette section à l'adaptabilité du modèle face à la modification des corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée et plus particulièrement à la modification de la relation multimodale entre les corrélations monomodales. Pour la modification des corrélations monomodales, le lecteur est invité à se reporter au cas d'une carte modale isolée, présenté



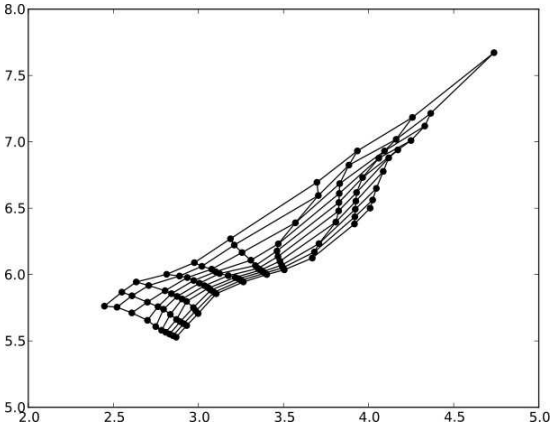
(a) stimuli modaux seuls / barycentre des perceptions carte 1



(b) stimuli modaux seuls / barycentre des perceptions carte 2



(c) stimuli multimodaux contenant des stimuli modaux différents / barycentre des perceptions carte 1

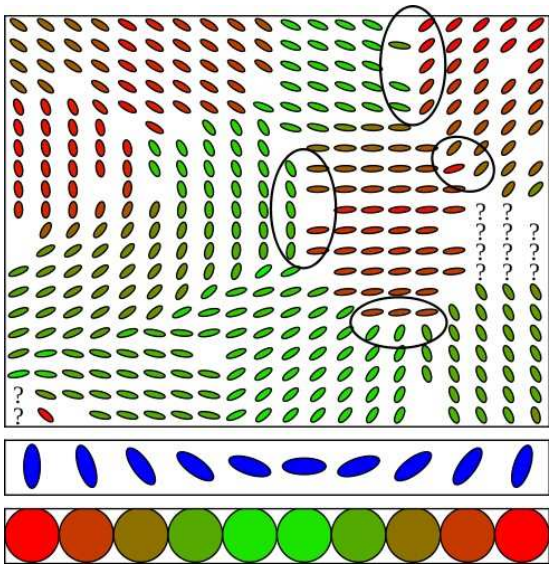


(d) stimuli multimodaux contenant des stimuli modaux différents / barycentre des perceptions carte 2

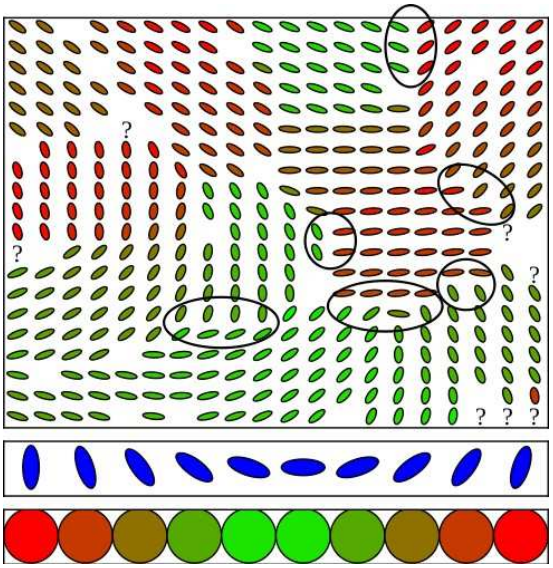
FIGURE 9.13 – (a-b) Représentation des barycentres des activités perceptives dans la carte 1 (respectivement carte 2) lors de la réception par le modèle d'un stimulus dans la première (respectivement seconde) modalité contenant une gaussienne localisée dans $[0,1] \times [0,1]$ (respectivement $[5,6] \times [5,6]$) avec un pas de discrétisation de 0.1 en chacune des dimensions et d'un stimulus nul dans la seconde (respectivement première) modalité. (c-d) Représentation des barycentres des activités perceptives dans la carte 1 (respectivement 2). La différence réside dans le fait que les deux stimuli modaux précédemment utilisés sont maintenant présents au sein du même stimulus multimodal. Cela signifie que lorsque la carte 1 reçoit un stimulus contenant une gaussienne localisée en (x, y), le stimulus dans la seconde modalité n'est plus nul mais contient une gaussienne localisée en $(x + 5, y + 5)$. Nous pouvons observer que la perception émergeant dans chaque modalité n'est aucunement modifiée par l'influence de la perception d'une corrélation différente dans l'autre modalité.

dans le chapitre 6.

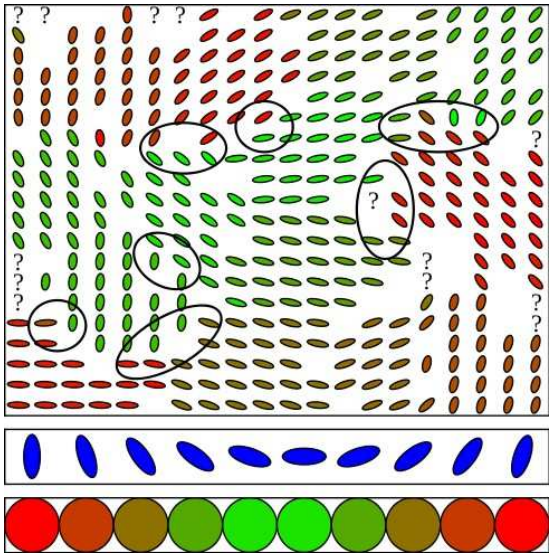
Nous considérons deux cartes 20×20 recevant chacune un flux d'entrée provenant d'un environnement 20×20. Dans un premier temps, les deux environnements contiennent une gaussienne à la même localisation, qui est choisie de manière aléatoire uniforme. Dans un second temps, une fois que l'apprentissage a convergé, nous modifions la relation multimodale entre les corrélations modales. Les stimuli sont alors construits de telle sorte que si une gaussienne est située en (x, y) dans la première modalité, alors une gaussienne est située en $((x + 10)\%20, (y + 10)\%20)$ dans la seconde modalité. La localisation de la



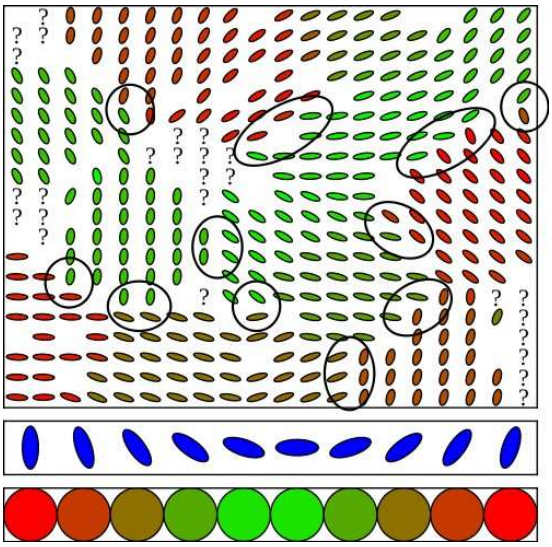
(a) 5% de lésion / auto-organisation carte 1



(b) 5% de lésion / auto-organisation carte 2



(c) 10% de lésion / auto-organisation carte 1



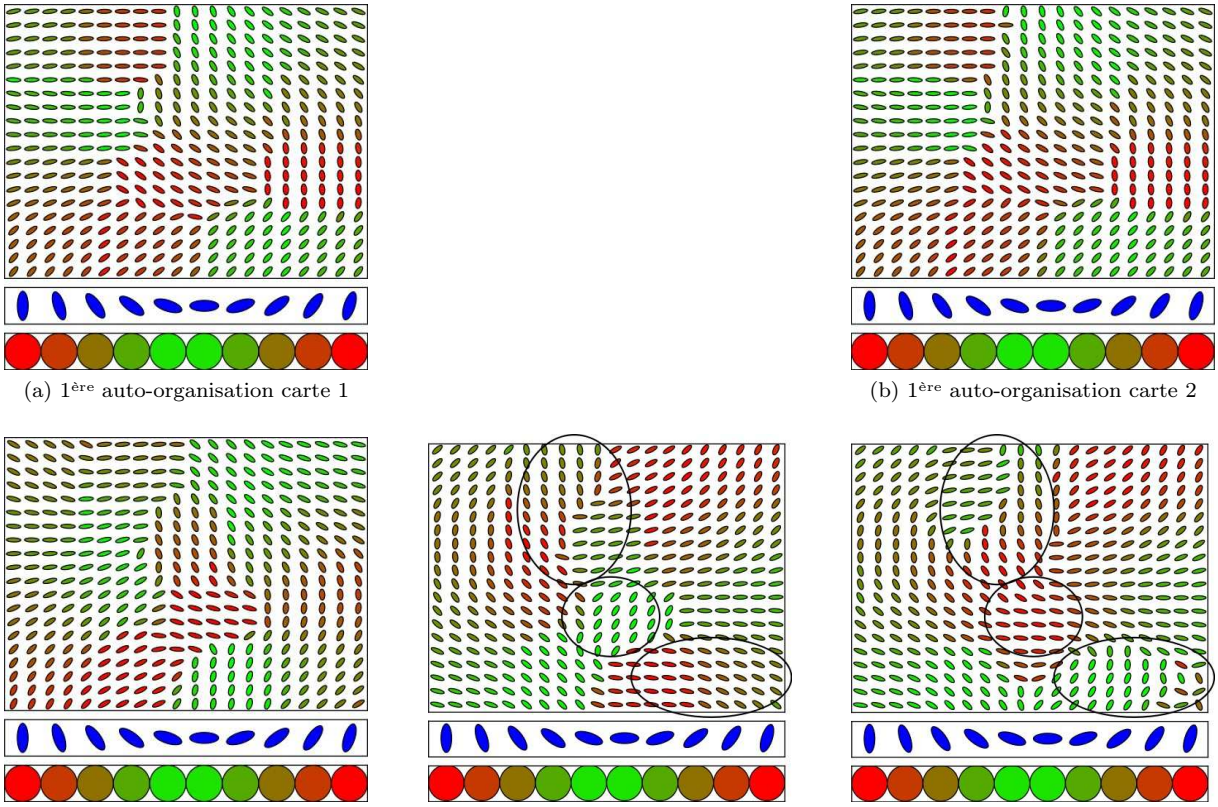
(d) 10% de lésion / auto-organisation carte 2

FIGURE 9.14 – Illustration de la robustesse de la propriété d'auto-organisation conjointe des discriminations aux défaillances du substrat. Les auto-organisations obtenues avec 5% (respectivement 10%) de colonnes lésées dans chaque carte modale sont présentées en (a) et (b) (respectivement (c) et (d)). La représentation utilisée est celle que nous utilisons classiquement à deux différences près. Premièrement, les trous dans les cartes correspondent aux colonnes qui ont été lésées. Deuxièmement, les '?' correspondent à des colonnes qui n'ont pas développé de sélectivité à unique corrélation. Par ailleurs, les ruptures de continuités dans les auto-organisations obtenues sont entourées.

gaussienne dans la première modalité est toujours choisie de manière aléatoire uniforme. Ainsi, l'ensemble des corrélations monomodales dans chaque environnement reste identique, mais les corrélations modales corrélées multimodalement ne sont plus les mêmes.

Les résultats obtenus sont présentés figure 9.15. Nous pouvons constater que le modèle est globale-

ment capable d'adapter l'auto-organisation des deux cartes de manière à aboutir à une nouvelle auto-organisation conjointe au regard des nouvelles corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée.



(a) 1ère auto-organisation carte 1

(b) 1ère auto-organisation carte 2

(c) 2ème auto-organisation carte 1

(d) 2ème auto-organisation carte 1 (relative)

(e) 2ème auto-organisation carte 2

FIGURE 9.15 – Dans une première phase, nous présentons à deux cartes des stimuli multimodaux constitués de deux stimuli modaux contenant une gaussienne à la même position. Sur la première ligne, nous avons représenté les auto-organisations obtenues dans les deux cartes modales. Une fois l'auto-organisation conjointe des cartes obtenue, nous avons modifié les corrélations multimodales présentes dans le flux d'entrée de sorte que si une gaussienne est localisée en (x, y) pour la première modalité, alors une gaussienne est localisée en $((x + 10)\%20, (y + 10)\%20)$ dans l'autre modalité. Nous avons représenté en (c) et (e) les auto-organisations alors obtenues dans la première et la seconde carte respectivement. Nous pouvons observer que la modification des corrélations présentes dans le flux d'entrée a provoqué une variation de l'auto-organisation dans chacune des cartes. Afin de pouvoir vérifier l'apprentissage des corrélations multimodales par l'auto-organisation conjointe des cartes, après la modification des corrélations multimodales, nous avons représenté en (d) les discriminations de la carte 1 relativement aux corrélations de la seconde modalité, c'est-à-dire que la discrimination d'une colonne de la carte 1 à une corrélation donnée est représentée comme la discrimination à la corrélation dans la seconde modalité qui lui est corrélée multimodalement. Nous pouvons observer certaines zones, entourées sur les figures (d) et (e), qui n'ont pas appris les nouvelles relations multimodales (voir le texte pour plus de détails).

Cependant, nous pouvons observer que certaines zones, entourées sur la figure 9.15, n'ont pas appris les nouvelles corrélations multimodales puisque les deux cartes discriminent des corrélations modales non reliées multimodalement. Une explication possible réside dans le fait que, après changement de la relation multimodale entre les corrélations modales, la présentation d'une corrélation multimodale, nouvelle pour le système, entraîne des sensations et donc des perceptions modales situées à des endroits

différents dans leur carte respective. Ainsi, dans chaque carte, l'activité sensorielle est forte à un endroit et l'activité corticale est forte à un autre endroit. L'apparition d'une perception multimodale unifiée requiert une influence corticale sur la perception dans l'une des deux cartes au moins. D'un point de vue technique, cela nécessite que le terme afférent de l'activité perceptive, qui est égal au produit de l'activité sensorielle par l'activité corticale additionnée d'un terme de pré-activation (voir la section 9.1.3), soit plus fort dans la zone où l'activité corticale est forte. Si l'influence corticale est insuffisante pour permettre l'obtention d'une perception multimodale unifiée, les deux cartes ne pourront pas s'auto-organiser de manière conjointe.

L'adaptabilité du modèle devrait donc dépendre de nombreux facteurs externes au modèle, comme la variation de la relation multimodale et le bruit présent dans l'environnement, mais également des paramètres du modèle, en particulier l'activité pré-corticale et la largeur des champs récepteurs des étages corticaux. Une étude qualitative serait nécessaire pour mesurer l'influence de ces différents facteurs sur la capacité d'adaptabilité du modèle.

9.3 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre le modèle SOMMA qui est constitué d'un ensemble de cartes modales génériques. Chaque carte traite spécifiquement une entrée modale, reçue par un flux montant, mais reçoit également des informations des autres modalités par les connexions multimodales qui la relient à l'ensemble des autres cartes. Une carte modale est constituée d'un ensemble de colonnes corticales génériques organisées suivant une topologie bidimensionnelle et ayant des étages sensoriel, cortical et perceptif.
Au niveau de la carte, l'activité sensorielle représente, de manière distribuée, l'ensemble des corrélations modales présentes dans le stimulus, l'étage sensoriel de chaque colonne utilisant un codage tabulaire à une corrélation modale.
L'étage cortical d'une colonne apporte une information sur les perceptions dans les autres modalités. En particulier, l'étage cortical d'une colonne est d'autant plus actif que les perceptions dans les autres modalités représentent des corrélations qui sont reliées multimodalement avec la corrélation discriminée par l'étage sensoriel de la colonne.
L'activité perceptive correspond, au niveau de la carte, à la représentation du stimulus modal courant. Elle résulte d'un consensus entre l'activité sensorielle et l'activité corticale. En particulier, cette influence corticale de la perception modale amène, au niveau du système, à ce que les perceptions modales soient unifiées au sein d'une perception multimodale représentant une corrélation multimodale présente dans le stimulus multimodal courant.

Bien que le temps nécessaire aux simulations ait fortement limité le nombre d'expérimentations que nous avons pu mener, nous avons réussi à vérifier de manière expérimentale les principales propriétés du modèle SOMMA.
Premièrement, notre modèle est capable d'apprendre, par des mécanismes non supervisés et continus, les corrélations monomodales et multimodales présentes dans un flux de données quelconques.
Deuxièmement, le modèle fournit une représentation multimodale stéréotypée et unifiée du stimulus courant. Cette représentation s'appuie sur trois comportements non exclusifs. Dans le cas de différents stimuli modaux contenant les informations modales d'une même corrélation multimodale, les différentes cartes modales associées vont représenter cette corrélation multimodale. Dans le cas où différentes sensations correspondent à des corrélations modales relevant de corrélations multimodales proches, ces perceptions modales sont influencées pour aboutir à la perception d'une unique corrélation multimodale dont les perceptions modales sont proches des sensations. Dans le cas de stimuli modaux provenant de corrélations multimodales différentes, chaque carte des modalités correspondantes représente sa propre perception monomodale.
Troisièmement, cette perception multimodale unifiée est généralisable à des corrélations inconnues. Cela signifie que si le modèle reçoit deux corrélations proches alors leurs représentations respectives sont proches.
Quatrièmement, l'utilisation d'un apprentissage continu confère au système une certaine adaptabilité à des modifications des corrélations présentes dans le flux de données. De plus, l'utilisation d'une approche

connexionniste permet d'obtenir une robustesse du traitement de l'information face à des défaillances du substrat de calcul.

Le fonctionnement du modèle SOMMA répond ainsi à notre problématique énoncée dans le chapitre 3, à savoir un traitement multimodal de l'information fondé sur la détection de corrélations multimodales dans un flux de données par un paradigme de calculs et d'apprentissages locaux, décentralisés, continus et non supervisés. Nous revenons dans le prochain chapitre sur notre modèle afin de discuter de ses limites, des questions ouvertes qu'il pose et de ses extensions possibles.

Chapitre 10

Discussion et perspectives

10.1 Discussion

Dans le chapitre 1 de ce manuscrit, nous nous sommes penchés sur l'architecture générale du cortex ainsi que sur le traitement de l'information qu'il fournit. Cette analyse nous a permis d'aboutir à plusieurs observations. Premièrement, malgré son incroyable diversité biologique, le cortex semble malgré tout présenter une étonnante généricité de structure et de fonctionnement. Deuxièmement, l'architecture connexionniste du cortex, ainsi que l'apprentissage continu et non supervisé qui s'y déroule, lui confèrent de remarquables propriétés fonctionnelles de traitement de l'information, comme une adaptabilité à des informations changeantes et une robustesse aux lésions.

