



HAL
open science

Modèles de mémoires pour la navigation autonome

Nicolas P. Rougier

► **To cite this version:**

Nicolas P. Rougier. Modèles de mémoires pour la navigation autonome. Modélisation et simulation. Université Henri Poincaré - Nancy 1, 2000. Français. NNT: 2000NAN10122 . tel-01746477v2

HAL Id: tel-01746477

<https://theses.hal.science/tel-01746477v2>

Submitted on 24 Jun 2011

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.

Modèles de mémoires pour la navigation autonome

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 20 Octobre 2000

pour l'obtention du

Doctorat de l'université Henri Poincaré – Nancy 1
(spécialité informatique)

par

Nicolas Rougier

Composition du jury

Rapporteurs : Philippe Gaussier, Professeur à l'Université de Cergy-Pontoise.
Jean-Claude Paul, Directeur de Recherche à l'INRIA.
John G. Taylor, Professor Emeritus du King's College London.

Examineurs : Noëlle Carbonell, Professeur à l'Université Henri Poincaré.
Yves Burnod, Directeur de Recherche à l'INSERM.

Directeur : Frédéric Alexandre, Directeur de Recherche à l'INRIA.

Mis en page avec la classe thloria.

Résumé

Nous proposons une approche du problème de la navigation d'un agent autonome fondée sur une architecture connexionniste inspirée de données biologiques concernant le cortex cérébral et l'hippocampe, une sous-structure corticale. Notre approche se fonde sur la distinction des mémoires, le cortex cérébral étant fortement impliqué dans la mémoire procédurale, permettant l'apprentissage de procédures, alors que l'hippocampe est impliqué dans la mémoire déclarative, permettant la mémorisation explicite de faits et d'événements. Notre travail concerne la modélisation de ces mémoires dans le contexte du comportement autonome. L'étude des différentes mémoires met en évidence l'importance de cette dichotomie procédurale/déclarative dans les tâches cognitives et l'étude de la navigation autonome met en exergue la notion de carte cognitive topologique ainsi que la nécessité de disposer de systèmes de mémoires adéquats. Notre travail de modélisation s'articule alors en deux temps. Les données concernant le cortex humain ont permis de modéliser une mémoire procédurale pour la construction des liens reliant les différents lieux d'un environnement simulé permettant une recherche guidée par le but ainsi que le ralliement à tout instant d'un lieu visité auparavant. Par ailleurs, les différentes données concernant la structure de l'hippocampe ont permis de proposer un modèle de mémoire de type déclaratif. L'architecture de ce modèle ainsi que les mécanismes originaux participant à son fonctionnement lui assurent une efficacité et une robustesse aussi bien sur des données simulées que sur des données réelles. Ce modèle permet alors de caractériser de façon adéquate les différents lieux d'un environnement donné.

Mots-clés: mémoire procédurale, mémoire déclarative, cortex, hippocampe, robotique autonome, carte cognitive

Abstract

We propose a method for autonomous agent navigation problem grounded on a connectionist architecture inspired by neurobiological data concerning cortex and hippocampus, a sub-cortical structure. Our approach is grounded on distinction between memories: cerebral cortex is believed to be implied within procedural memory, allowing learning of procedures, while hippocampus is believed to be implied within declarative memory, allowing explicit memorization of facts and events. Our works concerns modeling of these memories in the framework of autonomous behavior. The study of these different memories underlines the importance of this procedural/declarative dichotomy in cognitive tasks while autonomous navigation study underlines the topological cognitive map notion as well as the necessity of having at disposal *ad hoc* memory systems. Our modeling work is separated in two parts. Available data concerning human cortex allow us to model a procedural memory for the construction of links between places of a simulated environment allowing a goal-guided search as well as the possibility of reaching anytime any known place in the environment. Furthermore, available data concerning hippocampus allow us to model a declarative memory system. The architecture of the model as well as the original mechanisms implied make this system able to handle both simulated and real-world data. This model finally allows to characterize and memorize the different places of a given environment.

Keywords: procedural memory, declarative memory, cortex, hippocampus, autonomous robotic, cognitive map

A Philippe Nagau, avec qui j'ai commencé l'informatique il y a maintenant 16 ans.

Remerciements

Ces trois années de recherche m'ont permis de me rendre compte qu'une thèse n'est pas un travail personnel mais résulte de nombreuses interactions. Si le travail de recherche bénéficie en priorité des interactions scientifiques, il m'est devenu évident au cours de ces trois années que seules les interactions humaines peuvent en assurer le bon déroulement.

Je tiens donc à remercier les personnes avec qui j'ai travaillé et dont les nombreux conseils et discussions diverses m'ont permis d'une façon ou d'une autre de progresser dans mon travail. En premier lieu je tiens à remercier Frédéric qui, tout en me laissant faire mes propres choix, a toujours su me guider intelligemment tout au long de ma démarche. Je remercie également Hervé Frezza-Buet, Yann Boniface et Laurent Bougrain avec qui j'ai eu de nombreuses discussions sur des sujets plus ou moins en rapport avec mes travaux. Je remercie particulièrement Didier Fass qui m'a emmené faire des vols en micro-gravité et dont j'apprécie toujours les conseils et discussions. Enfin, je remercie les autres membres de l'équipe Cortex (Jean-Charles, Bruno, Karima, Olivier, Vincent, Dominique, Georges) pour leur soutien ainsi que l'ensemble des membres de mon jury qui m'ont fait l'amitié de lire, d'examiner et de juger mon travail.

Je tiens à remercier ma famille qui m'a toujours soutenu tout au long de mon parcours et je remercie tout spécialement Sophie pour sa présence et son soutien tout au long de la difficile période de la rédaction. Enfin, un grand merci à Stéphanie, Etienne, Stéphane, Patricia, Martine, Loïc, Rodolphe et Sylvain.

Finalement, j'adresserais une pensée toute particulière aux gens avec qui j'ai eu l'occasion de faire de longues analyses nocturnes sur des sujets finalement pas très variés : Yann, Pierre, Evelyne, Bruno, Arnaud, Nicolas,

Table des matières

Introduction générale

Partie I Mémoires et Robots

15

Introduction

Chapitre 1

Différentes mémoires

1.1	Les étapes de la mémorisation	21
1.1.1	Acquisition	22
1.1.2	Stockage	23
1.1.3	Exploitation	23
1.2	Les supports de la mémoire	23
1.2.1	Approche par adresse vs. approche par contenu	23
1.2.2	Approche localiste vs. approche distribuée	25
1.2.3	Approche séquentielle vs. approche parallèle	26
1.2.4	Approche statique vs. approche dynamique	26
1.3	Une approche formelle de la mémoire	27
1.3.1	La mémoire déclarative, un apprentissage par cœur	28
1.3.2	La mémoire procédurale, une approximation de fonction	28
1.4	Une approche cognitive de la mémoire	30
1.4.1	Une définition de la mémoire	31
1.4.2	La mémoire déclarative, une mémoire épisodique et sémantique	32
1.4.3	La mémoire non-déclarative, une mémoire procédurale, un amorçage perceptif, un conditionnement, un apprentissage non associatif	33
1.5	Discussion	34