Dans le chapitre 2, nous nous sommes intéressés à la question de la multimodalité suivant différentes approches. D'un point de vue théorique, les approches sensori-motrices fournissent un cadre de réflexion intéressant, non seulement pour la compréhension de l'interaction d'êtres vivants avec l'environnement, mais également pour la construction d'agents artificiels autonomes. Ces théories prônent l'importance de la détection de régularités spatio-temporelles dans le flux sensori-moteur provenant de l'interaction d'un agent avec son environnement. D'un point de vue psychologique, certaines expériences tendent à prouver que le cortex utilise de telles régularités pour unifier les différentes informations modales. D'un point de vue biologique, la prise en compte des informations provenant de différentes modalités a lieu à tous les niveaux dans le cortex, que ce soit dans les neurones, dans les aires haut niveau ou dans les aires dites sensorielles.

L'ensemble de ces considérations nous a amené à proposer dans ce manuscrit le modèle informatique SOMMA qui a été décrit de manière générale dans le chapitre 3. Notre travail traite de la problématique de la fusion d'informations provenant de différentes modalités. D'une part, il appartient au domaine des neurosciences computationnelles en proposant un modèle dont l'architecture et le traitement de l'information est inspiré du cortex. En particulier, nous avons opté pour une architecture générique et multimodale, ce qui signifie que chaque unité du modèle effectue le même traitement fonctionnel et reçoit des informations provenant de toutes les modalités. D'autre part, notre travail s'inscrit dans le cadre des théories sensori-motrices de la perception, dans le sens où la représentation de l'information est obtenue dans notre modèle par la recherche d'une corrélation du flux d'entrée multimodal. Plus précisément, nous attendions de notre modèle qu'il fournisse trois propriétés de traitement de l'information reçue, qu'elle soit monomodale ou multimodale :

- un apprentissage autonome des corrélations présentes dans le flux d'entrée,
- la représentation du stimulus courant fondée sur la détection d'une corrélation dans ce stimulus, ce qui peut nécessiter, dans le cas d'un stimulus multimodal, l'unification des différentes informations modales,
- la généralisation de cette représentation à des stimuli inconnus.

De plus, nous imposions que l'ensemble de ces propriétés soit obtenu en respectant un paradigme de calculs et d'apprentissages locaux, décentralisés, continus et non supervisés. Cette contrainte, inspirée du traitement cortical de l'information, a pour but de fournir au modèle des propriétés de robustesse

aux lésions et d'adaptabilité à des données changeantes, propriétés généralement absentes des modèles informatiques.

Dans la partie II, nous avons détaillé notre modèle de carte auto-organisatrice qui offre un traitement monomodal de l'information. Dans la partie III, nous nous sommes penchés sur la mise en relation directe de plusieurs de ces cartes modales afin de permettre un traitement multimodal de l'information. Dans les deux cas, les modèles ont été construits suivant deux principes fondateurs.
Premièrement, l'information est représentée par un codage spatial qui passe par l'auto-organisation de la carte modale et par la topographie des connexions multimodales entre les cartes. Ce type de codage permet de faciliter la généralisation de la représentation. De plus, cette représentation est stéréotypée, ce qui facilite son débruitage.
Deuxièmement, l'apprentissage est progressif dans notre modèle. L'apprentissage de discriminations de corrélations modales précède leurs organisations spatiales au sein de chaque carte modale. Cela permet l'émergence d'une perception modale, préalable à l'apprentissage spatial multimodal. Une telle approche progressive permet de faciliter la mise en relation de différents modules au sein d'une architecture complexe, massivement récurrente.
L'utilisation de ces deux principes architecturaux a permis l'obtention de modèles vérifiant l'ensemble des propriétés attendues, que cela soit dans le cas monomodal ou multimodal, comme cela a été vérifié par de multiples expérimentations utilisant des données artificielles (voir les chapitre 6 et 9). De plus, le paradigme de calcul et d'apprentissage utilisé semble fournir une certaine forme de robustesse et d'adaptabilité du traitement de l'information au modèle. Par ailleurs, l'obtention de ce traitement multimodal de l'information au moyen d'une architecture générique et multimodale pourrait ouvrir des perspectives dans le domaine des neurosciences quant au traitement qui a lieu dans le cortex et plus particulièrement dans les aires sensorielles primaires. L'ensemble de ces résultats soulève de nombreuses questions par rapport aux propriétés de notre modèle.

Notre modèle est capable de représenter un stimulus en recherchant une corrélation présente dans ce stimulus. Cependant, cette représentation dépend de la répartition des discriminations des étages sensoriels des différentes colonnes dans l'espace des corrélations. Plus le nombre de discriminations dans une zone de l'espace est important, plus la représentation est précise et, au contraire, si aucune discrimination n'est présente dans une zone, le stimulus ne peut pas être représenté. Nous avons montré dans le chapitre 6 que les différences de répartitions des discriminations avec le modèle SOMMA étaient lissées par rapport à celles de la distribution des stimuli dans le flux d'entrée. Cela suggère que notre modèle offre une répartition des discriminations située entre une quantification vectorielle, c'est-à-dire une répartition des discriminations similaire à la distribution de probabilité d'apparition des stimuli dans le flux d'entrée, et une quantification de l'espace, qui correspond à des discriminations réparties uniformément dans l'espace d'entrée. D'autres expériences seraient nécessaires pour obtenir une caractérisation précise. Outre cette caractérisation technique des propriétés de notre modèle, la question plus large qui se pose est celle de la représentation de l'espace souhaitée, par rapport à notre objectif à long terme d'interaction d'un agent autonome avec son environnement. D'un côté, comme la taille du substrat de calcul est limité, une quantification vectorielle risque de ne pas permettre de représenter les corrélations peu présentes dans l'environnement. Ce problème a été rencontré avec le modèle Bijama pour l'apprentissage d'une fonction sensori-motrice de contrôle d'un bras robotique simulé (voir [Ménard and Frezza-Buet, 2005] pour plus de détails). D'un autre côté, la quantification de l'espace fournit la même précision de représentation de stimuli peu importe leur fréquence d'apparition dans l'environnement. Nous pouvons cependant supposer que les stimuli les plus fréquents sont les plus intéressants pour une interaction avec l'environnement et requiert une plus grande précision.

L'unification des différentes informations modales passe, dans notre modèle, par l'influence réciproque des différentes perceptions modales. Cette influence réciproque entraîne en particulier la modification de l'ensemble des perceptions si ces dernières ne relèvent pas exactement d'une corrélation multimodale (voir le chapitre 7 pour plus de détails). Un tel mécanisme est différent de celui observé lors de l'effet ventriloque par exemple dans lequel seule la perception sonore est sensiblement modifiée (voir le chapitre 2). Il semblerait que l'intégration des différentes modalités dans le cortex dépende de la précision apportée par chaque modalité. De plus, cette précision ne serait pas fixe mais pourrait relever de l'interaction avec l'environnement (voir [van Beers et al., 2011] par exemple). Une intégration des différentes modalités tenant compte de la précision de l'information apportée par chacune pose ainsi de nombreuses questions

non abordées dans ce manuscrit.

Pour rappel, la généralisation de la représentation consiste en l'obtention de deux activités proches mais différentes pour deux stimuli proches même inconnus. Dans notre modèle, cette généralisation est obtenue par un codage spatial s'appuyant sur l'auto-organisation des discriminations dans chacune des cartes modales. Cependant, des ruptures de continuité peuvent apparaître dans l'auto-organisation des discriminations de nos cartes modales, comme nous avons pu l'observer dans les chapitres 6 et 9. Or, comme la forme de la bulle d'activité perceptive est stéréotypée (voir le chapitre 4), une rupture entraîne l'activation de l'étage perceptif de colonnes ne discriminant pas une corrélation présente dans le stimulus courant. Deux corrélations éloignées peuvent alors être représentées par des perceptions proches. Une étude serait nécessaire pour déterminer si la représentation de corrélations éloignées par des activités proches pourrait générer des problèmes de traitement de l'information.

D'un point de vue fonctionnel, le choix d'un paradigme connexionniste pour notre modèle a été motivé par l'apport de propriétés de robustesse et d'adaptabilité. Notre étude nous amène à nous interroger sur la granularité des calculs nécessaires à l'obtention de ces propriétés. Nous pensons que l'utilisation de calculs simples pour chaque unité n'est pas indispensable à cette robustesse qui pourrait être obtenue avec des modules de plus haut niveau. Le paradigme connexionniste pourrait cependant, par son côté émergent, permettre une adaptabilité du calcul aux situations non prévues, ce qui pourrait être intéressant pour l'interaction d'un agent autonome avec son environnement.

SOMMA est construit comme un assemblage de différents modules interagissant les uns avec les autres. Un certain nombre de ces modules s'appuie sur des paradigmes déjà existants et éprouvés. Cependant, la mise en relation de différents paradigmes n'est généralement pas directe, en pratique, car ils ne sont soit pas conçus pour être mis en relation, soit leurs propriétés ne sont assurées que pour un certain type d'entrées qui ne correspond pas à la sortie des autres modules. Cela est parfaitement illustré par les problèmes engendrés par l'intégration des champs neuronaux dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen (voir le chapitre 4). Même si dans notre travail nous avons procédé par étapes en cherchant à chaque fois à rendre le fonctionnement du système le plus générique possible, l'intégration d'un nouveau module nécessite généralement la modification du modèle précédent comme lors de l'utilisation de nos cartes modales pour un traitement multimodal de l'information (voir le chapitre 7). Cela nous amène à penser que la construction de modèles informatiques massivement récurrents à très large échelle ne peut être obtenu que par le développement de briques de base capables de fournir une fonctionnalité de calcul quelles que soient les entrées reçues. Cela permettrait d'assembler ces différentes briques de base, sans se soucier de problèmes techniques liés à leur intégration, afin d'obtenir, par interaction de leur propriétés fonctionnelles, de nouveaux modules de traitement plus complexes de l'information et ainsi de suite. Dans la nature, l'évolution semble avoir pris un chemin similaire puisque le cerveau des espèces dites évoluées serait le résultat d'ajouts successifs de structures offrant des fonctionnalités de plus en plus complexes et influençant les traitements bas niveau de l'information. D'un point de vue pratique, une piste de recherche qui pourrait s'avérer intéressante dans l'optique de la construction de telles briques de bases en informatique est celle des mécanismes homéostatiques. L'homéostasie permet de maintenir l'état d'une unité dans un certain domaine lui permettant de fournir un traitement intéressant de l'information malgré la variabilité des entrées.

10.2 Perspectives

10.2.1 Études complémentaires

La taille de la carte ainsi que celle de la bulle d'activité perceptive influent respectivement sur la portion de l'espace d'entrée représentable par la carte et sur la discrétisation de cette représentation (voir le chapitre 6). Lors de nos expérimentations, les paramètres de toutes les cartes étaient identiques et donc le pouvoir représentatif de ces cartes l'était également. Par ailleurs, le profil des connexions multimodales influe également sur l'apprentissage des corrélations multimodales dans le modèle. L'étude de ces différents paramètres sur le traitement de l'information dans notre modèle permettrait une meilleure caractérisation de ses propriétés. Une telle étude nécessiterait en pratique une réduction drastique des temps de simulations et soulèverait de multiples questions théoriques complexes comme, par exemple,

l'intérêt de différents niveaux de représentation et leur conséquence sur le traitement multimodal de l'information.

L'ensemble des tests que nous avons effectués l'ont été avec des flux d'entrées bimodaux. Il serait intéressant d'expérimenter le comportement du modèle avec des flux d'entrées comportant plus de modalités, ce qui nécessiterait là encore de solutionner le problème pratique des temps de simulations. Néanmoins, cette étude serait intéressante sur plusieurs aspects. D'une part, cela permettrait d'étudier notre hypothèse de connexions multimodales, au profil topographique fixé, car les contraintes engendrées pourraient être plus fortes à cause du nombre plus important de cartes. D'autre part, les relations entre les stimuli modaux peuvent être plus complexes ce qui pose de nombreuses questions théoriques ouvertes. Par exemple, soit c_1, c_2 et c_3 des corrélations de différentes modalités. Si c_1 est multimodalement corrélée à c_2 et que c_2 est multimodalement corrélé à c_3, cela pose la question de la signification de l'apprentissage de la relation entre c_1 et c_3, qui correspondrait à une sorte de transitivité de l'apprentissage, si ces dernières ne sont jamais perçues ensemble dans l'environnement.

Nos expérimentations ont porté sur des données artificielles sauf pour celle dont le flux de données était constitué de portions d'une image naturelle. De plus, l'utilisation de ces données a nécessité un prétraitement afin qu'elles soient compatibles avec la règle BCM (voir le chapitre 6 pour plus de détails). Non seulement l'expérimentation de notre modèle avec des données naturelles sera un passage obligatoire vis-à-vis de notre but à long terme d'interaction d'un agent avec un environnement naturel mais ces expérimentations pourraient nous permettre de mieux caractériser le fonctionnement de notre modèle. Elles permettraient entre autres de confronter notre modèle à des stimuli de grandes dimensions apparente et intrinsèque ainsi qu'à des corrélations multimodales complexes et bruitées. De plus, cela poserait la question plus générale de la nécessité d'un prétraitement spécifique des données ou de la possibilité d'un traitement générique de l'information. Cependant, une telle étude est complexe à mettre en place car un flux de données naturelles devrait se concevoir dans la cadre d'une boucle sensori-motrice fermée afin d'être représentatif d'une interaction possible avec l'environnement.

10.2.2 Utilisation du modèle dans un contexte plus large

Notion d'aire corticale

Nous avons vu lors de la présentation générale du modèle SOMMA dans le chapitre 3, que son architecture pouvait se rapprocher de celle du cortex. Pour rappel, les colonnes constituant une carte modale s'inspirent des mini colonnes corticales du cerveau avec leur structure laminaire et leurs différents flux. La carte modale se situe à cheval entre deux notions biologiques. D'une part, elle peut s'assimiler à une macro colonne corticale dans le sens où elle est constituée d'un ensemble de mini colonnes recevant le même flux d'entrée et offrant chacune une fonction différente. D'autre part, comme une carte reçoit un flux monomodal, elle peut également se rapprocher de la notion d'aire corticale. Nous évoquons une extension possible de l'architecture d'une carte modale isolée, extension dans laquelle la carte est considérée comme une macro colonne corticale et nous ajoutons la notion d'aire corticale.

Dans cette architecture étendue, une aire modale serait constituée d'une agrégation de macro colonnes, ces dernières correspondant au modèle de carte modale dans SOMMA. Chaque macro colonne recevrait par son étage sensoriel une partie du flux monomodal reçu par l'aire, définissant un champ récepteur. Au niveau de l'aire, les champs récepteurs des différentes macro colonnes seraient organisés de manière topographique. L'étage perceptif garderait quant à lui son rôle de compétition spatiale au sein d'une macro colonne. Son activité pourrait être calculée comme l'évolution d'un champ neuronal s'étendant sur toute l'aire. La notion de macro colonne corticale serait alors définie par rapport aux champs récepteurs sensoriels des micro colonnes et au diamètre des connexions inhibitrices utilisées pour le calcul de l'activité du champ. L'activité perceptive, au niveau de l'aire, ferait ainsi émerger plusieurs bulles car la largeur de la partie inhibitrice des connexions définit la distance minimale entre deux bulles d'activités (voir le chapitre 4).

L'introduction de la notion d'aire dans notre modèle, en plus de coller de manière plus proche à l'architecture corticale, permettrait la représentation simultanée de plusieurs corrélations présentes dans le stimulus monomodal courant, ce qui n'est actuellement pas possible avec notre modèle SOMMA. Cette notion d'aire corticale soulèverait cependant de multiples problèmes. D'un point de vue technique,

les propriétés dynamiques des champs neuronaux multi bulles sont actuellement peu connues et mal maîtrisées. D'un point de vue théorique, les intérêts fonctionnels d'une telle architecture sur la capacité de traitement de l'information effectué par le modèle seraient à discuter.

Modèle hiérarchique

Certains modèles de traitement multimodal de l'information, comme celui proposé par Hawkins (voir le chapitre 3 et [Hawkins and Blakeslee, 2005]), utilisent une architecture hiérarchique. Une telle architecture est structurée en niveaux, le traitement de l'information effectué par chaque niveau s'appuyant sur celui du ou des niveaux inférieurs. Cette structuration de l'information offrirait des propriétés fonctionnelles intéressantes comme une mutualisation du traitement de l'information permettant une meilleure adaptabilité à des stimuli inconnus ou encore une réduction du temps nécessaire à l'apprentissage (voir [Hawkins and Blakeslee, 2005] pour une revue détaillée des intérêts fonctionnels d'une architecture hiérarchique). Des architectures hiérarchiques ont déjà été utilisées pour le traitement de l'information multimodale et ont obtenu des résultats intéressants. Par exemple, Rolls et Deco [Rolls and Deco, 2002] ont obtenu la reproduction de l'effet Mc Gurk chez l'humain (voir le chapitre 2 pour une description de l'effet). Par ailleurs, Paplìnski et Gustafsson [Papliński and Gustafsson, 2006] ont montré que la rétropropagation de l'activité d'une carte associative vers les cartes modales permettait d'obtenir des représentations plus résistantes au bruit qu'en l'absence d'information descendante.

Notre modèle SOMMA a été pensé dans l'optique de son intégration, à long terme, dans une architecture hiérarchique ce qui pourrait permettre un traitement de l'information plus complexe. Afin de permettre cette intégration, nous avons cherché au maximum à obtenir un traitement générique de l'information dans SOMMA. La description de ce modèle hiérarchique, tel que nous l'envisageons aujourd'hui, emprunte sa terminologie au cadre biologique afin de faire un parallèle avec l'architecture du cortex (voir les chapitres 1 et 2). Nous tenons à préciser que, de la même manière que SOMMA, ce modèle s'inspire des principes corticaux mais ne vise pas à une modélisation précise de la biologie.

Dans un cadre hiérarchique, notre carte modale serait intégrée dans une architecture plus large correspondant à la notion d'aire corticale (voir la section précédente pour plus de détails sur la structuration interne d'une aire). Chaque aire serait ainsi constituée d'un ensemble de macro colonnes, correspondant à notre modèle de carte modale dans SOMMA, et chaque niveau serait un ensemble d'aires (voir la figure 10.1). Chaque macro colonne recevrait trois types d'informations : une information montante, une information multimodale et une information descendante.

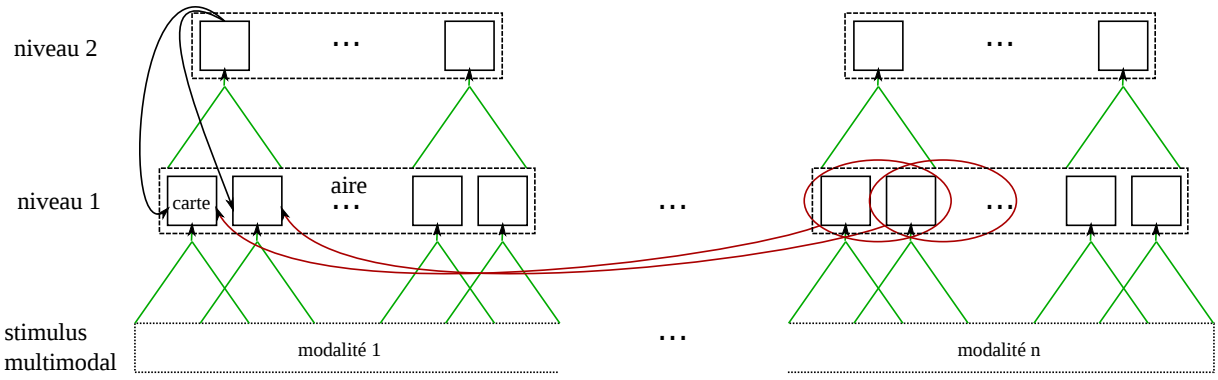


FIGURE 10.1 – Le modèle hiérarchique que nous envisageons utilise une architecture générique qui est structurée en différents niveaux, deux sur le schéma. Chaque niveau est constitué d'un ensemble d'aires construites comme un assemblage de macro colonnes. Ces dernières correspondent aux cartes modales de SOMMA. Chaque macro colonne reçoit un flux montant (en vert), un flux multimodal (en rouge) et un flux descendant (en noir). Les connexions inter aires ne sont pas représentées. Pour plus de détails se reporter au texte.

L'information montante correspondrait au traitement principal de l'information offert par la maxi

colonne. Dans chaque niveau, chaque modalité serait traitée par une aire spécifique. Chaque macro colonne recevrait une partie de cette information modale, de manière à ce que deux macro colonnes proches dans l'aire reçoivent des flux proches. L'ensemble des mini colonnes (correspondant aux colonnes dans SOMMA) appartenant à une même macro colonne recevrait la même d'entrée. Pour le premier niveau, cette information multimodale montante proviendrait de l'environnement. Pour les autres niveaux, elle correspondrait à l'activité de sortie du niveau inférieur. Il est à noter qu'avec une telle architecture, le découpage du flux montant, reçu par une aire, dans différentes macro colonnes pourrait correspondre au premier indice de Ballard (voir le chapitre 1). Les différents traitements effectués au sein d'une macro colonne par les différentes mini colonnes la composant correspondraient, quant à eux, au deuxième indice de Ballard.

Chaque macro colonne recevrait également des connexions multimodales provenant d'autres macro colonnes situées en particulier dans des aires traitant d'autres modalités. Ces connexions joueraient le même rôle que dans SOMMA c'est-à-dire celui d'apporter une information sur les perceptions faites dans les autres modalités afin de permettre un traitement multimodal de l'information dans chaque macro colonne. Le profil de ces connexions pourrait s'inspirer de celui utilisé dans SOMMA. Cependant, le choix exact du profil de ces connexions et en particulier le choix des macro colonnes et des modalités auxquelles chaque macro colonne est connectée soulève de nombreuses questions.

Chaque macro colonne recevrait un flux descendant provenant des macro colonnes situées dans un niveau supérieur. Il aurait pour but d'apporter une information de plus haut niveau, par exemple de type prédictif, au traitement de l'information. Le profil de ces connexions descendantes ainsi que leur intérêt précis dans le traitement de l'information soulève là encore de multiples questions.

Ce modèle défend, au même titre que SOMMA, l'idée d'un cortex multimodal (voir le chapitre 2). En effet, chaque aire reçoit des informations provenant de plusieurs modalités par les connexions multimodales. Par ailleurs, il est intéressant de noter que cette prise en compte de l'information multimodale dans l'émergence de l'activité dans chaque aire va amener à la propagation d'informations multimodales par l'ensemble des flux. Ainsi, plus une aire est située haut dans la hiérarchie, plus les informations qu'elle reçoit par les différents flux sont multimodales. Au final, même si le traitement de l'information est multimodal au sein de chaque niveau, les premiers niveaux apparaissent ainsi principalement monomodaux et les derniers sont complètement multimodaux. Cette constatation serait intéressant à mettre en perspective avec nos connaissances sur le traitement de l'information dans le cortex.

10.2.3 Interaction avec l'environnement

Pour rappel, le travail présenté dans ce manuscrit s'inscrit dans le cadre général de l'interaction autonome d'un agent avec son environnement. Nous replaçons dans cette section notre travail par rapport à certaines des problématiques soulevées par ce cadre de travail. Nous nous focalisons en particulier sur les aspects temporels et sur l'utilisation de notre modèle dans une boucle sensori-motrice.

Prise en compte du temps

Avec SOMMA, nous nous sommes focalisés sur l'aspect spatial des invariants d'un flux multimodal en délaissant l'aspect temporel. Nous présentons ici quelques pistes préliminaires qui permettraient d'introduire cette notion d'apprentissage spatio-temporel dans SOMMA. Cette prise en compte du temps soulèverait de multiples problématiques telles que la délimitation de séquences, la mémorisation, la planification, ... Le lecteur est invité à se référer à [Sun and Giles, 2001] pour plus d'informations sur la thématique générale de l'apprentissage de séquences temporelles.

Une première solution consisterait à fournir au modèle l'ensemble des stimuli modaux, pas uniquement au temps t mais sur un certain horizon temporel discrétisé (t, $t - dt$, ...). Étant donné que notre modèle est censé être capable d'apprendre les corrélations spatiales de n'importe quel flux multimodal d'entrée, il pourrait ainsi apprendre des corrélations spatiales entre des informations de temporalités différentes, ce qui reviendrait à apprendre des corrélations spatio-temporelles.

Une autre solution pourrait être un rebouclage de l'activité sortante du modèle, décalée temporellement, comme entrée de ce même modèle. Cette approche, contrairement à la précédente, n'induirait pas une multiplication des cartes modales mais poserait, entre autres, des questions sur la capacité de

représentation du modèle et en particulier sur le mélange des informations spatiales et temporelles. Un tel mécanisme de rebouclage a déjà été utilisé avec des cartes auto-organisatrices (voir par exemple [Voegtlin, 2002] et [Johnsson et al., 2009]). De plus, ce rebouclage ainsi que les problèmes qu'il pose sont actuellement étudiés dans un dérivé du modèle Bijama, dont notre modèle est inspiré (voir [Khouzam and Frezza-Buet, 2011]).

Fermeture de la boucle sensori-motrice

L'utilisation de notre modèle SOMMA au sein d'un agent autonome interagissant en boucle fermée avec l'environnement pose de nombreuses problématiques et en particulier celle du traitement des informations motrices. En l'état actuel, les actions motrices sont fournies comme une des entrées de SOMMA qui fournit une perception passive de l'environnement sensori-moteur reçu. La génération d'actions, afin d'agir sur l'environnement, oblige à considérer les actions motrices également comme des sorties du système global qu'est l'agent. Cependant, notre modèle n'est pas capable de générer d'activité perceptive en l'absence de stimulation en entrée (voir les chapitres 7 et 9). L'utilisation de SOMMA au sein d'une boucle fermée nous obligerait donc à envisager un traitement des informations motrices différent de celui des autres informations. Cela pourrait conduire à une modification du modèle SOMMA ou à son utilisation en interaction avec un module chargé de choisir une action à effectuer à partir de l'état sensori-moteur perçu de l'environnement. Un tel module pourrait se rapprocher, d'un point de vue biologique, des ganglions de la base et du colliculus supérieur, structures sous corticales qui sont interconnectées avec le thalamus et le cortex, qui jouent un rôle dans le choix d'action.

Par ailleurs, dans le cas de l'utilisation de SOMMA au sein d'une boucle sensori-motrice, le flux d'entrée reçu par SOMMA est influencé par le choix des actions effectuées qui modifient l'état de l'environnement sensori-moteur. Il en découle une modification de l'apprentissage et des propriétés fonctionnelles du modèle. Certaines problématiques, comme celle de la représentation de l'espace d'entrée fournie par notre modèle, doit être abordée conjointement à celle du choix d'actions, pouvant améliorer cette représentation, et celle de l'exploration, permettant la découverte de zones inconnues. Pour une étude plus détaillée sur ces problématiques, le lecteur peut se référer par exemple aux travaux de Pierre Yves Oudeyer [Oudeyer et al., 2007] qui portent sur les notions de curiosité artificielle et de motivation intrinsèque.

Annexe A

Implémentation du modèle SOMMA

A.1 Adaptation du modèle

A.1.1 Paramètres adaptatifs pour la règle BCM

Girod [Girod, 2010] a proposé l'utilisation de paramètres adaptatifs afin d'augmenter la vitesse de convergence de la règle BCM. Ce mécanisme s'appuie sur deux constatations. D'une part, au début de l'apprentissage, comme la différence entre les réponses aux différents stimuli est plus faible que celle à convergence, la fenêtre d'intégration temporelle τ, qui sert au calcul de la moyenne de l'activité au carré, peut être plus faible. Cela autorise un taux d'apprentissage η plus élevé (voir le chapitre 6 pour la relation entre τ et η). D'autre part, la valeur du seuil flottant est un bon indicateur de l'état de convergence de la règle car elle passe de zéro initialement à $\frac{1}{p}$ à convergence, avec p la probabilité d'apparition du stimulus discriminé dans le flux d'entrée. Girod propose ainsi une variabilité de la valeur de τ, augmentant avec la valeur du seuil flottant. Le taux d'apprentissage quant à lui diminuer avec le temps, afin de respecter la contrainte portant sur la relation entre τ et η permettant la convergence de la règle BCM. Les équations de la règle BCM avec l'évolution des paramètres proposé par Girod, appliquées à notre modèle de carte modale, sont les suivantes :

$$
\begin{aligned}
u^s(c^m_{i,j},t) &= \sum_k w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t) \\
u^{s+}(c^m_{i,j},t) &= u^s(c^m_{i,j},t) + \lambda u^p(c^m_{i,j},t) \\
\tau(c^m_{i,j},t) &= \tau_0(1+\theta(c^m_{i,j},t)^2) \\
\theta(c^m_{i,j},t+\delta t) &= \frac{1}{\tau(c^m_{i,j},t)}u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2 + (1-\frac{1}{\tau(c^m_{i,j},t)})\theta(c^m_{i,j},t) \\
\eta(c^m_{i,j},t) &= \frac{\eta_0}{(1+\theta(c^m_{i,j},t)^2)} \\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j},t+\delta t) &= w^{FF}_k(c^m_{i,j},t) + \eta(c^m_{i,j},t)x^m_k(t)u^{s+}(c^m_{i,j},t)(u^{s+}(c^m_{i,j},t)-\theta(c^m_{i,j},t))
\end{aligned}
$$

avec $u^s(c^m_{i,j},t)$ (respectivement $u^p(c^m_{i,j},t)$) l'activité sensorielle (respectivement perceptive) de la colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne de la carte m, notée $c^m_{i,j}$, au temps t, $\mathbf{w}^{FF}$ le vecteur des poids afférents, $\mathbf{x^m(t)}$ le stimulus courant, λ la force de la modulation, τ_0 l'horizon temporel initial et η_0 le taux d'apprentissage initial.

L'utilisation de ce mécanisme de paramètres adaptatifs avec notre règle BCMu, appliquée à notre

modèle et en utilisant les mêmes notations, fournit les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
u^s(c^m_{i,j},t) &= \sum_k w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)x^m_k(t)\\
u^{s+}(c^m_{i,j},t) &= u^s(c^m_{i,j},t)+\lambda u^p(c^m_{i,j},t)\\
\tau(c^m_{i,j},t) &= \tau_0(1+\theta(c^m_{i,j},t)^2)\\
\theta(c^m_{i,j},t+\delta t) &= \frac{1}{\tau(c^m_{i,j},t)}u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2+(1-\frac{1}{\tau(c^m_{i,j},t)})\theta(c^m_{i,j},t)\\
\eta(c^m_{i,j},t) &= \frac{\eta_0}{(1+\theta(c^m_{i,j},t)^2)}\\
\beta(c^m_{i,j},t) &= \beta_0(1+h(\theta(c^m_{i,j},t)))\\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j},t+\delta t) &= w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)+\eta(c^m_{i,j},t)x^m_k(t)\left(u^{s+}(c^m_{i,j},t)(u^{s+}(c^m_{i,j},t)-\theta(c^m_{i,j},t))\right.\\
&\quad \left.-\beta(c^m_{i,j},t)N(u^p(c^m_{i,j},t))u^{s+}(c^m_{i,j},t)^2w^{FF}_k(c^m_{i,j},t)\right)
\end{aligned}$$

avec β_0 le taux de régulation de base, h une fonction croissante et N une fonction permettant de détecter l'absence de modulation. La fonction h a été prise en pratique comme la fonction *carré* afin de pouvoir factoriser le calcul de l'évolution des paramètres dans le but d'une accélération de la simulation.

Ces paramètres adaptatifs permettent de réduire le nombre de pas de temps nécessaires à la convergence et donc le temps des simulations. C'est la raison pour laquelle nous les avons utilisés dans nos simulations. Il est à noter qu'aucune étude théorique n'a été menée sur une éventuelle influence de ces paramètres adaptatifs sur les propriétés de la règle BCM. Nos tests pratiques semblent suggérer qu'aucune modification de comportement n'a lieu.

A.1.2 Modifications pour l'activité perceptive

Dans notre modèle, l'activité perceptive d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m isolée au temps t dans notre modèle est calculée suivant l'équation

$$u^p(c^m_{i,j},t+\delta t)=g\left(u^p(c^m_{i,j},t)+\delta t\left(-u^p(c^m_{i,j},t)+f\left(\sum_{(i',j')\neq(i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j})u^p(c^m_{i',j'},t)\right)+\alpha u^s(c^m_{i,j},t)\right)\right)$$

avec w^L les poids latéraux, α la force du terme afférent et u^s l'activité sensorielle (voir le chapitre 9 pour plus de précisions).

Le calcul de l'activité perceptive dans le cas du modèle SOMMA est effectué suivant une équation similaire, seul le terme afférent change et prend en compte l'activité corticale de la colonne (voir le chapitre 9). Les adaptations que nous décrivons dans cette section sont donc également applicables au modèle SOMMA.

Champs récepteurs pour le terme afférent

L'équation d'évolution de l'activité perceptive a pour propriété de faire émerger une bulle d'activité dans la carte là où l'activité afférente est la plus spatialement cohérente (voir le chapitre 4). Lors de nos simulations, l'activité afférente est convoluée avec un filtre gaussien, ce qui augmente sa cohérence spatiale. Cela a pour but de faciliter l'émergence d'une activité perceptive et ainsi d'accélérer les temps d'apprentissages. En pratique, nous avons bien observé la réduction du nombre de pas de temps nécessaire à la convergence mais aucune différence significative dans les résultats obtenus. Ainsi, dans le cas d'une carte modale isolée, le terme afférent $\alpha u^s(c^m_{i,j},t)$ est remplacé par

$$\alpha\sum_{(i',j')} w^I_{i',j'}(c^m_{i,j})u^s(c^m_{i,j},t)$$

avec $\mathbf{w^I}$ définissant un profil de poids gaussien. Cette convolution de l'activité afférente pour un filtre gaussien est également appliquée pour le modèle SOMMA.

La convolution du terme afférent peut être vue comme le fait que l'étage perceptif d'une colonne donnée reçoit l'activité sensorielle des colonnes proches avec des connexions de poids fixes au profil

gaussien. Cette modification aurait pu être intégrée directement dans notre modèle SOMMA puisqu'elle respecte notre paradigme de calcul. Nous avons cependant décidé de choisir la colonne corticale comme unité de calcul de base avec comme sortie l'activité perceptive, la seule à être reçue par d'autres colonnes.

Sigmoïdes

En pratique, nous avons choisi f égale à la fonction *identité* car cela permet de réduire le temps de calcul nécessaire à l'évaluation de l'activité perceptive. Par ailleurs, g a été choisie linéaire par morceaux de sorte que :

$$g(x) = \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ M \text{ si } x > M \\ x \text{ sinon} \end{cases}$$

Une telle fonction fournie une bonne approximation d'une sigmoïde tout en étant calculable plus rapidement que l'évaluation exacte d'une fonction sigmoïde.

Pas de temps adaptatif

L'équation utilisée pour l'évolution de l'activité perceptive provient de l'application de la méthode d'Euler sur une équation différentielle (voir le chapitre 4). En pratique, afin d'accélérer la simulation, nous utilisons un pas de discrétisation temporelle adaptatif pour l'évaluation des activités de la carte ce qui n'a d'incidence que pour le calcul de l'activité perceptive. Nous utilisons l'équation suivante pour le calcul de δt :

$$\delta t = \delta t_0 (1 + \omega \max_{i,j} u^p(c^m_{i,j}, t))$$

avec δt_0 le pas de temps initial et ω un paramètre fixe. Un tel calcul ne respecte plus le principe de localité mais cela ne pose pas de problème puisqu'il s'agit uniquement d'une astuce d'implémentation permettant d'accélérer la simulation.

Ainsi, plus l'activité perceptive converge, plus le pas de temps utilisé est important. L'augmentation du pas de temps peut engendrer de plus grandes erreurs d'approximation de calculs. Leurs conséquences sur la dynamique globale du système sont *a priori* faibles. En effet, les erreurs de calculs les plus importantes sont faites quand l'activité perceptive est importante dans une colonne ce qui correspond à l'émergence d'une bulle d'activité, point stable de l'équation.

A.2 Implémentation logicielle

Nous présentons dans cette section les différents outils et bibliothèques dont nous nous sommes servis pour les prototypages et les simulations de notre modèle dont les résultats sont présentés dans les chapitres 6 et 9.