Chapitre 2

Notion de mémoire en connexionnisme

2.1	Les fondements du connexionnisme	38
2.1.1	Le neurone formel	38
2.1.2	L'intégrateur à fuite de [Reiss and Taylor, 1991]	39
2.1.3	L'esprit du réseau	41
2.2	Généraliser une fonction	41
2.2.1	Les généralisateurs de fonctions	41
2.2.2	Le perceptron, une mémoire procédurale	42
2.3	Apprendre par coeur	43
2.3.1	Les mémoires auto-associatives	44
2.3.2	Le réseau de Hopfield, une mémoire déclarative	44
2.3.3	Le problème de l'interférence	46
2.4	Discussion	47

Chapitre 3

La robotique autonome

3.1	Fondations	50
3.1.1	Historique	50
3.1.2	La robotique autonome	51
3.2	Les modèles biologiques de la navigation autonome	53
3.2.1	Les requis minimum de la navigation	53
3.2.2	Navigation par guidage	54
3.2.3	Navigation par association	55
3.2.4	Navigation par carte topologique	56
3.2.5	Navigation par carte métrique	57
3.2.6	Discussion	57
3.3	Les outils informatiques pour la navigation autonome	59
3.3.1	Les modèles à base de règles	59
3.3.2	Les modèles de décisions markoviens	60
3.3.3	Les modèles évolutionnistes	62
3.3.4	Les modèles connexionnistes	63
3.4	Discussion	66

Chapitre 4

Le cerveau comme cadre de modélisation

4.1	Le cerveau	70
-----	----------------------	----

4.1.1	L'abondance de l'information sensorielle	70
4.1.2	La surenchère des effecteurs	70
4.1.3	Les boucles sensorimotrices	71
4.1.4	Une organisation modulaire	72
4.2	Le cortex cérébral	72
4.2.1	Anatomie	74
4.2.2	Les aires sensorielles	74
4.2.3	Les aires motrices	74
4.2.4	Les aires associatives du cortex postérieur	75
4.2.5	Les aires associatives du cortex frontal	75
4.2.6	L'unité corticale de traitement de l'information	75
4.3	L'hippocampe	77
4.3.1	Anatomie	79
4.3.2	Connexions de la formation hippocampique	81
4.3.3	Rôles supposés de l'hippocampe	81
4.3.4	L'hippocampe, une mémoire déclarative	84

Partie II Modélisations

87

Introduction

Chapitre 5

Un modèle de mémoire procédurale

5.1	Définition de l'application	95
5.1.1	Simulation robotique	95
5.1.2	Supervision	96
5.2	Architecture du modèle	96
5.2.1	Architecture	96
5.2.2	Les cartes visuelles primaires	97
5.2.3	La carte perceptive intégrée	97
5.2.4	La carte motrice	98
5.2.5	La carte associative	98
5.2.6	Les flux d'information	98
5.3	Le modèle de maxicolonne	99
5.3.1	Les bases d'un modèle unifié	99
5.3.2	Un modèle incrémental	99
5.3.3	Les connexions	101

5.3.4	Les différents états de la colonne	101
5.3.5	Critères d'excitation d'une colonne	102
5.4	Résultats expérimentaux	104
5.4.1	Construction d'une carte cognitive	106
5.4.2	Utilisation de la carte	106
5.5	Discussion	107

Chapitre 6

Un modèle de mémoire déclarative

6.1	L'hippocampe pour la mémoire spatiale et la navigation	113
6.1.1	Les cellules de lieu	114
6.1.2	Le système directif de la tête (SDT)	115
6.1.3	L'intégration de chemin	116
6.1.4	Discussion	117
6.2	L'hippocampe pour la mémoire déclarative	117
6.2.1	L'idée originelle de [Marr, 1971]	117
6.2.2	La proposition de [McNaughton and Nadel, 1990]	119
6.2.3	Le modèle de [Hasselmo <i>et al.</i> , 1996]	121
6.2.4	Le modèle de [Murre, 1996]	123
6.3	Un modèle computationnel de l'hippocampe	124
6.3.1	Architecture du modèle	125
6.3.2	Les flux d'information	127
6.3.3	Discussion	133
6.4	Apprentissage de motifs réguliers	134
6.4.1	Définition de l'application	134
6.4.2	Le modèle de référence de Hopfield	136
6.4.3	Le modèle ART [Grossberg, 1976a, Grossberg, 1976b]	137
6.4.4	Le modèle d'hippocampe	141
6.5	Reconnaissance de lieu sur simulation	144
6.5.1	Définition de l'application	144
6.5.2	Apprentissage	144
6.5.3	Les stimuli	146
6.5.4	Protocole expérimental	148
6.5.5	Résultats	148
6.6	Reconnaissance de lieu sur robot réel	150
6.6.1	Définition de l'application	151
6.6.2	Apprentissage	151

6.6.3	Protocole expérimental	152
6.6.4	Résultats préliminaires	153
6.7	Discussion	157

Conclusion générale

Annexe A Algorithme de Bellman-Ford
--

Annexe B Programme C pour le réseau de Hopfield
--

Bibliographie	175
----------------------	------------

Table des figures

1.1	Les étapes de la mémorisation d'une connaissance	22
1.2	Exemple de codages de la mémoire : la mémorisation localiste ou symbolique ne requiert qu'une unité pour coder le visage de la grand-mère, le codage distribué requiert quant à lui plusieurs unités. Dans le cas localiste, la perte de l'unité décrivant la grand mère signifie la perte complète de cette mémoire alors que dans le cas d'un codage distribué, la perte d'une unité affecte peu ou pas cette mémoire.	25
1.3	Apprentissage déclaratif. Apprentissage successifs de classe d'équivalence (1), (2) et (3). Lorsque l'apprentissage est terminé, le système est capable d'exhiber pour n'importe quelle entrée la classe d'équivalence sous la forme d'un exemple vu auparavant.	29
1.4	Apprentissage procédural. Approximations successives d'une fonction étant donné deux points (1), trois points (2), quatre points (3). En (4), approximation du point d'abscisse x_0	30
1.5	Une taxonomie de la mémoire d'après [Cohen and Squire, 1980]	32
1.6	Une classification des mémoires avec les zones respectives du domaine des réseaux de neurones artificiels et de l'informatique en général.	35
2.1	Le neurone formel avec ses entrées X_i , les pondérations des entrées W_i et le signal de sortie S	39
2.2	Les profils respectifs de l'activité de sortie des neurones selon les modèles formel, impulsif, à fuite et <i>gated dipole</i>	40
2.3	Ce schéma représente pour trois neurones A, B et C la forme typique de l'activité obtenue par le mécanisme de trace (en traits pleins), l'entrée $I(t)$ est représentée en pointillés. Il illustre par ailleurs comment il est possible de corrélérer deux événements disjoints grâce à leurs traces résiduelles. La zone hachurée représente l'intervalle de temps durant lequel on peut par exemple considérer qu'il y a co-occurrence de décharge des neurones B et C.	40
2.4	Quelques exemples de perceptrons, les cercles blancs représentent les neurones, les points noirs représentent les entrées.	42
2.5	Un perceptron multicouche avec une seule couche cachée.	43
2.6	Un schéma de fonctionnement d'une mémoire auto-associative. Ici, les exemples présentés (les ronds noirs) sont identifiés aux exemples mémorisés (les ronds blancs) selon leur distance respective. les traits pointillés représentent le diagramme de Voronoï.	45
2.7	Exemples de reconstruction d'images par un réseau de Hopfield. [Dennis and McAuley, 1997]	46