A.2.1 DANA/NADA

DANA (*Distributed Asynchronous Numerical and Adaptive computing framework*) est une bibliothèque écrite en Python permettant, en particulier, de simuler des réseaux de neurones décrits à un niveau mésoscopique. Le plus grand intérêt de Python pour la simulation de réseaux de neurones réside dans le fait qu'il s'agit d'un langage interprété, ce qui permet d'accéder et de modifier le modèle durant la simulation. Cela fournit une grande flexibilité d'utilisation en pratique. De plus, Python dispose de nombreuses bibliothèques existantes permettant de faciliter la description du modèle. Par ailleurs, pour l'évolution du modèle, la bibliothèque DANA s'appuie sur la bibliothèque de calcul scientifique *Numpy*. L'implémentation de cette dernière est en C ce qui permet d'avoir des temps de simulation acceptables par rapport à ceux qui pourraient être obtenus avec des langages compilés. Cependant, la bibliothèque *Numpy* est incapable, pour le moment, d'exploiter le parallélisme des multi processeurs actuels.

Techniquement, dans la bibliothèque DANA, un modèle se décrit comme un ensemble de cartes et de connexions reliant ces différentes cartes. Chaque carte est un ensemble de tableaux multidimensionnels, chacun représentant l'ensemble des valeurs réelles des unités constituant la carte pour un champ donné.

Par exemple, une carte modale est représentée par trois matrices, une pour l'activité sensorielle, une pour l'activité corticale et une pour l'activité perceptive. Les activités d'un champ donné sont évaluées de manière synchrone pour toute la carte. En revanche, la modification des différents champs se fait de manière itérative au sein d'une carte et l'évolution des différentes carte se fait également de manière itérative au niveau du modèle complet. Le mode de calcul proposé par la bibliothèque NADA se situe ainsi entre une évaluation synchrone, qui correspondrait à la mise à jour de l'ensemble du modèle en même temps, et une évaluation asynchrone, pour laquelle le moment de mise à jour de chaque champ de chaque unité d'une carte serait indépendant. Pour plus de détails sur la bibliothèque DANA, le lecteur peut se référer à l'annexe C de [Fix, 2008] ainsi qu'au site officiel `http://dana.loria.fr/`.

La bibliothèque DANA offre une prise en main rapide grâce à une surcouche permettant une description intuitive du réseau de neurones à simuler ainsi qu'un module de visualisation simple. Cependant, cette surcouche entraîne l'augmentation du temps nécessaire aux simulations. Or, en raison de la taille conséquente du modèle SOMMA, nous avons essayé de réduire les temps de simulation nécessaires. Pour cela nous avons développé notre propre bibliothèque NADA, en collaboration avec Thomas Girod et Nicolas Rougier, dont les principes sont fortement inspirés de ceux de DANA (voir [Girod, 2010] pour plus de détails). Les bibliothèques DANA et NADA ont été principalement utilisées pour le prototypage de nos modèles. Concernant les simulations que nous avons mené pour caractériser de manière systématique le comportement de nos modèles, elles ont été intégralement codée avec la bibliothèque NUMPY en respectant les principes généraux de NADA. Cela a permis d'accélérer encore les simulations, en supprimant la surcouche de NADA, la facilité d'utilisation procurée par cette dernière étant alors inutile.

A.2.2 Calcul des champs neuronaux

Dans notre modèle, le calcul de l'activité perceptive répond au paradigme de la CNFT pour lequel chaque unité est connectée à toutes les autres via des connexions latérales (voir le chapitre 4). Dans nos simulations, l'activité perceptive d'une carte bidimensionnelle de taille $n \times n$ est représentée par un vecteur de taille n^2 et le poids des connexions latérales entre les différentes unités de cette carte correspond à une matrice de taille $n^2 \times n^2$. Le calcul du terme latéral de l'équation d'évolution de l'activité perceptive correspond alors à la multiplication de la matrice de connexion par le vecteur des activités perceptives et a une complexité en $O(n^4)$. Une méthode permettant d'accélérer ce calcul consiste à utiliser une décomposition en valeurs singulières de la matrice de connexion.

Soit M une matrice de taille $m \times l$ contenant des valeurs réelles ou complexes. Le théorème de la décomposition en valeur singulières (*Singular Value Decomposition* en anglais) montre qu'il existe une matrice U de taille $m \times m$ unitaire, une matrice Σ diagonale de taille $m \times l$ dont les coefficients sont positifs ou nuls et une matrice U de taille $l \times l$ unitaire tel que $M = U\Sigma V*$ avec $V*$ la matrice adjointe de V.

Dans notre cas, la matrice M est une matrice carrée réelle de taille $n \times n$ dont les valeurs représentent les connexions en différences de gaussiennes entre les différentes unités de notre carte. Par la structuration des données, la matrice Σ de la décomposition en valeurs singulières de M ne contient que trois valeurs significativement positives, peu importe la taille de la matrice de connexion. La multiplication du vecteur représentant l'activité perceptive par la matrice de connexion peut ainsi n'être calculée que pour ces trois valeurs (voir l'annexe B de la thèse de Fix [Fix, 2008] pour plus de détails). La complexité du calcul du terme latéral de l'activité perceptive est alors en $O(n^3)$. À cela doit être ajouté la complexité du calcul de la décomposition en valeurs singulières de la matrice de connexion, qui peut être également effectué en $O(n^3)$ [Golub and Van Loan, 1996, Pressa et al., 2007]. Cependant, comme dans notre modèle les poids de ces connexions sont fixes, la décomposition peut n'être faite qu'au début de la simulation et non à chaque calcul de l'activité perceptive.

A.3 Complexité et temps de calcul

Modèle SOMMA

Dans cette section, nous donnons un ordre d'idée de la complexité de calcul d'un pas de temps de simulation de notre modèle SOMMA dans le cas d'un ensemble de N cartes modales bidimensionnelles.

Calculons la complexité des calculs nécessaires pour la $i^{\text{ème}}$ carte modale, notée m_i, de taille $n_i \times n_i$ et recevant des stimuli de taille m_i. Son étage sensoriel reçoit un flux montant via une matrice de connexions de taille $n_i \times n_i \times m_i$. La complexité du calcul de l'activité sensorielle est par conséquent en $O(n_i^2 m_i)$. La taille de la matrice de connexion utilisée pour les connectivités multimodales reçues par les étages corticaux est $\sum_{j \neq i} n_i^2 n_j^2$. Nous n'avons pas mentionné la taille des champs récepteurs des étages corticaux car, pour des raisons pratiques, nous représentons des connexions totales entre les cartes dans nos simulations, le poids des connexions inexistantes dans le modèle étant forcées à zéro. La complexité du calcul de l'activité corticale est donc en $O(\sum_{j \neq i} n_i^2 n_j^2)$. Nous avons vu dans la section A.2.2 que le terme latéral de l'activité perceptive pouvait être calculé en $O(n_i^3)$. Comme les complexités des calculs des termes afférent et de fuite sont en $O(n_i^2)$, la complexité du calcul de l'activité perceptive est en $O(n_i^3)$. Par conséquent, la complexité de la modification des activités pour la $i^{\text{ème}}$ carte modale est égale à $O(n_i^2 m_i + \sum_{j \neq i} n_i^2 n_j^2 + n_i^3)$. Il faut ajouter à cela la complexité de la modification des poids. La règle BCMu utilisée pour la modification des poids montants a une complexité en $O(n_i^2 m_i)$. La règle Widrow Hoff permettant l'évolution des poids multimodaux a une complexité valant $O(\sum_{j \neq i} n_i^2 n_j^2)$. La complexité totale de la simulation d'un pas de temps de l'ensemble de notre modèle est ainsi :

$$O(\sum_i n_i^2 (m_i + \sum_{j \neq i} n_j^2 + n_i))$$

Lors de nos expériences, comme les cartes utilisées ont la même taille $n \times n$ et que la taille des entrées est inférieure ou égale à celle des cartes, la complexité totale d'un pas de temps de la simulation vaut :

$$O(N^2 n^4)$$

En pratique, avec les paramètres que nous avons utilisés (voir l'annexe B) et deux cartes modales de taille 20×20 recevant chacune des stimuli de taille 400, la convergence du système nécessite plusieurs dizaines de millions de pas de temps. Cela se traduit par un temps de simulation de plusieurs jours voire plusieurs semaines avec un ordinateur récent pour obtenir la convergence du modèle.

Carte modale isolée

La simulation d'une carte modale isolée ne nécessite pas le calcul de l'activité corticale ni l'apprentissage des poids multimodaux. La complexité de simulation d'un pas de temps d'une carte modale isolée de taille $n \times n$, recevant des stimuli de taille m, vaut ainsi

$$O(n^2 m + n^3)$$

Cette complexité est d'un ordre inférieur à celle dans le cas multimodal. De plus, comme l'activité perceptive se stabilise plus rapidement car elle n'a pas besoin de relaxer de contraintes multimodales, le temps de présentation de chaque exemple peut être fortement réduit.

En pratique, avec les paramètres mentionné dans l'annexe B (avec le pas d'apprentissage valant 10^5) pour une carte modale de taille 20×20 recevant chacune des stimuli de taille 400, la convergence du système nécessite quelques dizaines de millions de pas de temps. Cela se traduit par quelques heures à quelques jours de simulation sur un ordinateur récent pour obtenir la convergence du modèle.

Annexe B

Paramètres utilisés dans nos expérimentations

À des fins de reproductibilité de nos expérimentations, nous donnons dans cette section les équations et les paramètres utilisés pour notre modèle de carte modale isolée (voir le chapitre 6) et pour notre modèle SOMMA (voir le chapitre 9). En pratique, lors de l'implémentation logicielle de nos modèles, l'évolution des différentes activités d'une même colonne et la mise à jour des poids des connexions ont été effectuées de manière itérative, l'ensemble des colonnes étant modifié en même temps. Il peut résulter de ce mode de calcul de légères différences avec les équations présentées dans les chapitres 6 et 9.

B.1 Carte modale isolée

B.1.1 Équations

Les équations ci-dessous sont données pour le calcul des différentes activités au temps $t + \delta t$ d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m, colonne qui est notée $c^m_{i,j}$. L'ensemble des équations est identique pour toutes les colonnes de la carte.

$$
\begin{aligned}
u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \sum_k w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t) x^m_k(t+\delta t) \\
u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= g\left(u^p(c^m_{i,j}, t) + \delta t \left(-u^p(c^m_{i,j}, t) + \sum_{(i',j')\neq(i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^p(c^m_{i',j'}, t) + \right.\right. \\
&\qquad \left.\left. \alpha \sum_{(i',j')} w^I_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t)\right)\right) \\
u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t) + \lambda u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) \\
\theta(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \frac{1}{\tau} u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t)^2 + (1 - \frac{1}{\tau})\theta(c^m_{i,j}, t) \\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t) + \eta x^m_k(t+\delta t) u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t)(u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t) - \theta(c^m_{i,j}, t+\delta t))
\end{aligned}
$$

$u^s(c^m_{i,j}, t)$ (respectivement $u^p(c^m_{i,j}, t)$) correspondant à l'activité sensorielle (respectivement perceptive) de la colonne $c^m_{i,j}$ au temps t et $\mathbf{x^m}(\mathbf{t}+\delta\mathbf{t}) = (x^m_1(t+\delta t), ..., x^m_l(t+\delta t))$ le stimulus courant.

Les différentes activités sont nulles au temps $t = 0$, chaque poids montant $w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t)$ est choisi de manière aléatoire uniforme entre 0 et w et les poids latéraux sont tels que

$$
w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) = Ae^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{a^2}} - Be^{-\frac{d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'})^2}{b^2}}
$$

Pour rappel, l'utilisation de poids w^I pour le terme afférent, tels que $w^I_{i',j'}(c^m_{i,j}) = e^{-\frac{d(c^m_{i,j},c^m_{i',j'})^2}{c^2}}$, est lié à une accélération du temps de simulation (voir l'annexe A).

B.1.2 Paramètres

Nous listons ci-dessous les différentes valeurs des paramètres des équations précédentes utilisées lors de nos simulations.

- activité perceptive
  - $g(x) = \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x > 1 \\ x \text{ sinon} \end{cases}$
  - $d(c^m_{i,j}, c^m_{i',j'}) = \sqrt{(i-i')^2 + (j-j')^2}$
  - $A = \frac{80}{N^2}$, $B = \frac{100}{3N^2}$, $a = 0.11\sqrt{2}N$ et $b = \sqrt{2}N$ avec N la taille de la carte que l'on suppose carrée. Pour rappel la définition d'un profil de poids des connexions latérales proportionnel à la taille de la carte permet d'obtenir une meilleure discrimination de l'environnement avec un N plus élevé (voir le chapitre 6)
  - $\alpha = 0.04$
  - $c = \sqrt{2}$
  - δt est un pas de temps adaptatif (voir l'annexe A) tel que, au temps t, $\delta t = 0.06(1 + 5 \max_{i,j} u^p(c^m_{i,j}, t))$
- apprentissage sensoriel
  - $\lambda = 5$
  - τ a été choisi parmi les valeurs 10^3, 10^4 et 10^5 suivant les expériences. Une valeur de τ plus importante permet de prendre en compte des stimuli plus rares dans l'environnement (voir le chapitre 6) mais augmente en contrepartie les temps de simulation.
  - $\eta = \frac{0.1}{\tau}$
  - $w = 0.001$ sauf mention explicite dans le chapitre 6 ou pour les images naturelles où $w = 0.01$ afin d'accélérer la simulation

Par ailleurs, chaque stimulus a été présenté pendant $200\delta t$, c'est-à-dire pendant 200 mises à jour des activités et des poids, de manière à obtenir une activité dans la carte qui soit stable la majorité du temps de présentation du stimulus (voir le chapitre 6 pour plus de détails).

B.2 Modèle SOMMA

Les équations ci-dessous sont données pour le calcul des différentes activités au temps $t + \delta t$ d'une colonne corticale située à la $i^{\text{ème}}$ ligne et à la $j^{\text{ème}}$ colonne d'une carte modale m, colonne qui est notée $c^m_{i,j}$. L'ensemble des équations est identique pour toutes les colonnes d'une même carte et pour toutes les cartes du modèle.

$$
\begin{aligned}
u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \sum_k w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t) x^m_k(t+\delta t) \\
u^c(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \sum_{(m',i',j') \in RF(c^m_{i,j})} w^L_{m',i,j}(c^m_{i,j}, t) u^p(c^{m'}_{i',j'}, t) \\
u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= g\left(u^p(c^m_{i,j}, t) + \delta t \left(-u^p(c^m_{i,j}, t) + \sum_{(i',j') \neq (i,j)} w^L_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^p(c^m_{i',j'}, t) + \right.\right. \\
&\quad \left.\left. \alpha \sum_{(i',j')} w^I_{i',j'}(c^m_{i,j}) u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t)(u^c(c^m_{i,j}, t+\delta t) + \gamma) \right) \right) \\
u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= u^s(c^m_{i,j}, t+\delta t) + \lambda u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) \\
\theta(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \frac{1}{\tau} u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t)^2 + (1 - \frac{1}{\tau}) \theta(c^m_{i,j}, t) \\
\beta(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= \beta_0 (1 + \theta(c^m_{i,j}, t+\delta t)^2) \\
\forall k,\ w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t) + \eta x^m_k(t+\delta t) \left(u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t)(u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t) - \theta(c^m_{i,j}, t+\delta t)) \right. \\
&\quad \left. -\beta(c^m_{i,j}, t+\delta t) N(u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t)) u^{s+}(c^m_{i,j}, t+\delta t)^2 w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t) \right) \\
\forall (m', i', j') \in RF(c^m_{i,j}), & \\
w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t+\delta t) &= w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t) + \eta' u^p(c^{m'}_{i',j'}, t+\delta t)(u^p(c^m_{i,j}, t+\delta t) - u^c(c^m_{i,j}, t+\delta t))
\end{aligned}
$$

$u^s(c^m_{i,j}, t)$ (respectivement $u^c(c^m_{i,j}, t)$ et $u^p(c^m_{i,j}, t)$) correspondant à l'activité sensorielle (respectivement corticale et perceptive) de la colonne $c^m_{i,j}$ au temps t, $\mathbf{x^m}(\mathbf{t}+\delta\mathbf{t}) = (x^m_1(t+\delta t), ..., x^m_l(t+\delta t))$ le stimulus courant et $RF(c^m_{i,j})$ l'ensemble des triplets (m', i', j') tel que $c^m_{i,j}$ et $c^{m'}_{i',j'}$ soient reliées par une connexion multimodale, connexion qui, pour rappel, est faite sous la forme d'une carré de taille $l^m_{m'}$ (voir le chapitre 9).

Les différentes activités sont nulles au temps $t = 0$, chaque poids montant $w^{FF}_k(c^m_{i,j}, t)$ est choisi de manière aléatoire uniforme entre 0 et w, chaque poids multimodal $w^L_{m',i',j'}(c^m_{i,j}, t)$ est choisi de manière uniforme entre 0 et w' et les poids latéraux ainsi que les poids pour le terme afférent sont identiques au cas d'une carte modale isolée (voir la section B.1.1).

B.2.1 Paramètres

La presque totalité des paramètres utilisés pour les tests d'une carte modalité isolée (voir la section B.1.2) a été réutilisé dans le modèle SOMMA. Nous ne précisons dans cette section que les paramètres qui ont différé ainsi que les paramètres liés à la mise en relation des différentes cartes modales.

- activité corticale
  - $l^m_{m'}$ a été pris identique pour toutes les connexions. Nous avons testé les valeurs 3 et 7 sans que cela ne semble avoir de réelle incidence sur le comportement émergent du modèle.
- activité perceptive
  - γ a été pris parmi les valeurs 0.01, 0.05 et 0.1. Une valeur plus faible permet une meilleure prise en compte de l'information multimodale et donc un meilleur apprentissage mais a pour conséquence d'augmenter les temps de simulations puisque la perception multimodale apparaît plus tardivement (voir le chapitre 9 pour la dynamique).
- apprentissage sensoriel
  - $\tau = 10^3$. Si τ a été pris plus faible que dans le cas monomodal cela est uniquement dû à une limitation du temps de simulation.
  - $\beta_0 = 0.1\eta$
  - $N(x) = \dfrac{1}{1 + e^{100(x-0.05)}}$
  - $w = 0.01$. De la même manière que τ, w a été choisi plus faible pour des raisons de simulations, au détriment de la qualité des auto-organisations conjointes obtenues.