2.8	Le problème de l'interférence. Lorsque les motifs 1 et 2 ont été appris par renforcement des connexions entre les unités co-activées, la présentation d'un sous-motif commun provoque le rappel d'un motif « non-existant » qui est en fait l'union des motifs 1 et 2.	47
3.1	Pygmalion et Galatée par Boris Vallejo	50
3.2	Sojourner sur la planète Mars. Ce robot est semi-autonome, il dispose d'algorithmes lui permettant d'éviter les obstacles simples alors que les obstacles trop importants requièrent l'intervention d'un opérateur humain, tâche rendue difficile par les délais de communication entre la planète Terre et la planète Mars.	52
3.3	La navigation par guidage consiste à retrouver la situation perceptive mémorisée à partir d'une situation perceptive où les amers caractéristiques sont perçus directement (ici une tour près du point de nourriture)	54
3.4	La navigation par association consiste à associer à chaque lieu une direction permettant de rallier le prochain lieu en direction du but. La cartographie de l'environnement s'apparente alors à un champ de vecteurs.	55
3.5	Un exemple de carte topologique, chaque cercle représente un lieu et les flèches représentent les chemins possibles entre les lieux.	56
3.6	Propriétés des cartes métriques	57
3.7	Hierarchie des géométries selon [Piaget and Inhelder, 1948].	58
3.8	Structure d'un générateur de plans d'après [Haton and Haton, 1989]	59
3.9	Exemples de planification selon le plus court chemin (a) et par résolution du MDP (b).	61
3.10	Les résultats du modèle GA-Robot. Evaluations selon les chemins les plus sûrs (a), les plus rapides (b) et plus directs (c).	63
3.11	Un robot muni de capteurs périphériques. Un perceptron simple suffit à lui assurer un comportement d'évitement d'obstacles	64
3.12	Le concept de l'architecture PerAc pour le contrôle de robots autonomes	65
3.13	Un mécanisme simple permettant de rallier un but. Reproduit de [Gaussier and Zrehen, 1995b]	66
4.1	La boucle perception-action ou sensori-motrice	71
4.2	Vue d'ensemble du cerveau avec les différents lobes (frontal, pariétal, temporal et occipital) du cortex ainsi que le cervelet, le tronc cérébral et la moëlle épinière.	73
4.3	Les six couches de la minicolonne avec ses principales voies de communication selon [Burnod, 1989]	76
4.4	Spécialisation d'une maxicolonne	78
4.5	Le système limbique	79
4.6	L'hippocampe au sein du système limbique	80
4.7	La formation hippocampique : organisation des différentes sous-structures	81
4.8	Schéma des principaux flux d'information au sein de la région hippocampique, d'après [Myers and Gluck, 1996]. Les flèches de grande taille représentent la boucle principale de circulation de l'information dans l'hippocampe.	82
4.9	Un exemple schématique où une croix bleue perçue sur la rétine implique des traitements (par exemple de reconnaissance ou de localisation) dans différentes aires corticales et se retrouve de façon très intégrée au sein du cortex entorhinal, ce qui sera exploité par l'hippocampe.	84
5.1	Un environnement et le graphe représentant cet environnement.	94

5.2	La plateforme réalisée pour tester le modèle de cortex permet de régler les différents paramètres du modèle et de suivre le déroulement de chaque étape (il existe un mode temps réel et pas à pas). On peut voir notamment la carte de l'environnement ainsi que l'agent autonome simulé représenté par un rond.	95
5.3	Un exemple d'environnement. Chaque zone est caractérisée par un ensemble de 4 signes dont la forme peut être un triangle, un cercle, un carré ou une croix et la couleur vert, bleu, rouge ou jaune.	96
5.4	La présence d'un triangle vert dans l'une des zones visuelles active l'unité (triangle+vert) dans la carte visuelle associative correspondante.	97
5.5	Architecture du modèle et flux d'information	98
5.6	Mécanismes respectifs de division des maxicolonnes biologique et informatique.	100
5.7	Division des maxicolonnes: la maxicolonne mère reste générique afin de détecter les combinaisons d'activation particulières alors que les maxicolonnes filles créées se spécialisent sur un masque d'entrées particulier.	100
5.8	Exemple d'un lien lateral entre deux colonnes	102
5.9	La duplication d'une colonne. La colonne renforce le poids des connexions la reliant aux entrées activées (1 et 2). Lorsque ces poids sont suffisamment fort, la colonne se duplique et crée une colonne fille qui est dédiée à la détection d'un jeu d'entrées particulier.	104
5.10	Exemple de division d'une colonne de la carte position relative qui code implicitement la transition entre les états (lieux) 1 et 2. Les flèches en traits continus indiquent les liens feedforward, les flèches en traits pointillés indiquent les liens feedback.	105
5.11	Divisions successives des colonnes de la carte associative	107
5.12	Exemple d'utilisation de la carte cognitive. Itération 1 : le point de ralliement a été choisi, un appel est initié au niveau de la colonne but de la carte position . Itération 5 : l'appel est propagé via la carte position relative vers les autres colonnes de la carte position . Itération 10 : l'appel continue de se propager le long des colonnes via les transitions apprises, c'est pour cette raison que cet appel n'emprunte pas l'ensemble des chemins. Itération 12 : L'appel a été propagé jusqu'à la colonne représentant la position actuelle. Itération 13 : la colonne de la carte position relative détecte la configuration d'activité et s'excite, provoquant ainsi le mouvement moteur. Itération 14 : le mouvement moteur a été déclenché provoquant le déplacement du robot, alors que l'excitation de la colonne de la carte position relative provoque l'inhibition des autres colonnes. En conséquence, les séquences d'appels dans la carte position s'éteignent.	108
5.13	Exemple d'architecture associative autorisant l'apprentissage des procédures du mouvement du point de focalisation.	109
6.1	Enregistrement de l'activité d'une cellule de lieu selon les différentes localisations d'un sujet dans un environnement circulaire	114
6.2	Exemple de profil d'activation dans le cas où la tête se trouve dans la direction 0.	115
6.3	Exemple d'intégration de chemin réalisé par un rat.	116