- apprentissage cortical
  - $\eta' = 10^{-5}$
  - $w' = 0.05$

Dans le cas du modèle SOMMA, chaque stimulus a été présenté pendant $2000\delta t$, afin de permettre l'émergence de la perception multimodale, ce qui prend plus de temps que dans le cas d'une carte isolée (voir le chapitre 9).

Annexe C

Profil de réponse BCM

Nous montrons sur la figure C.1 le profil de réponse d'une unité après apprentissage de la règle BCM (voir le chapitre 5). L'unité a été soumise à des stimuli provenant d'un environnement de taille 20×20 torique contenant une unique gaussienne unitaire, de variance $\sqrt{1.5}$, conformément au protocole que nous avons utilisé pour les tests de notre modèle (voir le chapitre 6). Le profil de réponse des étages sensoriels des colonnes de notre modèle est similaire à celui présenté ci-dessous, certaines légères différences apparaissant par l'influence de l'activité perceptive sur l'apprentissage (voir les chapitres 5 et 8).

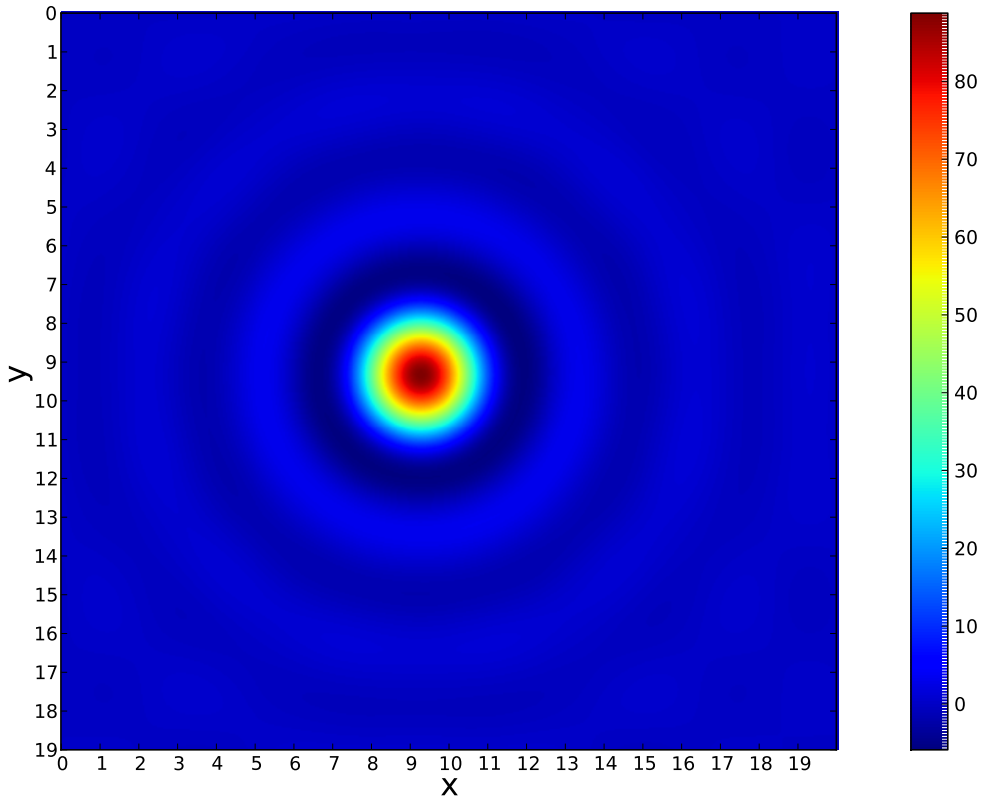


FIGURE C.1 – Exemple de courbe de réponse d'unité après apprentissage de la règle BCM (se référer au texte pour plus de détails). La valeur en (x, y) sur la figure correspond à la réponse de l'unité lorsqu'elle reçoit un stimulus contenant une gaussienne à l'emplacement (x, y).

Annexe D

Étude mathématique de la règle BCMu

D.1 Système étudié

Les équations de la règle BCMu que nous proposons dans le chapitre 8 sont les suivantes :

$$\begin{aligned} u(t) &= \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t) \\ \theta(t) &= \frac{1}{\tau}\int_{-\infty}^{t} u(t)^2 e^{-\frac{t-t'}{\tau}} dt' \\ \forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} &= \eta x_i(t)(u(t)(u(t)-\theta(t)) - \beta N(m(t))u(t)^2 w_i(t)) \end{aligned}$$

avec $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_n(t))$ le vecteur de poids synaptiques, $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_n(t))$ le stimulus courant, $m(t)$ le signal de modulation, λ la force de la modulation, τ la fenêtre temporelle utilisée pour le calcul du seuil flottant LTP/LTD $\theta(t)$, η le taux d'apprentissage, β la force du désapprentissage et N une fonction permettant de détecter l'absence de modulation (voir le chapitre 8 pour plus de détails).

Afin de pouvoir étudier les solutions de ce système et la stabilité de ces solutions, nous devons faire un certain nombre d'hypothèses :

- Le stimulus courant est choisi parmi un ensemble de n stimuli orthonormés. Ces stimuli sont notés $\mathbf{x^1} = (1, 0, ..., 0)$ à $\mathbf{x^n} = (0, ..., 0, 1)$ et leurs probabilités d'apparitions respectives dans le flux d'entrée sont p_1 à p_n. Avec de tels stimuli, l'activité lorsque $\mathbf{x(t)} = \mathbf{x^i}$, notée $u_i(t)$, est égale à $w_i(t)$, ce qui permet une simplification de l'équation de variation des poids qui devient $\forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} = \eta x_i(t)u(t)(u(t) - \theta(t) - \beta N(m(t))u(t)^2)$.
- Le signal de modulation est constant à partir d'un temps t_0 par rapport à chacun des stimuli. Nous noterons alors m_i le signal de modulation reçu lorsque $\mathbf{x(t)} = \mathbf{x^i}$.
- La distribution des stimuli est stationnaire dans le flux d'entrée et l'horizon temporel τ utilisé pour le calcul du seuil flottant est suffisamment grand pour pouvoir approximer $\theta(t)$ par $\sum_{i=1}^{n} p_i u_i^2$.

Sous ces hypothèses, la règle BCMu peut s'écrire :

$$\begin{aligned} u(t) &= \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t) \\ \theta(t) &= \sum_{i=1}^{n} p_i u_i^2 \\ \forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} &= \eta x_i(t)u(t)(u(t) - \theta(t) - \beta N(m(t))u(t)^2) \end{aligned}$$

La règle a convergé lorsque la variation du vecteur de poids est nulle lors de la présentation de chacun

des stimuli. Il en résulte que le système dont nous cherchons les solutions est le suivant :

$$\begin{cases} \theta & = & \sum_{i=1}^{n} p_i u_i^2 \\ 0 & = & \eta \mathbf{x_1} u_1 (u_1 - \theta - \beta_1 u_1^2) \\ ... & & \\ 0 & = & \eta \mathbf{x_n} u_n (u_n - \theta - \beta_n u_n^2) \end{cases}$$

avec $\forall i,\ \beta_i = \beta N(m_i)$. Les équations de variation de poids sont notées de manière vectorielle.

D.1.1 Stimuli non modulés

Dans le cas où aucun des stimuli n'est modulé, on a $\forall i, m_i = 0$ et on note $\forall i, \beta_i = \beta$. Le système devient alors

$$\begin{cases} \theta & = & \sum_{i=1}^{n} p_i u_i^2 \\ 0 & = & \eta \mathbf{x_1} u_1 (u_1 - \theta - \beta u_1^2) \\ ... & & \\ 0 & = & \eta \mathbf{x_n} u_n (u_n - \theta - \beta u_n^2) \end{cases}$$

Il en résulte que pour tout i, $u_i = 0$ ou $u_i - \theta - \beta u_i^2 = 0$. Notons l'ensemble des indices $E = \{1, ..., n\}$ et E_1 le sous-ensemble de E, possiblement vide, contenant les indices i tels que $u_i = 0$. Pour $i \in E \setminus E1$, on a $\theta = u_i - \beta u_i^2 > 0$ et donc $u_i > 0$. Par conséquent, pour tout couple d'indices $(i_0, i_1) \in E \setminus E1 \times E \setminus E1$, on a $u_{i_0} - \beta u_{i_0}^2 = u_{i_1} - \beta u_{i_1}^2$ ce qui amène $u_{i_0} = u_{i_1}$ ou $u_{i_0} + u_{i_1} = \frac{1}{\beta}$. Le sous-ensemble $E \setminus E1$ peut ainsi être découpé en deux sous-ensemble E_2 et E_3, tel que $\forall i \in E_2, u_i = u$ et $\forall i \in E_3, u_i = \frac{1}{\beta} - u$ avec $0 < u < \frac{1}{\beta}$. Les ensembles E_2 et E_3 peuvent être vides et si E_2 est vide alors E_3 l'est aussi car il est défini par rapport à E_2.

Par conséquent, on a $\theta = \sum_{i \in E_2} p_i u^2 + \sum_{i \in E_3} p_i (\frac{1}{\beta} - u)^2 = pu^2 + p'(\frac{1}{\beta} - u)^2$ avec $p = \sum_{i \in E_2} p_i$ et $p' = \sum_{i \in E_3} p_i$.

On a alors $u - pu^2 - p'(\frac{1}{\beta} - u)^2 - \beta u^2 = 0$ ce qui amène à $u = \dfrac{\beta + 2p' + \sqrt{\beta^2 - 4pp'}}{2\beta(p + p' + \beta)}$ (solution que l'on note γ_1) ou $u = \dfrac{\beta + 2p' - \sqrt{\beta^2 - 4pp'}}{2\beta(p + p' + \beta)}$ (solution que l'on note γ_2).

Afin d'étudier la stabilité de ces solutions, nous rajoutons au vecteur de poids à l'équilibre une perturbation notée ξ provoquant une nouvelle réponse du neurone au stimulus $\mathbf{x^i}$ notée u'_i telle que

$$u'_i = u_i + \epsilon_i$$

avec $\epsilon_i = \xi.\mathbf{x_i}$. La valeur du seuil LTP/LTD est également modifiée et l'on a

$$\theta' = \theta + 2 \sum_{i \in E} p_i u_i \epsilon_i + O(||\xi||^2)$$

La variation temporelle de ξ due à la présentation de $\mathbf{x^i}$ notée $\dot{\xi}_\mathbf{i}$ vaut $\dot{\xi}_\mathbf{i} = \eta u'_i (u'_i - \theta' - \beta {u'_i}^2)$ ce qui donne

$$\dot{\xi}_\mathbf{i} = \begin{cases} \eta \mathbf{x_i} \epsilon_i (\epsilon_i - \theta - 2 \sum_{j \in E} p_j u_j \epsilon_j) + O(||\xi||^3) & \text{si } i \in E_1 \\ \eta \mathbf{x_i} u_i (\epsilon_i - 2 \sum_{j \in E} p_j u_j \epsilon_j - 2\beta u_i \epsilon_i) + O(||\xi||^2) & \text{si } i \in E_2 \cup E_3 \end{cases}$$

La variation totale de la norme de ξ au carrée est égale à $\dfrac{d||\xi||^2}{dt} = 2 \sum_{i \in E} p_i \xi.\dot{\xi}_\mathbf{i}$. Si la norme de la perturbation diminue, ce qui se traduit par une valeur de la dérivée négative pour n'importe quelle perturbation

ξ, alors l'état correspondant est stable car une légère perturbation ne provoque pas un changement de l'état d'équilibre. Dans le cas contrainte, l'état est instable.

Il peut être remarqué que si $\beta \gg p$ et $\beta \gg p'$, ce qui est généralement le cas en pratique puisque chaque stimulus est rare, alors $\gamma_1 \approx \frac{1}{\beta}$ (donc $\frac{1}{\beta} - \gamma_1 \approx 0$) et $\gamma_2 \approx 0$ (donc $\frac{1}{\beta} - \gamma_2 \approx \frac{1}{\beta}$), ce qui peut être approché par $E_3 = \varnothing$. Le cas 3 de notre étude qui va suivre arrive donc rarement en pratique.

cas 1 : $E_2 = E_3 = \varnothing$

Dans le cas où $E_2 = E_3 = \varnothing$, ce qui correspond à un neurone qui répond 0 à l'ensemble des stimuli, on a $\theta = 0$ et donc

$$\begin{aligned} \frac{d||\xi||^2}{dt} &= 2\xi.\sum_{i\in E_1} p_i\dot{\xi_i} \\ &= 2\eta\sum_{i\in E_1} p_i\epsilon_i^3 + O(||\xi||^4) \end{aligned}$$

La variation de la norme de la perturbation peut donc être positive si l'on choisit ξ tel que $\exists i, \epsilon_i > 0$. L'équilibre est par conséquent instable.

cas 2 : $E_2 \neq \varnothing$ **et** $E_3 = \varnothing$

Dans le cas où $E_2 \neq \varnothing$ et $E_3 = \varnothing$, on a $p' = 0$ et on donc $\forall i \in E_2, u_i = \gamma_1 = \frac{1}{p+\beta}$ (car $\gamma_2 = 0$) et $\theta = \frac{p}{(p+\beta)^2}$.

$$\begin{aligned} \frac{d||\xi||^2}{dt} &= 2\xi.(\sum_{i\in E_1} p_i\dot{\xi_i} + \sum_{i\in E_2} p_i\dot{\xi_i}) \\ &= 2\eta\frac{1}{(p+\beta)^2}\sum_{i\in E_2} p_i\epsilon_i(\epsilon_i(p-\beta) - 2\sum_{j\in E_2} p_j\epsilon_j) + O(||\xi||^3) \end{aligned}$$

– Si $card(E_2) = 1$ ($E_2 = \{i_0\}$), on a $p = p_{i_0}$ et

$$\frac{d||\xi||^2}{dt} = -2\eta\frac{p_{i_0}}{(p_{i_0}+\beta)}\epsilon_{i_0}^2 + O(||\xi||^3)$$

donc l'état est stable.

– Si $card(E_2) = 2$ ($E_2 = \{i_0, i_1\}$), on a $p = p_{i_0} + p_{i_1}$ et

$$\frac{d||\xi||^2}{dt} = 2\eta\frac{1}{(p_{i_0}+p_{i_1}+\beta)^2}(p_{i_0}(p_{i_1}-p_{i_0}-\beta)\epsilon_{i_0}^2 + p_{i_1}(p_{i_0}-p_{i_1}-\beta)\epsilon_{i_1}^2 - 4p_{i_0}p_{i_1}\epsilon_{i_0}\epsilon_{i_1}) + O(||\xi||^3)$$

En étudiant le signe de la fonction, on obtient que si $\beta < p_{i_0} + p_{i_1}$, l'état est instable, et que l'état est stable sinon.

– Si $card(E_2) > 2$, on a

$$\frac{d||\xi||^2}{dt} = 2\eta\frac{1}{(p+\beta)^2}\sum_{i\in E_2} p_i\epsilon_i(\epsilon_i(p-2p_i-\beta) - 2\sum_{j\in E_2\ j\neq i} p_j\epsilon_j) + O(||\xi||^3)$$

Si $\exists i_0, \beta < p-2p_{i_0}$ alors l'équilibre est instable (il suffit de choisir ξ tel que $\epsilon_{i_0} > 0$ et $\epsilon_j = 0, \forall j \neq i_0$). Au contraire, si $\beta \geq p$, alors

$$\begin{aligned} \frac{d||\xi||^2}{dt} &\leq -4\eta\frac{1}{(p+\beta)^2}\sum_{i\in E_2} p_i\epsilon_i(\sum_{j\in E_2} p_j\epsilon_j) + O(||\xi||^3) \\ &= -4\eta\frac{1}{(p+\beta)^2}(\sum_{i\in E_2} p_i\epsilon_i)^2 + O(||\xi||^3) \end{aligned}$$

et l'état est stable.

cas 3 : $E_2 \neq \varnothing$ **et** $E_3 \neq \varnothing$

Dans le cas où $E_2 \neq \varnothing$ et $E_3 \neq \varnothing$, on a

$$\begin{aligned}\frac{d||\xi||^2}{dt} &= 2\xi.(\sum_{i\in E_1} p_i\dot{\xi_i} + \sum_{i\in E_2} p_i\dot{\xi_i} + \sum_{i\in E_3} p_i\dot{\xi_i}) \\ &= 2\eta\left(u\sum_{i\in E_2} p_i\epsilon_i(\epsilon_i(1-2\beta u) - 2u\sum_{j\in E_2} p_j\epsilon_j - 2(\frac{1}{\beta}-u)\sum_{j\in E_3} p_j\epsilon_j) + \right. \\ &\quad \left.(\frac{1}{\beta}-u)\sum_{i\in E_3} p_i\epsilon_i(-\epsilon_i(1+2\beta u) - 2u\sum_{j\in E_2} p_j\epsilon_j - 2(\frac{1}{\beta}-u)\sum_{j\in E_3} p_j\epsilon_j)\right) + O(||\xi||^3)\end{aligned}$$

La variation de la norme de ξ définit une fonction à n variables en $\epsilon_1, ..., \epsilon_n$ qui s'annule ainsi que l'ensemble de ses dérivées partielles en (0, ..., 0). Si le déterminant de la matrice hessienne de cette fonction au point $(0, ..., 0)$ est négatif, le point $(0, ..., 0)$ est un col donc la fonction prend des valeurs positives et l'équilibre est par conséquent instable.

Nous avons mené une étude partielle en considérant une variation ne portant que sur deux stimuli $\mathbf{x_{i_0}}$ et $\mathbf{x_{i_1}}$ avec $i_0 \in E_2$ et $i_1 \in E_3$. On a alors

$$\frac{d||\xi||^2}{dt} = 2\eta\left(p_{i_0}u(1-2\beta u - 2p_{i_0}u)\epsilon_{i_0}^2 + p_{i_1}(u-\frac{1}{\beta})(1+2\beta u + 2p_{i_1}(\frac{1}{\beta}-u))\epsilon_{i_1}^2 - 4p_{i_0}p_{i_1}(\frac{1}{\beta}-u)\epsilon_{i_0}\epsilon_{i_1}\right)$$

Une étude à l'aide d'outils informatiques de calcul symbolique nous conduit au fait que l'équilibre est instable si $\beta > \beta_0$ avec β_0 ayant une valeur formelle légèrement différente suivant que $u = \gamma_1$ ou $u = \gamma_2$. Cependant, dans les 2 cas, cette valeur est proche de 1.242.