6.4	Les principes fondamentaux des mémoires distribuées associatives peuvent être illustrés par l'exemple de l'appariement de paires d'événements X_i et Y_i via une matrice de corrélation. Dans cet exemple, il y a trois exemples de deux entrées (X_i, Y_i) de 6 informations binaires qui convergent donc sur une matrice de 6×6 nœuds. Chaque nœud est initialement à 0 et prend (de façon définitive) la valeur 1 lorsque les entrées X_i^j et Y_i^j ont toutes deux la valeur 1. N'importe quel membre d'une paire peut être rappelé en multipliant l'autre membre par la matrice et en divisant le résultat par le nombre de bits à 1 dans ce membre. De plus, ce mécanisme fonctionne encore lorsque l'entrée est tronquée, à la condition qu'il n'y ait pas de recouvrement entre les diverses entrées. Le même mécanisme peut être mis en place pour les matrices auto-associatives. En ce cas, on peut effectuer de la complétion et de la correction d'erreur.	118
6.5	Un exemple de réseau Hebb-Marr implantant sous forme neuronale le mécanisme matriciel présenté dans la figure 6.4. Chaque entrée Y forme une (puissante) synapse avec un neurone principal. Chaque entrée X forme une synapse avec chacun des neurones principaux, ces synapses étant initialement à zéro et se modifiant selon la règle de Hebb (conjonction X-Y). De plus, ces entrées X forment des connexions avec un neurone inhibiteur qui effectuera l'équivalent de la division nécessaire lors de la phase d'utilisation. On peut implémenter similairement un mécanisme auto-associatif.	119
6.6	Le principe sous-tendant l'orthogonalisation de l'information selon le <i>codon de Marr</i> [McNaughton and Nadel, 1990]. Deux motifs d'entrée (X_1 et X_2) possédant une partie commune (40%) voient celle-ci considérablement réduite (10%) par projection sur un espace plus grand (X'_1 et X'_2). Le problème est cependant la dimension de l'espace de projection dont la taille croît exponentiellement avec la taille de l'entrée, rendant cette technique coûteuse et concrètement inapplicable. .	120
6.7	Les tailles respectives du cortex entorhinal, du gyrus dentelé et de CA3 amènent à penser qu'il y a expansion selon le codon de Marr dans DG puis une compression dans CA3. la projection géométrique de DG vers CA3 permettrait de conserver dans CA3 l'orthogonalisation obtenue dans DG.	120
6.8	Le modèle de Hasselmo et al. 1. La couche II du cortex entorhinal se projete dans le gyrus dentelé où se forme une représentation rapide auto-organisée 2. La représentation dispersée se projete dans CA3 3. Une auto-association est effectuée dans CA3 via les liens récurrents 4. L'information se projete dans CA1 permettant une hétéro-association 5. L'information en provenance de la couche IV de EC permet la comparaison avec l'information en provenance de CA3 6. CA1 se projete dans la couche IV de EC permettant l'activation du motif mémorisé 7. CA1 peut influencer la région septale et contrôler le niveau de ACh. La région septale peut inhiber les liens récurrents de CA3 et les liens CA3→CA1	122
6.9	Modèle de Murre: Une représentation est activée au sein du néocortex (étape 1), ce qui entraîne une activation au niveau de l'hippocampe (étape 2), ce qui va alors renforcer les liens hippocampe/néocortex (étape 3). Finalement, les réactivations successives via l'hippocampe vont permettre le développement de connexions fortes au sein du néocortex (étape 4). La complétion d'une séquence corticale ne dépend donc plus de l'hippocampe.	124
6.10	Une vue globale des différentes structures de notre modèle ainsi que des flux de connexions et leurs rôles respectifs	125

6.11	Détail des connexions des unités du gyrus dentelé. Les traits pointillés représentent des connexions dont le poids vaut 1, les traits continus représentent des connexions dont le poids vaut 0.5.	128
6.12	Détails d'une synapse entre une unité de EC (respectivement DG, CA3) et une unité de DG (respectivement CA3, CA1).	129
6.13	Les liens récurrents au sein de la structure CA3 permettent la réactivation des unités composant un motif.	130
6.14	Détail d'une triade synaptique entre une unité pré-synaptique E_i et une unité post-synaptique E_j du cortex entorhinal contrôlé par des unités de CA1.	131
6.15	Connectivité respective selon le modèle classique et le modèle de la triade synaptique	131
6.16	La triade synaptique. Le neurone C joue ici le rôle de modulateur de la synapse entre le neurone A et le neurone B. Lorsqu'il y a co-occurrence d'activité entre A et B (2), l'activité du neurone C va venir renforcer la force excitatrice de la connexion. Lorsque A est activé et que B est inhibé (2), l'activité du neurone C va venir renforcer la force inhibitrice de la connexion. Dans les autres cas (3 et 4), il n'y a pas modulation.	132
6.17	La plateforme réalisée pour tester le modèle permet de régler les différents paramètres du modèle et de suivre le déroulement de chaque étape (il existe un mode temps réel et un mode pas à pas). De plus, l'application permet un débogage efficace grâce à un mécanisme de sondes qui permettent de suivre finement l'évolution d'une ou plusieurs unités.	134
6.18	Les 6 stimuli employés lors de la simulation (A, B, C, D, E, F) sont chacun composés de 8 unités actives pour 17 unités inactives (32% d'activité). La récompense et la punition sont elles composées de 5 unités actives pour 20 unités inactives (20% d'activité).	135
6.19	Les différents corpus d'apprentissage	136
6.20	Réseau de Hopfield : Dès l'apprentissage du corpus d'apprentissage, les états attracteurs trouvés (au nombre de 4 contre 6 exemples) par le réseau ne correspondent pas aux exemples originaux. La présentation des exemples incomplets reste néanmoins cohérente dans le sens où les mêmes états attracteurs sont rappelés pour les mêmes motifs (Ce mode de test peut être interprété comme la réalisation d'une mémoire hétéro-associative où l'on cherche à associer le haut du motif avec le bas).	137
6.21	Le modèle ART	138
6.22	Résultats obtenus avec un réseau ART comprenant 12 unités sur la couche de sortie	140
6.23	Résultats obtenus avec un réseau ART comprenant 6 unités sur la couche de sortie	141
6.24	Modèle de l'hippocampe : Les réponses proposées par le modèle correspondent bien aux exemples présentés. On peut cependant remarquer une « erreur » concernant le motif n°5 qui se trouve être très proche du motif n°1. La présentation des corpus de test n°1 (bruit aléatoire sur les motifs), n°2 (suppression de la partie inférieure des motifs) et du n°3 (bruit + suppression de la partie inférieure des motifs) provoque le rappel des motifs originaux correspondants.	143
6.25	L'opération logique ET sur les motifs 1 et 2 montre qu'ils partagent tous deux un grand nombre d'unités communes (62%).	144
6.26	La plateforme réalisée pour tester la reconnaissance de lieu permet de simuler un environnement continu	145
6.27	L'environnement est composé de zones carrées dont chaque coin correspond à un amer spécifique	146

6.28	La rétine perçoit une somme pondérée des amers les plus proches du point critique du robot.	147
6.29	Calcul de la perception rétinienne	147
6.30	Exemples de résultats obtenus. On peut voir que le système arrive à reconstruire le motif original à partir de motifs bruités de façon continu (les activité parasites sont continues).	149
6.31	Exemples d'interférences obtenues sur les simulations	150
6.32	Un même lieu vu sous deux angles légèrement différents induit des représentations rétinienne « brutes » très différentes. Des traitements plus élaborés comme la détection de contours peuvent aider l'identification des deux vues comme étant le lieu dont la signature sera alors un carré cyan dans un triangle rouge. Sans aller aussi loin dans les traitements, une signature simple peut être extraite (tache cyan dans grosse tache rouge) qui sera néanmoins moins discriminante.	150
6.33	le robot Koala vendu par la société K-Team (http://www.k-team.com/)	151
6.34	L'environnement utilisé se compose de murs cartonnés sur lesquels ont été placés des signes distinctifs	152
6.35	Résultats obtenus pour des angles de +1 et -1 degrés	154
6.36	Résultats obtenus pour des angles de +3 et -3 degrés	155
6.37	Résultats obtenus pour des angles de +6 et -6 degrés	156
6.38	Une approche simple de l'interaction EC/CA1. En situation d'apprentissage, il existe dans EC un motif d'activation auquel correspond une représentation intégrée dans CA1. Les connexions entre les unités co-actives de EC et de CA1 sont alors renforcées. En situation de complétion, les unités manquantes du motif original peuvent alors être ré-activées grâce aux unités actives de CA1 alors qu'en situation bruitée, les unités parasites doivent être inhibées.	158
6.39	Notre modèle. Le mécanisme de triade synaptique de notre modèle permet d'assurer l'excitation et l'inhibition des unités de EC par une population d'unités de EC.	158
A.1	Algorithme des flots : Soient un point A de départ et un point B d'arrivée auquel on assigne la distance 1. Chaque noeud directement connecté à B reçoit la valeur $distance(B) + 1$. Le processus est réitéré pour les noeuds suivants. Dans le cas où un noeud serait connecté à au moins deux noeuds possédant une distance, alors la distance la plus petite est assignée. L'algorithme termine si le point de départ A est atteint où si tout les noeuds connectés se sont vu assigner une distance. Il suffit alors de remonter le gradient des distances à partir du point A pour obtenir le plus court chemin (au sens des graphes) menant au point B	168

Introduction générale

« Since Leibniz there has perhaps been no man who has had a full command of all the intellectual activity of his day. Since that time, science has been increasingly the task of specialists, in fields which show a tendency to grow progressively narrower. A century ago there may have been no Leibniz, but there was a Gauss, a Faraday, and a Darwin. Today there are few scholars who can call themselves mathematicians or physicists or biologists without restriction. A man may be a topologist or an acoustician or a coleopterist. He will be filled with the jargon of his field, and will know all its literature and all its ramifications, but, more frequently than not, he will regard the next subject as something belonging to his colleague three doors down the corridor, and will consider any interest in it on his own part as an unwarrantable breach of privacy. »

Cybernetics [Wiener, 1948]

« Garry Kasparov, champion du monde en titre, affronte, du 03 au 11 mai 1997, l'ordinateur *Deeper Blue* présenté par IBM, en six parties. Chaque joueur dispose de 2 heures pour jouer ses 40 premiers coups, puis les 20 coups suivants en 1 heure et enfin, 30 minutes pour terminer la partie. Les matchs se sont déroulés le 3, 4, 6, 7, 10 et 11 mai. Résultat : *Deeper Blue* a emporté le match par 3,5 points à 2,5 (1-0 ; 0-1 ; 0,5-0,5 ; 0,5-0,5 ; 0,5-0,5 ; 1-0). »

C'est en ces termes que les journaux relatèrent cet événement historique où pour la première fois la machine¹ semblait avoir surpassé l'intelligence de l'Homme. Les échecs sont en effet un jeu réputé intelligent dans le sens où, à partir d'un ensemble de règles simples, il se révèle être une mine de complexité dans les diverses stratégies mises en œuvre où l'expérience et l'intuition du joueur occupent un rôle prépondérant. Mais alors les buts de l'Intelligence Artificielle ont-ils été finalement atteints? Sommes-nous enfin capables de concevoir des machines intelligentes et omnipotentes?

1. L'ordinateur *Deeper Blue* représente alors une nouvelle génération de machine: 256 processeurs en parallèle, il est capable d'analyser entre 100 et 200 milliards de positions en 3 minutes et possède en mémoire toutes les parties jouées par des champions depuis le début de ce siècle.

Non. La réponse est aujourd'hui négative. S'il est effectivement possible de faire battre le champion du monde des échecs par une machine, il demeure par exemple impossible de faire jouer un robot au jeu du football² et de le faire jouer avec un quelconque adversaire humain. Ce jeu ne peut pourtant prétendre rivaliser en finesse et en intelligence avec le jeu des échecs. Comment alors expliquer ce paradoxe : comment peut-on battre le champion du monde des échecs et se trouver en même temps incapable de jouer au football ? Cette situation paradoxale s'explique par la notion d'intelligence qui est manipulée. L'intelligence que l'on veut prêter à *Deeper Blue* est ici fondée sur le calcul, l'analyse et le raisonnement. Depuis le discours de la méthode de Descartes [Descartes, 1824], le courant de pensée des rationalistes, mené par Descartes, Spinoza et Leibniz, a voulu croire cette intelligence, une intelligence fondée sur l'esprit et la raison, équivalente à l'intelligence humaine. A l'opposé, le courant de pensée des empiristes, parmi lesquels Bacon, Locke, Berkeley et Hume, prôna la prise en compte de l'expérience sensible du monde et rejeta l'idée de la connaissance réduite à l'esprit et à la raison. Si la frontière entre ces deux courants de pensée n'est aujourd'hui plus aussi franche, la naissance du domaine de recherche de l'*Intelligence Artificielle (IA)* en 1956 n'a pourtant pas su éviter une séparation en deux groupes de pensée distincts dont les philosophies respectives ne sont pas sans rappeler celles des rationalistes et empiristes.