D.1.2 Stimuli modulés et non modulés

Pour un stimulus $\mathbf{x^k}$ modulé, $\beta_k = 0$ et l'on retrouve l'équation d'évolution des poids de la règle BCM, c'est-à-dire que si $\mathbf{x(t) = x^k}$ alors $\forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} = \eta x_i^k u(t)(u(t) - \theta(t))$. Le système est ainsi le siège de deux dynamiques d'évolutions : celle des réponses aux stimuli modulés suivant la règle BCM et celle des réponses aux stimuli non modulés que nous avons étudiée dans la section précédente. L'étude mathématique des solutions du système d'équations avec certains stimuli modulés et d'autres non est hors de notre portée. Nous invitons le lecteur à se reporter au chapitre 8 pour une description de la dynamique d'évolution en pratique.

D.2 Remarque

L'analyse mathématique de notre règle BCMu a nécessité la restriction des stimuli d'entrées à des stimuli orthonormés. Il résulte de cette restriction, une variante de notre règle de désapprentissage avec d'autres équations d'évolutions des poids mais utilisant le même principe de limitation de l'activité pour un stimulus incohérent. Cette variante a été testé pour certaines expériences effectuées avec notre modèle SOMMA. Il en a résulté des auto-organisations avec plus de ruptures de continuités comparativement à celles obtenues avec la règle BCMu, raison pour laquelle nous avons utilisé cette dernière dans l'ensemble des expériences. D'un point de vue technique, ces résultats semblent être reliés au fait que la courbe de réponse fournie par l'apprentissage avec la règle BCMu est plus large pour les stimuli que nous utilisons. Les causes de ce comportement nous sont actuellement inconnues.

Les équations de cette variante de la règle BCMu sont les suivantes :

$$\begin{aligned}u(t) &= \sum_i w_i(t)x_i(t) + \lambda m(t) \\ \theta(t) &= E_t[u(t)^2] \\ \forall i, \frac{dw_i(t)}{dt} &= \eta x_i(t)u(t)(u(t) - \theta(t) - \beta N(m(t))u(t)^2)\end{aligned}$$

avec $\mathbf{w(t)} = (w_1(t), ..., w_n(t))$ les poids synaptiques, $\mathbf{x(t)} = (x_1(t), ..., x_n(t))$ le stimulus courant, $m(t)$ le signal de modulation, λ la force de la modulation, η le taux d'apprentissage, β la force du désapprentissage et N une fonction permettant de détecter l'absence de modulation. L'étude des points stables que nous avons faite pour la règle BCMu reste valide pour cette variante avec des stimuli quelconques linéairement indépendants.

Annexe E

Publications

Chapitres de livre

- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Coupling BCM and neural fields for the emergence of self-organization consensus. In R. ; Gomez J. ; Smith L.S. ; Hussain A. ; Chella A. ; Aleksander I. Hernández, C. ; Sanz, editor, *From Brains to Systems - Brain-Inspired Cognitive Systems 2010*, volume 718 of *Advances in Experimental Medicine and Biology*. Springer, 09 2011. ISBN 978-1-4614-0163-6. `http://hal.inria.fr/inria-00585493/en/`.
- Jean-Charles Quinton, Bernard Girau, and Mathieu Lefort. Competition in high dimensional spaces using a sparse approximation of neural fields. In R. ; Gomez J. ; Smith L.S. ; Hussain A. ; Chella A. ; Aleksander I. Hernández, C. ; Sanz, editor, *From Brains to Systems - Brain-Inspired Cognitive Systems 2010*, volume 718 of *Advances in Experimental Medicine and Biology*. Springer, 09 2011. `http://hal.inria.fr/inria-00568924/en/`.

Conférences avec actes

- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Feedback modulation of BCM's neurons in multi modal environment. In *Proceedings of the third french conference on Computational Neuroscience Neurocomp09 Neurocomp 2009*, pages P–20, Bordeaux France, 09 2009. `http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00402006/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Auto organisation d'une carte de neurones par modulation de la règle BCM dans un cadre multimodal. In *RFIA 2010 17e congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle - RFIA 2010*, pages 423–430, Caen France, 01 2010. `http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00434530/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Self-organization of neural maps using a modulated BCM rule within a multimodal architecture. In *From Brains to Systems - Preprints of the-BICS 2010 Conference on Brain-Inspired Cognitive Systems Brain Inspired Cognitive Systems 2010*, page 26, Madrid Espagne, 07 2010. `http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00480028/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Auto-organisation d'une carte de neurones BCM sous contrainte multimodale. In *Cinquième conférence plénière française de Neurosciences Computationnelles, "Neurocomp'10"*, Lyon France, 08 2010. `http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00553433/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Unlearning in the BCM learning rule for plastic self-organization in a multi-modal architecture. In *ICANN 2011*, Espoo Finlande, 06 2011. `http://hal.inria.fr/inria-00585672/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Perceptive self-organizing maps based on the coupling of neural fields with the BCM learning rule for multi modal association. In *CNS 2011*, Stockholm Suède, 07 2011. `http://hal.inria.fr/inria-00593567/en/`.

Conférences sans actes (posters)

- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. Multi-sensory integration by constrained self-organization. In *EuCog II*, Palma de Majorque Espagne, 10 2010. `http://hal.inria.fr/inria-00536933/en/`.
- Thomas Girod, Mathieu Lefort, and Jean-Charles Quinton. Cortically-inspired Computational Models for Multimodality. In *EuCog II*, Palma de Majorque Espagne, 10 2010. `http://hal.inria.fr/inria-00536869/en/`.
- Mathieu Lefort, Yann Boniface, and Bernard Girau. The SOMMA model : cortically inspired maps for multimodal learning. In *EuCog III*, Vienne Autriche, 03 2012. `http://hal.inria.fr/hal-00678759`.

Bibliographie

[Ackley et al., 1985] Ackley, D., Hinton, G., and Sejnowski, T. (1985). A learning algorithm for boltzmann machines. *Cognitive science*, 9(1) :147–169.

[Alais and Burr, 2004] Alais, D. and Burr, D. (2004). The ventriloquist effect results from near-optimal bimodal integration. *Current Biology*, 14(3) :257–262.

[Albright, 1984] Albright, T. (1984). Direction and orientation selectivity of neurons in visual area mt of the macaque. *Journal of Neurophysiology*, 52(6) :1106.

[Alecu and Frezza-Buet, 2009] Alecu, L. and Frezza-Buet, H. (2009). Application-driven parameter tuning methodology for dynamic neural field equations. In *Neural Information Processing*, pages 135–142. Springer.

[Alecu et al., 2011] Alecu, L., Frezza-Buet, H., and Alexandre, F. (2011). Can self-organization emerge through dynamic neural fields computation ? *Connection Science*, 23(1) :1–31.

[Allman and Kaas, 1971] Allman, J. and Kaas, J. (1971). A representation of the visual field in the caudal third of the middle temporal gyrus of the owl monkey (aotus trivirgatus). *Brain Research*, 31(1) :85–105.

[Allman and Kaas, 1974] Allman, J. and Kaas, J. (1974). The organization of the second visual area (v ii) in the owl monkey : a second order transformation of the visual hemifield. *Brain Research*, 76(2) :247–265.

[Allman et al., 1985] Allman, J., Miezin, F., and McGuinness, E. (1985). Stimulus specific responses from beyond the classical receptive field : neurophysiological mechanisms for local-global comparisons in visual neurons. *Annual Review of Neuroscience*, 8(1) :407–430.

[Amari, 1977] Amari, S. (1977). Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *Biological Cybernetics*, 27(2) :77–87.

[Avillac et al., 2007] Avillac, M., Ben Hamed, S., and Duhamel, J. (2007). Multisensory integration in the ventral intraparietal area of the macaque monkey. *The Journal of neuroscience*, 27(8) :1922.

[Bahrick, 1992] Bahrick, L. (1992). Infants' perceptual differentiation of amodal and modality-specific audio-visual relations. *Journal of Experimental Child Psychology*, 53(2) :180–199.

[Bahrick, 1994] Bahrick, L. (1994). The development of infants' sensitivity to arbitrary intermodal relations. *Ecological Psychology*, 6(2) :111–123.

[Bahrick, 2001] Bahrick, L. (2001). Increasing specificity in perceptual development : Infants' detection of nested levels of multimodal stimulation. *Journal of Experimental Child Psychology*, 79(3) :253–270.

[Bahrick and Lickliter, 2003] Bahrick, L. and Lickliter, R. (2003). Intersensory redundancy guides early perceptual and cognitive development. *Advances in child development and behavior*, 30 :153–187.

[Ballard, 1986] Ballard, D. (1986). Cortical connections and parallel processing : Structure and function. *Behavioral and Brain Sciences*, 9(01) :67–90.

[Baraduc, 1999] Baraduc, P. (1999). *Modèle neuronal des transformations de coordonnées : Contrôle visiomoteur par recodage de la proprioception.* PhD thesis.

[Barlow, 1986] Barlow, H. (1986). Why have multiple cortical areas ? *Vision Research*, 26(1) :81–90.

[Barraclough et al., 2005] Barraclough, N., Xiao, D., Baker, C., Oram, M., and Perrett, D. (2005). Integration of visual and auditory information by superior temporal sulcus neurons responsive to the sight of actions. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 17(3) :377–391.

[Barth et al., 1995] Barth, D., Goldberg, N., Brett, B., and Di, S. (1995). The spatiotemporal organization of auditory, visual, and auditory-visual evoked potentials in rat cortex. *Brain Research*, 678(1-2) :177–190.

[Batardiere et al., 1998] Batardiere, A., Barone, P., Dehay, C., and Kennedy, H. (1998). Area-specific laminar distribution of cortical feedback neurons projecting to cat area 17 : quantitative analysis in the adult and during ontogeny. *Journal of Comparative Neurology*, 396(4) :493–510.

[Bavelier and Neville, 2002] Bavelier, D. and Neville, H. (2002). Cross-modal plasticity : where and how ? *Nature Reviews Neuroscience*, 3(6) :443–452.

[Baylis et al., 1987] Baylis, G., Rolls, E., and Leonard, C. (1987). Functional subdivisions of the temporal lobe neocortex. *The Journal of Neuroscience*, 7(2) :330.

[Beauchamp, 2005] Beauchamp, M. (2005). See me, hear me, touch me : multisensory integration in lateral occipital-temporal cortex. *Current Opinion in Neurobiology*, 15(2) :145–153.

[Bellman and Kalaba, 1959] Bellman, R. and Kalaba, R. (1959). On adaptive control processes. *Automatic Control, IRE Transactions on*, 4(2) :1–9.

[Bendor and Wang, 2005] Bendor, D. and Wang, X. (2005). The neuronal representation of pitch in primate auditory cortex. *Nature*, 436(7054) :1161.

[Bermudez-Rattoni, 2007] Bermudez-Rattoni, F. (2007). *Neural plasticity and memory : from genes to brain imaging*. CRC.

[Bernstein et al., 1969] Bernstein, I., Clark, M., and Edelstein, B. (1969). Effects of an auditory signal on visual reaction time. *Journal of Experimental Psychology*, 80(3p1) :567.

[Berthoz, 2000] Berthoz, A. (2000). *The brain's sense of movement*. Harvard Univ Pr.

[Beurle, 1956] Beurle, R. (1956). Properties of a mass of cells capable of regenerating pulses. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 240(669) :55.

[Bi and Poo, 2001] Bi, G. and Poo, M. (2001). Synaptic modification by correlated activity : Hebb's postulate revisited. *Annual review of neuroscience*, 24 :139.

[Bienenstock et al., 1982] Bienenstock, E., Cooper, L., and Munro, P. (1982). Theory for the development of neuron selectivity : orientation specificity and binocular interaction in visual cortex. *Journal of Neuroscience*, 2(1) :32.

[Bizley and King, 2008] Bizley, J. and King, A. (2008). Visual-auditory spatial processing in auditory cortical neurons. *Brain Research*, 1242 :24–36.

[Bizley et al., 2007] Bizley, J., Nodal, F., Bajo, V., Nelken, I., and King, A. (2007). Physiological and anatomical evidence for multisensory interactions in auditory cortex. *Cerebral cortex*, 17(9) :2172.

[Blais et al., 1998] Blais, B., Cooper, L., Shouval, H., and Intrator, N. (1998). *The role of the environment in synaptic plasticity : towards an understanding of learning and memory*. PhD thesis.

[Blasdel, 1992] Blasdel, G. (1992). Orientation selectivity, preference, and continuity in monkey striate cortex. *The Journal of Neuroscience*, 12(8) :3139.

[Blayo and Demartines, 1991] Blayo, F. and Demartines, P. (1991). Data analysis : How to compare kohonen neural networks to other techniques ? *Artificial neural networks*, pages 469–476.

[Bonath et al., 2007] Bonath, B., Noesselt, T., Martinez, A., Mishra, J., Schwiecker, K., Heinze, H., and Hillyard, S. (2007). Neural basis of the ventriloquist illusion. *Current Biology*, 17(19) :1697–1703.

[Bosking et al., 1997] Bosking, W., Zhang, Y., Schofield, B., and Fitzpatrick, D. (1997). Orientation selectivity and the arrangement of horizontal connections in tree shrew striate cortex. *The Journal of Neuroscience*, 17(6) :2112.

[Bougrain, 2000] Bougrain, L. (2000). *Étude de la construction par réseaux neuromimétiques de représentations interprétables : Application à la prédiction dans le domaine des télécommunications*. PhD thesis, Université Henri Poincaré.

[Bremmer et al., 2002] Bremmer, F., Klam, F., Duhamel, J., Ben Hamed, S., and Graf, W. (2002). Visual-vestibular interactive responses in the macaque ventral intraparietal area (vip). *European Journal of Neuroscience*, 16(8) :1569–1586.

[Bruce et al., 1981] Bruce, C., Desimone, R., and Gross, C. (1981). Visual properties of neurons in a polysensory area in superior temporal sulcus of the macaque. *Journal of Neurophysiology*, 46(2) :369.

[Burnod, 1990] Burnod, Y. (1990). *An adaptive neural network : the cerebral cortex*. Masson editeur.

[Burr and Alais, 2006] Burr, D. and Alais, D. (2006). Combining visual and auditory information. *Progress in brain research*, 155 :243–258.

[Bush et al., 2010] Bush, D., Philippides, A., Husbands, P., and O'Shea, M. (2010). Reconciling the stdp and bcm models of synaptic plasticity in a spiking recurrent neural network. *Neural computation*, 22(8) :2059–2085.

[Butz et al., 2009] Butz, M., Whörgötter, F., and van Ooyen, A. (2009). Activity-dependent structural plasticity. *Brain research reviews*, 60(2) :287–305.

[Buzsaki et al., 2004] Buzsaki, G., Geisler, C., Henze, D., and Wang, X. (2004). Interneuron diversity series : circuit complexity and axon wiring economy of cortical interneurons. *TRENDS in Neurosciences*, 27(4) :186–193.

[Calvert et al., 2004] Calvert, G., Spence, C., and Stein, B. (2004). *The handbook of multisensory processes*. The MIT Press.

[Calvert and Thesen, 2004a] Calvert, G. and Thesen, T. (2004a). Multisensory integration : methodological approaches and emerging principles in the human brain. *Journal of Physiology-Paris*, 98(1-3) :191–205.

[Calvert and Thesen, 2004b] Calvert, G. and Thesen, T. (2004b). Multisensory integration : methodological approaches and emerging principles in the human brain. *Journal of Physiology-Paris*, 98(1-3) :191–205.

[Canon, 1970] Canon, L. (1970). Intermodality inconsistency of input and directed attention as determinants of the nature of adaptation. *Journal of Experimental Psychology*, 84(1) :141.

[Cappe and Barone, 2005] Cappe, C. and Barone, P. (2005). Heteromodal connections supporting multisensory integration at low levels of cortical processing in the monkey. *European Journal of Neuroscience*, 22(11) :2886–2902.

[Cappe et al., 2007] Cappe, C., Loquet, G., Barone, P., and Rouiller, E. (2007). Influences of auditory and visual stimuli on neurons in auditory cortical areas in monkeys performing an audio-visual detection task. *Society for Neuroscience : 2007, San diego*.

[Cappe et al., 2009] Cappe, C., Rouiller, E., and Barone, P. (2009). Multisensory anatomical pathways. *Hearing research*, 258(1-2) :28–36.

[Chavez-Noriega et al., 1990] Chavez-Noriega, L., Halliwell, J., and Bliss, T. (1990). A decrease in firing threshold observed after induction of the epsp-spike (es) component of long-term potentiation in rat hippocampal slices. *Experimental brain research*, 79(3) :633–641.

[Chevallier et al., 2005] Chevallier, S., Paugam-Moisy, H., and Lemaître, F. (2005). Distributed processing for modelling real-time multimodal perception in a virtual robot. In *PDCN'2005, Int. Conf. on Parallel and Distributed Computing and Networks*, pages 393–398.

[Chklovskii and Koulakov, 2004] Chklovskii, D. and Koulakov, A. (2004). Maps in the brain : What can we learn from them ? *Annu. Rev. Neurosci.*, 27 :369–392.

[Choe et al., 1975] Choe, C., Welch, R., Gilford, R., and Juola, J. (1975). The "ventriloquist effect" : Visual dominance or response bias ? *Attention, Perception and Psychophysics*, 18(1) :55–60.

[Cohen, 1977] Cohen, R. (1977). *Epistemological writings*. Reidel.

[Colby and Goldberg, 1999] Colby, C. and Goldberg, M. (1999). Space and attention in parietal cortex. *Annual review of Neuroscience*, 22(1) :319–349.

[Cooper, 2004] Cooper, L. (2004). *Theory of cortical plasticity*. World Scientific Pub Co Inc.

[Cooper et al., 1979] Cooper, L., Liberman, F., and Oja, E. (1979). A theory for the acquisition and loss of neuron specificity in visual cortex. *Biological Cybernetics*, 33(1) :9–28.

[Cottrell et al., 1998] Cottrell, M., Fort, J., and Pagès, G. (1998). Theoretical aspects of the som algorithm. *Neurocomputing*, 21(1-3) :119–138.

[Cuperlier et al., 2007] Cuperlier, N., Quoy, M., and Gaussier, P. (2007). Neurobiologically inspired mobile robot navigation and planning. *Frontiers in Neurorobotics*, 1.