En août 1956, alors que l'on voit apparaître les premiers ordinateurs, un séminaire d'été se tient à Dartmouth (Etats-Unis) qui réunit une équipe de jeunes chercheurs d'horizons variés parmi lesquels se trouvent John McCarthy, mathématicien, Herbert A. Simon, théoricien des organisations, Allen Newell, mathématicien, Claude Shannon, père de la théorie de l'information et Marvin Minsky, mathématicien. L'ambition de ces pionniers est alors d'étudier les possibilités de construire des machines pouvant égaler (et éventuellement surpasser) la cognition humaine sur la base des nouveaux moyens de l'informatique naissante. Le domaine de l'*Intelligence Artificielle (IA)* est né. Pourtant, dès cette naissance, deux courants de pensée vont co-exister [Dreyfus and Dreyfus, 1990] et s'affronter sur le rôle de l'ordinateur. Un premier courant *symbolique* considère la machine comme un système de manipulation de symboles qui peut être utilisé pour instancier des représentations formelles du monde. Il repose sur la logique, se faisant ainsi l'héritier des rationalistes, et sa philosophie peut se résumer à la volonté de *construire un esprit (making a mind)*. Mené par Newell et Simon, ce courant symbolique stipule que l'intelligence repose sur la notion de symbole et propose l'hypothèse suivante :

« The Physical Symbol System Hypothesis. A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action. By « necessary », we mean that any system that exhibits general intelligence will prove upon analysis to be a physical symbol system. By « sufficient » we mean that any physical system of sufficient size can be organized further to exhibit general intelligence. » [Newell and Simon, 1976]

Le deuxième courant *connexionniste* considère en revanche la machine comme un support de la modélisation du cerveau offrant les capacités nécessaires pour simuler les interactions entre les neurones. Il repose sur le domaine des statistiques et sa philosophie peut se résumer à la volonté de *modéliser le cerveau (modelling the brain)*. Ce courant connexionniste mené par F. Rosenblatt propose une vision numérique du traitement de l'information et s'oppose à l'hypothèse symboliste :

« The implicit assumption [of the symbol manipulating research program] is that it is relatively easy to specify the behavior that we want the system to perform, and

2. Il est à noter qu'il existe actuellement des compétitions de football inter-robots. Voir notamment le site <http://www.robocup.org>

that the challenge is then to design a device or mechanism which will effectively carry out this behavior... [I]t is both easier and more profitable to axiomatize the *physical system* and then investigate this system analytically to determine its behavior, than to axiomatize the *behavior* and then design a physical system by techniques of logical synthesis » [Rosenblatt, 1962]

Ces deux courants vont rapidement concrétiser leurs idées. Newell et Simon proposent dès 1956 un programme (*Logic Theorist*) basé sur la représentation symbolique permettant la preuve automatique de théorèmes [Simon and Newell, 1958]. Ils parviennent alors à faire découvrir à ce programme près de trente-huit des cinquante-deux premiers théorèmes des *Principia Mathematica* de Bertrand Russell et Alfred North Whitehead (l'un des plus prestigieux ouvrages de logique du $XX^{ème}$ siècle). L'année suivante, le modèle universel du *General Problem Solver* (GPS) est proposé [Newell *et al.*, 1960]. Celui-ci est en mesure de résoudre toute une classe de problèmes selon l'idée que tout problème peut être décomposé en une série d'étapes élémentaires et qu'il suffit d'explorer les différentes voies possibles pour trouver la meilleure solution [Haton and Haton, 1989]. Rosenblatt propose quant à lui en 1958 le modèle du *Perceptron* [Rosenblatt, 1958] sur la base du connexionnisme. Ce modèle repose sur la notion du neurone formel tel que l'ont décrit Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943 [McCulloch and Pitts, 1943], et permet de démontrer que des règles d'apprentissage simples autorisent la convergence du modèle à la condition qu'une telle solution existe. Mais sans doute le point le plus important est que ce perceptron démontre alors la faisabilité de systèmes reposant sur la notion de traitement statistique de l'information, s'opposant ainsi au traitement logique de l'information.

Par la suite, les développements subséquents de ces deux courants vont connaître des destins inégaux. En 1969, Marvin Minsky et Seymour Papert critiquent de façon virulente le perceptron de Rosenblatt [Minsky and Papert, 1969] et lui reprochent de ne fonctionner que sur des problèmes très simples. Ils démontrent que celui-ci n'est pas capable de résoudre la classe des problèmes non-linéairement séparables tels que par exemple la fonction logique OU EXCLUSIF. Le connexionnisme à cette époque se heurte plus généralement au problème du *perceptron multi-couches* (MLP) et à la résolution du *credit assignment*, à savoir comment connaître la contribution d'une unité dans l'erreur globale du modèle? Le domaine du connexionnisme connaît un net désintérêt de la part des chercheurs et l'IA symbolique étend son hégémonie sur l'ensemble du domaine. Il semble que l'ensemble des chercheurs du domaine de l'IA s'engouffrent alors dans la brèche ainsi ouverte pour soutenir définitivement l'idée de cette intelligence fondée sur le symbole, ramenant du passé les idées de Socrate, Platon, Descartes, Leibniz et Kant. Comprendre un domaine signifie posséder une théorie sur ce domaine. L'approche holiste du connexionnisme ne peut résister à ces convictions fortes, lui qui ne se trouve pas capable de donner un sens aux unités manipulées par ses modèles. Quelques chercheurs vont néanmoins continuer sur la voie du connexionnisme, parmi eux Stephen Grossberg, Teuvo Kohonen et James A. Anderson. Vers les années 1980 la solution du perceptron multi-couches sera trouvée sous la forme de l'algorithme de rétro-propagation du gradient à la multiple paternité [Parker, 1982, Werbos, 1974, Rumelhart *et al.*, 1986]. A la même époque le modèle ART est proposé à la communauté (dont on trouvera une description dans [Grossberg, 1987]) ainsi que les cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen, 1984]. Le connexionnisme connaît un nouvel engouement de la part des chercheurs. Il va désormais constituer un domaine de recherche à part entière en donnant lieu à la conception de nombreux modèles. Aujourd'hui, ces deux domaines de l'Intelligence Artificielle subsistent mais le débat symbolique/numérique semble quelque peu dépassé. Chacune de ces deux approches a su faire les preuves de sa validité scientifique au travers de démonstrations et de réalisations qui sont aujourd'hui couramment utilisées par l'industrie, que ce soit dans les domaines du traitement

automatique de la parole, de l'interprétation d'images et de données, de la vision par ordinateur ou bien encore de la démonstration automatique de théorèmes. Les domaines d'application respectifs des deux approches sont aujourd'hui complémentaires : l'IA symbolique est utilisée dans le cadre de la résolution de problèmes formels et le connexionnisme est utilisé dans le cadre du traitement statistique de l'information. De plus, des chercheurs se sont récemment intéressés à des modèles pouvant manipuler à la fois le symbolique et le numérique, fondant ainsi le courant neuro-symbolique de l'IA. Les modèles issus de ce courant tentent dans une certaine mesure de combiner les avantages respectifs des techniques symboliques et connexionnistes selon une approche hybride (où l'on combine des modèles symboliques et connexionnistes sous forme de modules coopérants) ou bien connexionniste (où l'on se sert de techniques connexionnistes que l'on adapte aux tâches classiques de l'IA symbolique) [Hilario *et al.*, 1995].