[Cusick, 1997] Cusick, C. (1997). The superior temporal polysensory region in monkeys. *Cerebral cortex : Extrastriate cortex in primates*, 12 :435–468.

[Dahl et al., 2009] Dahl, C., Logothetis, N., and Kayser, C. (2009). Spatial organization of multisensory responses in temporal association cortex. *The Journal of Neuroscience*, 29(38) :11924.

[Daoudal et al., 2002] Daoudal, G., Hanada, Y., and Debanne, D. (2002). Bidirectional plasticity of excitatory postsynaptic potential (epsp)-spike coupling in ca1 hippocampal pyramidal neurons. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(22) :14512.

[Dehner et al., 2004] Dehner, L., Keniston, L., Clemo, H., and Meredith, M. (2004). Cross-modal circuitry between auditory and somatosensory areas of the cat anterior ectosylvian sulcal cortex : a 'new' inhibitory form of multisensory convergence. *Cerebral Cortex*, 14(4) :387.

[Desai et al., 1999] Desai, N., Wang, X., and Turrigiano, G. (1999). Supplement to : Plasticity in the intrinsic excitability of cortical pyramidal neurons. *Nature Neuroscience*, 2(6) :515–520.

[Diaconis and Freedman, 1984] Diaconis, P. and Freedman, D. (1984). Asymptotics of graphical projection pursuit. *The Annals of Statistics*, 12(3) :793–815.

[Diamond and Goldman-Rakic, 1989] Diamond, A. and Goldman-Rakic, P. (1989). Comparison of human infants and rhesus monkeys on piaget's ab task : Evidence for dependence on dorsolateral prefrontal cortex. *Experimental Brain Research*, 74(1) :24–40.

[Diederich and Colonius, 2004] Diederich, A. and Colonius, H. (2004). Bimodal and trimodal multisensory enhancement : effects of stimulus onset and intensity on reaction time. *Attention, Perception and Psychophysics*, 66(8) :1388–1404.

[Ding and Marotte, 1997] Ding, Y. and Marotte, L. (1997). Retinotopic order in the optic nerve and superior colliculus during development of the retinocollicular projection in the wallaby (macropus eugenii). *Anatomy and embryology*, 196(2) :141–158.

[Doyle and Snowden, 2001] Doyle, M. and Snowden, R. (2001). Identification of visual stimuli is improved by accompanying auditory stimuli : The role of eye movements and sound location. *PERCEPTION-LONDON-*, 30(7) :795–810.

[Driver and Noesselt, 2008] Driver, J. and Noesselt, T. (2008). Multisensory interplay reveals crossmodal influences on sensory-specific brain regions, neural responses, and judgments. *Neuron*, 57(1) :11–23.

[Dudek and Bear, 1992] Dudek, S. and Bear, M. (1992). Homosynaptic long-term depression in area ca1 of hippocampus and effects of n-methyl-d-aspartate receptor blockade. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 89(10) :4363.

[Duhamel et al., 1998] Duhamel, J., Colby, C., and Goldberg, M. (1998). Ventral intraparietal area of the macaque : congruent visual and somatic response properties. *Journal of Neurophysiology*, 79(1) :126.

[Eckert et al., 2008] Eckert, M., Kamdar, N., Chang, C., Beckmann, C., Greicius, M., and Menon, V. (2008). A cross-modal system linking primary auditory and visual cortices : Evidence from intrinsic fmri connectivity analysis. *Human brain mapping*, 29(7) :848–857.

[Erickson and Kruschke, 1998] Erickson, M. and Kruschke, J. (1998). Rules and exemplars in category learning. *Journal of Experimental Psychology : General*, 127(2) :107.

[Eriksson et al., 1998] Eriksson, P., Perfilieva, E., Björk-Eriksson, T., Alborn, A., Nordborg, C., Peterson, D., and Gage, F. (1998). Neurogenesis in the adult human hippocampus. *Nature medicine*, 4(11) :1313–1317.

[Ernst and Bulthoff, 2004] Ernst, M. and Bulthoff, H. (2004). Merging the senses into a robust percept. *TRENDS in cognitive Sciences*, 8(4) :162–169.

[Falchier et al., 2002] Falchier, A., Clavagnier, S., Barone, P., and Kennedy, H. (2002). Anatomical evidence of multimodal integration in primate striate cortex. *The Journal of neuroscience*, 22(13) :5749.

[Findlay and Gilchrist, 2003] Findlay, J. and Gilchrist, I. (2003). *Active vision : The psychology of looking and seeing*. Oxford University Press.

[Fitzhugh, 1961] Fitzhugh, R. (1961). Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane. *Biophysical Journal*, 1(6) :445–466.

[Fix, 2008] Fix, J. (2008). Mécanismes numériques et distribués de l'anticipation motrice.

[Foxe and Schroeder, 2005] Foxe, J. and Schroeder, C. (2005). The case for feedforward multisensory convergence during early cortical processing. *Neuroreport*, 16(5) :419.

[Frassinetti et al., 2002] Frassinetti, F., Pavani, F., and Làdavas, E. (2002). Acoustical vision of neglected stimuli : Interaction among spatially converging audiovisual inputs in neglect patients. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 14(1) :62–69.

[Fuster et al., 2000] Fuster, J., Bodner, M., and Kroger, J. (2000). Cross-modal and cross-temporal association in neurons of frontal cortex. *Nature*, 405(6784) :347–350.

[Gaffan and Harrison, 1991] Gaffan, D. and Harrison, S. (1991). Auditory-visual associations, hemispheric specialization and temporal-frontal interaction in the rhesus monkey. *Brain*, 114(5) :2133.

[Georgopoulos et al., 1982] Georgopoulos, A., Kalaska, J., Caminiti, R., and Massey, J. (1982). On the relations between the direction of two-dimensional arm movements and cell discharge in primate motor cortex. *The Journal of Neuroscience*, 2(11) :1527.

[Gerstner and Kistler, 2002] Gerstner, W. and Kistler, W. (2002). *Spiking neuron models : Single neurons, populations, plasticity*. Cambridge Univ Pr.

[Ghazanfar and Schroeder, 2006] Ghazanfar, A. and Schroeder, C. (2006). Is neocortex essentially multisensory ? *Trends in Cognitive Sciences*, 10(6) :278–285.

[Giard and Peronnet, 1999] Giard, M. and Peronnet, F. (1999). Auditory-visual integration during multimodal object recognition in humans : a behavioral and electrophysiological study. *Journal of cognitive neuroscience*, 11(5) :473–490.

[Girod, 2010] Girod, T. (2010). *Un modèle d'apprentissage multimodal pour un substrat distribué d'inspiration corticale*. PhD thesis.

[Girod and Alexandre, 2008] Girod, T. and Alexandre, F. (2008). Mécanisme d'auto-organisation corticale : un modèle basé sur la règle de plasticité synaptique bcm.

[Goldring et al., 1996] Goldring, J., Dorris, M., Corneil, B., Ballantyne, P., and Munoz, D. (1996). Combined eye-head gaze shifts to visual and auditory targets in humans. *Experimental brain research*, 111(1) :68–78.

[Golub and Van Loan, 1996] Golub, G. and Van Loan, C. (1996). *Matrix computations*, volume 3. Johns Hopkins Univ Pr.

[Gould et al., 1986] Gould, H., Cusick, C., Pons, T., and Kaas, J. (1986). The relationship of corpus callosum connections to electrical stimulation maps of motor, supplementary motor, and the frontal eye fields in owl monkeys. *The Journal of Comparative Neurology*, 247(3) :297–325.

[Grant and Seitz, 2000] Grant, K. and Seitz, P. (2000). The use of visible speech cues for improving auditory detection of spoken sentences. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 108 :1197.

[Gray and Singer, 1989] Gray, C. and Singer, W. (1989). Stimulus-specific neuronal oscillations in orientation columns of cat visual cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 86(5) :1698.

[Graziano et al., 1999] Graziano, M., Reiss, L., and Gross, C. (1999). A neuronal representation of the location of nearby sounds. *Nature*, 397(6718) :428–430.

[Griffith, 1963] Griffith, J. (1963). A field theory of neural nets : I : Derivation of field equations. *Bulletin of Mathematical Biology*, 25(1) :111–120.

[Griffith, 1965] Griffith, J. (1965). A field theory of neural nets : Ii. properties of the field equations. *Bulletin of Mathematical Biology*, 27(2) :187–195.

[Grimbert, 2008] Grimbert, F. (2008). Mesoscopic models of cortical structures. *Unpublished doctoral dissertation, University of Nice Sophia-Antipolis.*

[Grossberg, 1976] Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recoding : I. parallel development and coding of neural feature detectors. *Biological cybernetics*, 23(3) :121–134.

[Grossenbacher and Lovelace, 2001] Grossenbacher, P. and Lovelace, C. (2001). Mechanisms of synesthesia : Cognitive and physiological constraints. *Trends in Cognitive Sciences*, 5(1) :36–41.

[Guigon and Clement, 1993] Guigon, E. and Clement, F. (1993). Modélisation des propriétés du cortex cérébral. comparaison entre aires visuelles, motrices et préfrontales.

[Hagler Jr and Sereno, 2006] Hagler Jr, D. and Sereno, M. (2006). Spatial maps in frontal and prefrontal cortex. *Neuroimage*, 29(2) :567–577.

[Hall and Lomber, 2008] Hall, A. and Lomber, S. (2008). Auditory cortex projections target the peripheral field representation of primary visual cortex. *Experimental Brain Research*, 190(4) :413–430.

[Harvey-Girard, 2005] Harvey-Girard, E. (2005). "portrait de neurone.".

[Hawkins and Blakeslee, 2005] Hawkins, J. and Blakeslee, S. (2005). Intelligence : comment une compréhension nouvelle du cerveau conduira à la création de machines véritablement intelligentes.

[Hebb, 1949] Hebb, D. O. (1949). *The Organization of Behavior : A Neuropsychological Theory.* Wiley, New York, new edition edition.

[Hikosaka et al., 1988] Hikosaka, K., Iwai, E., Saito, H., and Tanaka, K. (1988). Polysensory properties of neurons in the anterior bank of the caudal superior temporal sulcus of the macaque monkey. *Journal of neurophysiology*, 60(5) :1615.

[Hirel, 2011] Hirel, J. (2011). Codage hippocampique par transitions spatio-temporelles pour l'apprentissage autonome de comportements dans des tâches de navigation sensori-motrice et de planification en robotique.

[Hirsch and Pearce, 2000] Hirsch, H. and Pearce, D. (2000). The aurora experimental framework for the performance evaluation of speech recognition systems under noisy conditions. In *ASR2000-Automatic Speech Recognition : Challenges for the new Millenium ISCA Tutorial and Research Workshop (ITRW).*

[Hluštík et al., 2001] Hluštík, P., Solodkin, A., Gullapalli, R., Noll, D., and Small, S. (2001). Somatotopy in human primary motor and somatosensory hand representations revisited. *Cerebral Cortex*, 11(4) :312.

[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. *The Journal of physiology*, 117(4) :500.

[Hopfield, 1982] Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, 79(8) :2554.

[Horton and Adams, 2005] Horton, J. and Adams, D. (2005). The cortical column : a structure without a function. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 360(1456) :837.

[Hubbard and Ramachandran, 2005] Hubbard, E. and Ramachandran, V. (2005). Neurocognitive mechanisms of synesthesia. *Neuron*, 48(3) :509–520.

[Hubel and Wiesel, 1962] Hubel, D. and Wiesel, T. (1962). Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of Physiology*, 160(1) :106.

[Hubel and Wiesel, 1963] Hubel, D. and Wiesel, T. (1963). Shape and arrangement of columns in cat's striate cortex. *The Journal of Physiology*, 165(3) :559.

[Hubel and Wiesel, 1974] Hubel, D. and Wiesel, T. (1974). Sequence regularity and geometry of orientation columns in the monkey striate cortex. *The Journal of Comparative Neurology*, 158(3) :267–293.

[Hurley, 2002] Hurley, S. (2002). *Consciousness in action.* Harvard Univ Pr.

[Intrator and Cooper, 1992] Intrator, N. and Cooper, L. (1992). Objective function formulation of the bcm theory of visual cortical plasticity : Statistical connections, stability conditions. *Neural Networks*, 5(1) :3–17.

[Izhikevich and Desai, 2003] Izhikevich, E. and Desai, N. (2003). Relating stdp to bcm. *Neural Computation*, 15(7) :1511–1523.

[Jack and Thurlow, 1973] Jack, C. and Thurlow, W. (1973). Effects of degree of visual association and angle of displacement on the "ventriloquism" effect. *Perceptual and Motor Skills*.

[Johansson and Lansner, 2007] Johansson, C. and Lansner, A. (2007). Towards cortex sized artificial neural systems. *Neural Networks*, 20(1) :48–61.

[Johnsson et al., 2009] Johnsson, M., Balkenius, C., and Hesslow, G. (2009). Associative self-organizing map. In *International Joint Conference on Computational Intelligence (IJCCI*, pages 363–370. Citeseer.

[Jones and Powell, 1970] Jones, E. and Powell, T. (1970). An anatomical study of converging sensory pathways within the cerebral cortex of the monkey. *Brain*, 93(4) :793.

[Kaas, 1997] Kaas, J. (1997). Topographic maps are fundamental to sensory processing. *Brain research bulletin*, 44(2) :107–112.

[Kadosh and Henik, 2006] Kadosh, R. and Henik, A. (2006). Color congruity effect : Where do colors and numbers interact in synesthesia ? *Cortex : A Journal Devoted to the Study of the Nervous System and Behavior*.

[Kandel et al., 1991] Kandel, E., Schwartz, J., Jessell, T., Siegelbaum, S., and Hudspeth, A. (1991). *Principles of neural science*, volume 3. Elsevier New York.

[Kayser and Logothetis, 2007] Kayser, C. and Logothetis, N. (2007). Do early sensory cortices integrate cross-modal information ? *Brain structure and function*, 212(2) :121–132.

[Kayser et al., 2005] Kayser, C., Petkov, C., Augath, M., and Logothetis, N. (2005). Integration of touch and sound in auditory cortex. *Neuron*, 48(2) :373–384.

[Kayser et al., 2008] Kayser, C., Petkov, C., and Logothetis, N. (2008). Visual modulation of neurons in auditory cortex. *Cerebral Cortex*, 18(7) :1560.

[Khouzam and Frezza-Buet, 2011] Khouzam, B. and Frezza-Buet, H. (2011). Tracking non-stationary dynamical system phase using multi-map and temporal self-organizing architecture. In *Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC), 2011 Third World Congress on*, pages 163–168. IEEE.

[Kirkwood et al., 1996] Kirkwood, A., Rioult, M., and Bear, M. (1996). Experience-dependent modification of synaptic plasticity in visual cortex. *Nature*, 381 :526–528.

[Kohonen, 1982] Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological cybernetics*, 43(1) :59–69.

[Kohonen, 1988] Kohonen, T. (1988). Self-organization and associative memory. *Self-Organization and Associative Memory, 100 figs. XV, 312 pages.. Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York. Also Springer Series in Information Sciences, volume 8*, 1.

[Kosko, 1988] Kosko, B. (1988). Bidirectional associative memories. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 18(1) :49–60.

[Kunes et al., 1993] Kunes, S., Wilson, C., and Steller, H. (1993). Independent guidance of retinal axons in the developing visual system of drosophila. *The Journal of neuroscience*, 13(2) :752.

[Lamprecht and LeDoux, 2004] Lamprecht, R. and LeDoux, J. (2004). Structural plasticity and memory. *Nat Rev Neurosci*, 5(1) :45–54.

[Lorente, 1938] Lorente, R. (1938). Cerebral cortex : architecture, intracortical connections, motor projections. *Physiology of the nervous system*, pages 274–301.

[Lund et al., 2003] Lund, J., Angelucci, A., and Bressloff, P. (2003). Anatomical substrates for functional columns in macaque monkey primary visual cortex. *Cerebral Cortex*, 13(1) :15.

[Lyon and Kaas, 2002a] Lyon, D. and Kaas, J. (2002a). Evidence for a modified v3 with dorsal and ventral halves in macaque monkeys. *Neuron*, 33(3) :453–461.

[Lyon and Kaas, 2002b] Lyon, D. and Kaas, J. (2002b). Evidence from v1 connections for both dorsal and ventral subdivisions of v3 in three species of new world monkeys. *The Journal of comparative neurology*, 449(3) :281–297.

[Macaluso, 2006] Macaluso, E. (2006). Multisensory processing in sensory-specific cortical areas. *The neuroscientist*, 12(4) :327.

[MacQueen et al., 1967] MacQueen, J. et al. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 1, page 14.

[Markram et al., 1997] Markram, H., Lübke, J., Frotscher, M., and Sakmann, B. (1997). Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic aps and epsps. *Science*, 275(5297) :213.

[Martin, 2002] Martin, K. (2002). Microcircuits in visual cortex. *Current opinion in neurobiology*, 12(4) :418–425.

[Martius and Herrmann, 2009] Martius, G. and Herrmann, J. (2009). Emergence of behavioral primitives in self-organizing control and composition of behavior for autonomous robots. *BMC Neuroscience*, 10(Suppl 1) :O1.

[Masterton and Berkley, 1974] Masterton, R. and Berkley, M. (1974). Brain function : changing ideas on the role of sensory, motor, and association cortex in behavior. *Annual Review of Psychology*, 25(1) :277–312.

[McCulloch and Pitts, 1943] McCulloch, W. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 5(4) :115–133.

[Mcgurk and Macdonald, 1976] Mcgurk, H. and Macdonald, J. (1976). Hearing lips and seeing voices. *Nature*, 264(5588) :746–748.

[Ménard, 2006] Ménard, O. (2006). Mécanismes d'inspiration corticale pour l'apprentissage et la représentation d'asservissements sensori-moteurs en robotique.

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

[Mesulam, 1998] Mesulam, M. (1998). From sensation to cognition. *Brain*, 121(6) :1013.

[Miikkulainen et al., 1997] Miikkulainen, R., Bednar, J., Choe, Y., and Sirosh, J. (1997). Self-organization, plasticity, and low-level visual phenomena in a laterally connected map model of the primary visual cortex. *Psychology of learning and motivation*, 36 :257–308.

[Mistlin and Perrett, 1990] Mistlin, A. and Perrett, D. (1990). Visual and somatosensory processing in the macaque temporal cortex : the role of 'expectation'. *Experimental brain research*, 82(2) :437–450.

[Morton and Munakata, 2002] Morton, J. and Munakata, Y. (2002). Are you listening ? exploring a developmental knowledge–action dissociation in a speech interpretation task. *Developmental Science*, 5(4) :435–440.

[Mossio and Taraborelli, 2008] Mossio, M. and Taraborelli, D. (2008). Action-dependent perceptual invariants : From ecological to sensorimotor approaches. *Consciousness and cognition*, 17(4) :1324–1340.

[Mountcastle, 1957] Mountcastle, V. (1957). Modality and topographic properties of single neurons of cat's somatic sensory cortex. *Journal of neurophysiology*, 20(4) :408.

[Mucke et al., 1982] Mucke, L., Norita, M., Benedek, G., and Creutzfeldt, O. (1982). Physiologic and anatomic investigation of a visual cortical area situated in the ventral bank of the anterior ectosylvian sulcus of the cat. *Experimental Brain Research*, 46(1) :1–11.

[Murtagh and Hernández-Pajares, 1995] Murtagh, F. and Hernández-Pajares, M. (1995). The kohonen self-organizing map method : an assessment. *Journal of Classification*, 12(2) :165–190.

[Nagumo et al., 1962] Nagumo, J., Arimoto, S., and Yoshizawa, S. (1962). An active pulse transmission line simulating nerve axon. *Proceedings of the IRE*, 50(10) :2061–2070.

[Nelson et al., 1980] Nelson, R., Sur, M., Felleman, D., and Kaas, J. (1980). Representations of the body surface in postcentral parietal cortex of macaca fascicularis. *J Comp Neurol*, 192(4) :611–643.

[Ohki et al., 2005] Ohki, K., Chung, S., Ch'ng, Y., Kara, P., and Reid, R. (2005). Functional imaging with cellular resolution reveals precise micro-architecture in visual cortex. *Nature*, 433(7026) :597–603.

[Ohki and Reid, 2007] Ohki, K. and Reid, R. (2007). Specificity and randomness in the visual cortex. *Current opinion in neurobiology*, 17(4) :401–407.

[Oja, 1982] Oja, E. (1982). Simplified neuron model as a principal component analyzer. *Journal of mathematical biology*, 15(3) :267–273.

[O'leary et al., 1999] O'leary, D., Yates, P., and McLaughlin, T. (1999). Molecular development of sensory maps : representing sights and smells in the brain. *Cell*, 96(2) :255.

[O'Regan and Noë, 2001] O'Regan, J. and Noë, A. (2001). A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and brain sciences*, 24(05) :939–973.

[Oudeyer et al., 2007] Oudeyer, P., Kaplan, F., and Hafner, V. (2007). Intrinsic motivation systems for autonomous mental development. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 11(2) :265–286.

[Pandya and Seltzer, 1982a] Pandya, D. and Seltzer, B. (1982a). Association areas of the cerebral cortex. *Trends in Neurosciences*, 5 :386–390.

[Pandya and Seltzer, 1982b] Pandya, D. and Seltzer, B. (1982b). Intrinsic connections and architectonics of posterior parietal cortex in the rhesus monkey. *The Journal of comparative neurology*, 204(2) :196–210.

[Papliński and Gustafsson, 2005] Papliński, A. and Gustafsson, L. (2005). Multimodal feedforward self-organizing maps. *Computational Intelligence and Security*, pages 81–88.

[Papliński and Gustafsson, 2006] Papliński, A. and Gustafsson, L. (2006). Feedback in multimodal self-organizing networks enhances perception of corrupted stimuli. *AI 2006 : Advances in Artificial Intelligence*, pages 19–28.

[Partzsch et al., 2009] Partzsch, J., Mayr, C., and Schüffny, R. (2009). Bcm and membrane potential : alternative ways to timing dependent plasticity. *Advances in Neuro-Information Processing*, pages 137–144.

[Pezzulo, 2008] Pezzulo, G. (2008). Coordinating with the future : the anticipatory nature of representation. *Minds and Machines*, 18(2) :179–225.

[Pfister and Gerstner, 2008] Pfister, J. and Gerstner, W. (2008). Beyond pair-based stdp : a phenomenogical rule for spike triplet and frequency effects.

[Philipona et al., 2006] Philipona, D., O Regan, J., et al. (2006). Color naming, unique hues, and hue cancellation predicted from singularities in reflection properties. *Visual Neuroscience*, 23(3/4) :331.

[Port and Van Gelder, 1995] Port, R. and Van Gelder, T. (1995). *Mind as motion : Explorations in the dynamics of cognition*. The MIT Press.

[Pressa et al., 2007] Pressa, W., Teukolsky, S., Vetterling, W., and Flannery, B. (2007). Numerical recipes 3rd edition : The art of scientific computing.

[Pulvermüller, 2005] Pulvermüller, F. (2005). Brain mechanisms linking language and action. *Nature Reviews Neuroscience*, 6(7) :576–582.

[Qiu and von der Heydt, 2005] Qiu, F. and von der Heydt, R. (2005). Figure and ground in the visual cortex : V2 combines stereoscopic cues with gestalt rules. *Neuron*, 47(1) :155–166.

[Quinton, 2010] Quinton, J. (2010). Exploring and optimizing dynamic neural fields parameters using genetic algorithms. In *Neural Networks (IJCNN), The 2010 International Joint Conference on*, pages 1–7. IEEE.

[Quinton, 2008] Quinton, J.-C. (2008). *Implicit coordination of sensorimotor interactions as a cornerstone of cognition*. PhD thesis, IRIT, INPT, Toulouse.

[Radeau and Bertelson, 1974] Radeau, M. and Bertelson, P. (1974). The after-effects of ventriloquism. *The Quarterly journal of experimental psychology*, 26(1) :63.

[Rakic, 1971] Rakic, P. (1971). Guidance of neurons migrating to the fetal monkey neocortex. *Brain research*, 33(2) :471.

[Ramón y Cajal, 1909] Ramón y Cajal, S. (1909). *Histologie du système nerveux de l'homme et des vertébrés.*, volume v. 1. Paris :Maloine. http ://www.biodiversitylibrary.org/bibliography/48637.

[Recanzone et al., 1998] Recanzone, G., Makhamra, S., and Guard, D. (1998). Comparison of relative and absolute sound localization ability in humans. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 103 :1085.

[Rolls and Baylis, 1994] Rolls, E. and Baylis, L. (1994). Gustatory, olfactory, and visual convergence within the primate orbitofrontal cortex. *The Journal of neuroscience*, 14(9) :5437.

[Rolls and Deco, 2002] Rolls, E. and Deco, G. (2002). *Computational neuroscience of vision.* Oxford University Press.

[Romanski et al., 1999] Romanski, L., Bates, J., and Goldman-Rakic, P. (1999). Auditory belt and parabelt projections to the prefrontal cortex in the rhesus monkey. *Journal of Comparative Neurology*, 403(2) :141–157.

[Rowe, 1999] Rowe, C. (1999). Receiver psychology and the evolution of multicomponent signals. *Animal Behaviour*, 58(5) :921–931.

[Sampaio et al., 2001] Sampaio, E., Maris, S., and Bach-y Rita, P. (2001). Brain plasticity : visual acuity of blind persons via the tongue. *Brain research*, 908(2) :204–207.

[Schlack et al., 2005] Schlack, A., Sterbing-D'Angelo, S., Hartung, K., Hoffmann, K., and Bremmer, F. (2005). Multisensory space representations in the macaque ventral intraparietal area. *The Journal of Neuroscience*, 25(18) :4616–4625.

[Schmidt-Nielsen, 1984] Schmidt-Nielsen, K. (1984). *Scaling, why is animal size so important ?* Cambridge Univ Pr.

[Schreiner, 1995] Schreiner, C. (1995). Order and disorder in auditory cortical maps. *Current Opinion in Neurobiology*, 5(4) :489–496.

[Schroeder and Foxe, 2005] Schroeder, C. and Foxe, J. (2005). Multisensory contributions to low-level, unisensory processing. *Current Opinion in Neurobiology*, 15(4) :454–458.

[Schroeder et al., 2001] Schroeder, C., Lindsley, R., Specht, C., Marcovici, A., Smiley, J., and Javitt, D. (2001). Somatosensory input to auditory association cortex in the macaque monkey. *Journal of neurophysiology*, 85(3) :1322.

[Schroeder et al., 2003] Schroeder, C., Smiley, J., Fu, K., McGinnis, T., O'Connell, M., and Hackett, T. (2003). Anatomical mechanisms and functional implications of multisensory convergence in early cortical processing. *International Journal of Psychophysiology*, 50(1-2) :5–17.

[Seltzer and Pandya, 1994] Seltzer, B. and Pandya, D. (1994). Parietal, temporal, and occipita projections to cortex of the superior temporal sulcus in the rhesus monkey : A retrograde tracer study. *The Journal of comparative neurology*, 343(3) :445–463.

[Senn et al., 2001] Senn, W., Markram, H., and Tsodyks, M. (2001). An algorithm for modifying neurotransmitter release probability based on pre-and postsynaptic spike timing. *Neural Computation*, 13(1) :35–67.

[Shams and Seitz, 2008] Shams, L. and Seitz, A. (2008). Benefits of multisensory learning. *Trends in cognitive sciences*, 12(11) :411–417.

[Sharma et al., 2000] Sharma, J., Angelucci, A., and Sur, M. (2000). Induction of visual orientation modules in auditory cortex. *Nature*, 404(6780) :841–847.

[Shouval et al., 2000] Shouval, H., Goldberg, D., Jones, J., Beckerman, M., and Cooper, L. (2000). Structured long-range connections can provide a scaffold for orientation maps. *The Journal of Neuroscience*, 20(3) :1119–1128.

[Simmons and Barsalou, 2003] Simmons, W. and Barsalou, L. (2003). The similarity-in-topography principle : Reconciling theories of conceptual deficits. *The Organisation of Conceptual Knowledge in the Brain : Neuropsychological and Neuroimaging Perspectives*, 20(20) :451.

[Simner et al., 2006] Simner, J., Mulvenna, C., Sagiv, N., Tsakanikos, E., Witherby, S., Fraser, C., Scott, K., and Ward, J. (2006). Synaesthesia : The prevalence of atypical cross-modal experiences. *PERCEPTION-LONDON-*, 35(8) :1024.

[Sincich and Blasdel, 2001] Sincich, L. and Blasdel, G. (2001). Oriented axon projections in primary visual cortex of the monkey. *The Journal of Neuroscience*, 21(12) :4416.

[Slutsky and Recanzone, 2001] Slutsky, D. and Recanzone, G. (2001). Temporal and spatial dependency of the ventriloquism effect. *Neuroreport*, 12(1) :7.

[Smiley et al., 2007] Smiley, J., Hackett, T., Ulbert, I., Karmas, G., Lakatos, P., Javitt, D., and Schroeder, C. (2007). Multisensory convergence in auditory cortex, i. cortical connections of the caudal superior temporal plane in macaque monkeys. *The Journal of comparative neurology*, 502(6) :894–923.

[Stein and Meredith, 1993] Stein, B. and Meredith, M. (1993). *The merging of the senses.* the MIT Press.

[Sun and Giles, 2001] Sun, R. and Giles, C. (2001). *Sequence learning : Paradigms, algorithms, and applications.* Number 1828. Springer Verlag.

[Tanaka, 1997] Tanaka, K. (1997). Mechanisms of visual object recognition : monkey and human studies. *Current opinion in neurobiology*, 7(4) :523–529.

[Thelen et al., 1994] Thelen, E., Smith, L., Lewkowicz, D., and Lickliter, R. (1994). *A dynamic systems approach to the development of cognition and action.* MIT Press.

[Thivierge and Marcus, 2007] Thivierge, J. and Marcus, G. (2007). The topographic brain : from neural connectivity to cognition. *Trends in neurosciences*, 30(6) :251–259.

[Thomson and Lamy, 2007] Thomson, A. and Lamy, C. (2007). Functional maps of neocortical local circuitry. *Frontiers in neuroscience*, 1(1) :19.

[Turrigiano and Nelson, 2004] Turrigiano, G. and Nelson, S. (2004). Homeostatic plasticity in the developing nervous system. *Nature Reviews Neuroscience*, 5(2) :97–107.

[van Beers et al., 2011] van Beers, R., van Mierlo, C., Smeets, J., and Brenner, E. (2011). Reweighting visual cues by touch. *Journal of Vision*, 11(10).

[Van Essen and Maunsell, 1983] Van Essen, D. and Maunsell, J. (1983). Hierarchical organization and functional streams in the visual cortex. *Trends in Neurosciences*, 6 :370–375.

[VanRullen et al., 2005] VanRullen, R., Guyonneau, R., and Thorpe, S. (2005). Spike times make sense. *Trends in neurosciences*, 28(1) :1–4.

[Vavrečka and Farkaš, 2010] Vavrečka, M. and Farkaš, I. (2010). Unsupervised model for grounding multimodal representations.

[Verhage et al., 2000] Verhage, M., Maia, A., Plomp, J., Brussaard, A., Heeroma, J., Vermeer, H., Toonen, R., Hammer, R., et al. (2000). Synaptic assembly of the brain in the absence of neurotransmitter secretion. *Science*, 287(5454) :864.

[Voegtlin, 2002] Voegtlin, T. (2002). Recursive self-organizing maps. *Neural Networks*, 15(8-9) :979–991.

[Wallace et al., 2006] Wallace, M., Carriere, B., Perrault, T., Vaughan, J., and Stein, B. (2006). The development of cortical multisensory integration. *The Journal of neuroscience*, 26(46) :11844.

[Wallace et al., 1992] Wallace, M., Meredith, M., and Stein, B. (1992). Integration of multiple sensory modalities in cat cortex. *Experimental Brain Research*, 91(3) :484–488.

[Wallace et al., 2004] Wallace, M., Ramachandran, R., and Stein, B. (2004). A revised view of sensory cortical parcellation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(7) :2167.

[Wallace and Stein, 1997] Wallace, M. and Stein, B. (1997). Development of multisensory neurons and multisensory integration in cat superior colliculus. *The Journal of neuroscience*, 17(7) :2429.

[Wallace and Stein, 2001] Wallace, M. and Stein, B. (2001). Sensory and multisensory responses in the newborn monkey superior colliculus. *The Journal of Neuroscience*, 21(22) :8886.

[Watanabe and Iwai, 1991] Watanabe, J. and Iwai, E. (1991). Neuronal activity in visual, auditory and polysensory areas in the monkey temporal cortex during visual fixation task. *Brain research bulletin*, 26(4) :583–592.

[Weinberg, 1997] Weinberg, R. (1997). Are topographic maps fundamental to sensory processing ? *Brain research bulletin*, 44(2) :113–116.

[Weisz et al., 2004] Weisz, N., Wienbruch, C., Hoffmeister, S., and Elbert, T. (2004). Tonotopic organization of the human auditory cortex probed with frequency-modulated tones. *Hearing research*, 191(1-2) :49–58.

[Welch and Warren, 1986] Welch, R. and Warren, D. (1986). Intersensory interactions. *Handbook of perception and human performance.*, 1 :25–1.

[Wessinger et al., 1997] Wessinger, C., Buonocore, M., Kussmaul, C., and Mangun, G. (1997). Tonotopy in human auditory cortex examined with functional magnetic resonance imaging. *Human Brain Mapping*, 5(1) :18–25.

[Widrow and Hoff, 1960] Widrow, B. and Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits. In *IRE WESCON convention record*, volume 4, pages 96–104. IRE New York.

[Wilson and Cowan, 1973] Wilson, H. and Cowan, J. (1973). A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic nervous tissue. *Biological Cybernetics*, 13(2) :55–80.

[Wysoski et al., 2010] Wysoski, S., Benuskova, L., and Kasabov, N. (2010). Evolving spiking neural networks for audiovisual information processing. *Neural Networks*, 23(7) :819–835.

[Zucker, 1989] Zucker, R. (1989). Short-term synaptic plasticity. *Annual Review of Neuroscience*, 12(1) :13–31.

Résumé

Cette thèse traite de la problématique de l'unification de différents flux d'informations modales qui peuvent provenir des senseurs d'un agent. Cette unification, inspirée des expériences psychologiques comme l'effet ventriloque, s'appuie sur la détection de corrélations, définies comme des motifs spatiaux qui apparaissent régulièrement dans les flux d'entrée. L'apprentissage de l'espace des corrélations du flux d'entrée échantillonne cet espace et généralise les échantillons appris. Cette thèse propose des principes fonctionnels pour le traitement multimodal de l'information qui ont aboutit à l'architecture connexionniste, générique, modulaire et cortico-inspirée SOMMA (Self-Organizing Maps for Multimodal Association). Dans ce modèle, le traitement de chaque modalité s'effectue au sein d'une carte corticale. L'unification multimodale de l'information est obtenue par la mise en relation réciproque de ces cartes. L'échantillonnage et la généralisation des corrélations reposent sur une auto-organisation contrainte des cartes. Ce modèle est caractérisé par un apprentissage progressif de ces propriétés fonctionnelles : les propriétés monomodales amorcent l'émergence des propriétés multimodales et, dans le même temps, l'apprentissage de certaines corrélations par chaque carte est un préalable à l'auto-organisation de ces cartes. Par ailleurs, l'utilisation d'une architecture connexionniste et d'un apprentissage continu et non supervisé fournit au modèle des propriétés de robustesse et d'adaptabilité qui sont généralement absentes des approches informatiques classiques.

Mots-clés: multimodalité, auto-organisation, réseau de neurones, apprentissage continu et non supervisé

Abstract

This thesis focuses on unifying multiple modal data flows that may be provided by sensors of an agent. This unification, inspired by psychological experiments like the ventriloquist effect, is based on detecting correlations which are defined as temporally recurrent spatial patterns that appear in the input flows. Learning of the input flow correlations space consists on sampling this space and generalizing these learned samples. This thesis proposed some functional paradigms for multimodal data processing, leading to the connectionist, generic, modular and cortically inspired architecture SOMMA (Self-Organizing Maps for Multimodal Association). In this model, each modal stimulus is processed in a cortical map. Interconnection of these maps provides an unifying multimodal data processing. Sampling and generalization of correlations are based on the constrained self-organization of each map. The model is characterised by a gradual emergence of these functional properties : monomodal properties lead to the emergence of multimodal ones and learning of correlations in each map precedes self-organization of these maps. Furthermore, the use of a connectionist architecture and of on-line and unsupervised learning provides plasticity and robustness properties to the data processing in SOMMA. Classical artificial intelligence models usually miss such properties.

Keywords: multimodal integration, self-organization, neural networks, on-line and unsupervised learning