Revenons alors au problème des échecs. Ce jeu dont la complexité n'est plus à démontrer constitue un parfait système symbolique en ce sens que chaque type de pièces, au nombre de 6 (roi, reine, cavalier, fou, tour et pion), possède des règles de déplacement et de prise ainsi qu'une localisation symbolique sur l'échiquier (repérée par un chiffre et une lettre). Les techniques de l'IA symbolique sont alors en mesure de montrer leur toute puissance en se basant sur le calcul intensif, l'analyse et le raisonnement logique. Le déroulement d'une partie s'effectue par la seule manipulation d'un nombre restreint de symboles et la difficulté réside dans l'élaboration des algorithmes de recherche des stratégies optimales. Le problème du jeu de football est quant à lui d'une toute autre nature. Jouer au football en informatique signifie incarner des algorithmes au sein d'un dispositif apte à se déplacer et à manipuler le ballon. De façon plus générale, l'incarnation des algorithmes au sein d'un dispositif autonome (au sens où il peut se déplacer et interagir avec le monde réel) relève du domaine de ce qu'on appelle l'*Intelligence Artificielle Située*. Les problèmes attenants sont alors liés à la nature même du monde réel. Celui-ci est perçu via un ensemble de capteurs qui envoient des informations numériques sur la nature du monde environnant. Comment alors ancrer des symboles dans cette réalité numérique ? Un traitement purement symbolique n'est pas tenable. Imaginons par exemple le jeu des échecs joué cette fois par un robot. La difficulté ne provient alors pas seulement de la stratégie à utiliser mais aussi de savoir comment déplacer physiquement telle ou telle pièce. Dans ce contexte, la scène de jeu est perçue via une caméra qui renvoie une suite d'octets décrivant une configuration de l'échiquier. Il faut alors, pour manipuler le symbole d'une pièce, trouver la sous-suite correspondant à la pièce qu'il faut déplacer, sachant que cette sous-suite sera différente selon l'angle de vue, la lumière ambiante, l'ombre éventuelle des autres pièces, etc. L'IA située nécessite donc des traitements numériques forts si l'on souhaite manipuler des stratégies symboliques. Mais, si le jeu des échecs joué par un robot est encore réalisable via des techniques issues de l'IA symbolique, la majeure partie des problèmes numériques (tels que ceux engendrés par la robotique autonome) demeurent hors du champ d'application de l'IA symbolique. La résolution éventuelle de ces problèmes exige alors des restrictions fortes sur les différentes contraintes.

Le connexionnisme prend quant à lui tout son sens dans ce domaine particulier de l'IA. Comme il a été souligné auparavant, les modèles connexionnistes sont par essence de nature numérique et chacune de leurs unités est capable de recevoir un flux numérique direct en provenance par exemple de capteurs. Or, sur cette base, certains modèles neuronaux sont capables d'intégrer ces différents flux afin de faire émerger le symbole. Mais ce symbole émergent est alors différent de la notion de symbole de l'IA symbolique [Harnad, 1990]. En effet, l'IA symbolique manipule le symbole sous la forme de l'étiquetage d'un flux d'information particulier en correspondance directe et explicite avec les structures manipulées par le programme. Par exemple, le jeu des échecs requiert la manipulation des symboles « fou » et « dame » qui sont des entités explicites de l'algorithme sous-jacent. La notion de symbole émergent en connexionnisme est différente : à

partir d'un flux numérique, les modèles sont capables de construire des représentations internes intégrant différents aspects (ou différentes modalités) de l'information et représentant ainsi ce que l'on peut qualifier de symbole. Cette notion de symbole, ancrée dans la réalité, est alors propre au modèle et ne se retrouve pas au niveau de l'algorithme sous-tendant son fonctionnement. Cette IA connexionniste semble donc incarner une voie de prédilection pour atteindre les buts de la robotique autonome : maîtriser et interpréter le flux des perceptions et des actions pour réaliser des stratégies sub-symboliques. Le connexionnisme classique connaît cependant ses propres limites. Si son inspiration première fut la biologie, il s'en est peu à peu éloigné pour se rapprocher de l'aspect statistique et mathématique du traitement de l'information et si les propriétés des modèles conçus sur cette base peuvent être alors prouvées mathématiquement (les propriétés de convergence sont démontrées pour la plupart des modèles classiques), cette nature statistique se prête difficilement à l'interprétation symbolique. Une autre vision du connexionnisme consiste à revenir sur ses fondements même en cherchant à reprendre directement son inspiration à la source, à savoir le cerveau.

Le cerveau représente effectivement le seul modèle dont nous disposons et qui soit capable de manipuler l'information à la fois de façon numérique et symbolique. Celui-ci est en effet capable de gérer un flux incessant de perceptions sensorielles et de les intégrer à différents niveaux afin de construire des schémas d'action propres à sa survie. Les études sur le cerveau, toujours plus exactes et plus fines, peuvent aujourd'hui donner la matière nécessaire à la construction de nouveaux modèles informatiques selon cette voie où l'on pourrait s'affranchir de cette dualité symbolique/numérique. La robotique autonome requiert elle aussi que l'on s'affranchisse de cette dualité dans la mesure où l'on ne peut prétendre établir de modèles viables qui seraient « tout numérique » ou « tout symbolique ». Cependant, le lien entre l'étude du cerveau et la robotique autonome est loin d'être direct et le problème se pose alors en ces termes : comment concevoir un modèle hybride capable de manipuler l'information à la fois de façon numérique et symbolique ? Une première réponse est donnée par cette notion même de « manipulation de l'information », manipuler l'information induit les notions d'acquisition, de stockage et d'exploitation de l'information. En d'autres termes, l'hybridation de l'information peut se faire au niveau de l'*apprentissage* (acquisition) et de la *mémorisation* (stockage et exploitation) de l'information. Il nous faut donc alors comprendre et modéliser dans une certaine mesure les mécanismes de l'apprentissage et de la mémoire pour pouvoir prétendre atteindre nos buts.

Mémoire et apprentissage sont des notions transversales à de nombreux domaines de la recherche : psychologie, biologie, informatique, IA, connexionnisme. Que l'on étudie le conditionnement classique chez le rat ou bien les techniques d'optimisation de la programmation en C++, on se retrouve confronté, de façon explicite ou implicite, à cette notion sous-jacente de mémoire. Or, il n'existe pas une mémoire mais des mémoires. En effet, si une définition générale de la mémoire nous indique qu'il s'agit bien d'« un processus de stockage et d'exploitation d'une connaissance antérieurement acquise », son aspect général lui interdit cependant de préciser la nature de ces processus de stockage et d'exploitation ainsi que le sens que l'on peut donner à la notion de *connaissance*. Nous ne prétendons pas donner ici une définition générale de la connaissance car cela relève d'un autre domaine de la recherche, au lieu de quoi, nous restreignons notre définition au contexte de la robotique autonome et considérons la connaissance en tant qu'observation faite sur le monde. Nous pouvons alors considérer le propos suivant : il est communément admis que l'on ne possède pas de souvenirs de la petite enfance (période allant de 0 à 2 ans) alors que cette période précise correspond à une phase cruciale du développement du cerveau qui n'a de cesse d'apprendre et de mémoriser durant cette période. Mais alors quelle connaissance manipule-t-il ? Par exemple la coordination sensori-motrice (permettant de porter un objet à sa bouche), le

développement des sens, le langage, la marche, etc. Toutes ces aptitudes procèdent de l'apprentissage et de la mémorisation sans toutefois pouvoir être ramenées à l'esprit de façon consciente. C'est ce que l'on désigne chez l'Homme sous le terme de *mémoire procédurale*. L'autre facette de la mémoire correspond alors à cette notion de « souvenirs ». La mémorisation des faits et des événements, qui peuvent être ramenés de façon consciente, correspondent eux à la *mémoire déclarative*. Cette dualité procédural/déclaratif est fondamentale à la cognition. L'une autorise l'apprentissage par essais/erreurs (rappelez-vous de vos chutes en vélo) alors que l'autre permet d'apprendre des faits et des événements par cœur (qu'avez vous mangé hier soir?). Mémoire procédurale et mémoire déclarative répondent respectivement aux questions « savoir comment » et « savoir quoi ». Savoir répondre à ces deux types de questions est nécessaire, notamment en robotique autonome. Si l'on veut un jour faire jouer un robot au football, autant qu'il sache *comment* dribbler et qu'il sache dans le même temps dans *quelle* équipe il joue. Nous proposons donc, dans le cadre de la robotique autonome, d'approfondir cette dualité et de comprendre les différents mécanismes impliqués.

Le travail que nous souhaitons présenter dans ce manuscrit s'inscrit donc dans le cadre de l'étude de ces deux types de mémoires et de leur possible coopération. Pour ce faire, il nous a fallu puiser nos connaissances dans plusieurs domaines de la recherche afin d'étayer notre étude. En premier lieu, nous nous sommes intéressés au domaine de la biologie qui nous offre le substrat nécessaire à nos modélisations puisque que celles-ci sont effectivement inspirées de certains des mécanismes du cerveau ainsi que de son organisation structurelle et fonctionnelle. Par ailleurs, la psychologie ainsi que les études liées au comportement animal et aux mécanismes cognitifs sous-jacents nous donnent les indices nécessaires pour guider et orienter notre travail de modélisation. Enfin, l'informatique et le connexionnisme nous offre le support des modélisations que nous souhaitons proposer ici. Comme nous l'avons dit cette notion centrale de la mémoire qui nous intéresse est transversale à tous ces domaines : l'informatique, l'intelligence artificielle, le connexionnisme, la biologie et la psychologie. Nous nous sommes donc attachés à présenter dans un premier temps cette notion de mémoire de laquelle émergera la notion de mémoire parallèle et distribuée. Dans un second temps, nous présenterons de façon plus précise les notions de mémoire procédurale et de mémoire déclarative et nous verrons notamment que ces notions existent au sein du cerveau aussi bien qu'au sein des réseaux de neurones artificiels. La présentation de la robotique autonome au travers des stratégies de navigation et des différents outils de modélisation existants nous montrera alors la nécessité de posséder ces deux types de mémoire au sein d'un même modèle.

Ce cadre de travail oriente donc fortement nos modélisations qui se trouvent présentées dans la deuxième partie de ce manuscrit. Le premier volet se préoccupe d'une modélisation de la mémoire procédurale au travers d'un modèle simplifié de cortex associatif qui met en relief, dans le cadre d'une problématique de contrôle d'un agent autonome, la possibilité d'utiliser des mécanismes corticaux homogènes participant à la construction d'une carte cognitive. Cette construction repose sur la notion de connaissance procédurale qui est modélisée au travers de notre modèle en exploitant les caractéristiques de cette mémoire procédurale, nous montrons qu'il est possible pour un agent de se déplacer de façon autonome. Le deuxième volet de notre travail de modélisation se préoccupe quant à lui de l'aspect déclaratif de la mémoire. Sur la base des modèles biologiques de l'hippocampe (structure du cerveau que l'on tient pour responsable de la mémoire déclarative chez l'Homme) que nous présentons, nous proposons un modèle computationnel de l'hippocampe permettant effectivement la manipulation explicite de l'information, ce que nous montrerons les expériences effectuées. Enfin, nous verrons les perspectives de développement de ces modèles en nous intéressant plus particulièrement aux possibilités de coopération de ces mémoires, à savoir les possibilités de transfert d'information entre le système supportant la mémoire

déclarative et le système supportant la mémoire procédurale ainsi que les possibles coopérations « en ligne », i.e. un système de coopération où la mémoire procédurale peut venir interroger la mémoire déclarative plutôt que les perceptions. Nous verrons alors quelles sont les possibles extensions des modèles respectifs ainsi que les questions qu'ils soulèvent vis-à-vis des domaines qui ont inspiré nos travaux.

Première partie

Mémoires et Robots

Introduction

« Nothing seems more possible to me that people some day will come to the definite opinion that there is no copy in the ... nervous system which corresponds to a *particular* thought, or a *particular* idea, or memory. »

Ludwig Wittgenstein [Wittgenstein, 1948]

Comme nous l'avons souligné dans l'introduction générale, notre travail se situe en partie dans le domaine de l'étude du comportement animal. Si nous disposons aujourd'hui d'une puissance de calcul conséquente (qui sera doublée d'ici dix huit mois selon la loi de Moore), la reproduction globale du plus simple des comportements, tel que celui des insectes par exemple, reste un défi pour l'informatique. En fait, les problèmes à résoudre ne sont pas tant quantitatifs que qualitatifs et s'il existe aujourd'hui des modèles permettant de rendre compte de certains aspects précis du comportement et de les reproduire complètement ou même partiellement, ces modèles se restreignent à ce seul aspect et aucun ne peut alors prétendre à l'unification. Comme le relèvent Gaussier *et col.* [Gaussier *et al.*, 1999], cette segmentation du comportement est problématique. En effet, l'étude du comportement appréhende généralement celui-ci selon un aspect précis qui se trouve être observable et quantifiable par l'expérimentation. Il est alors légitime de vouloir produire un modèle fonctionnel adapté tentant de rendre compte de cet aspect précis. Mais cette segmentation observée du comportement est illusoire car celui-ci se trouve être à la fois dynamique et changeant. Si un paradigme expérimental étudie un aspect précis d'un comportement et que celui-ci semble pouvoir être isolé, un autre paradigme expérimental peut cependant venir infirmer cette vision en démontrant par exemple son imbrication dans un processus plus général. Imaginons par exemple que l'on observe séparément les mouvements respectifs du bras et de la main. On peut comprendre relativement simplement les transformations nécessaires pour mouvoir le bras selon des mouvements angulaires à partir de commandes linéaires. De même, on peut trouver un modèle permettant un contrôle précis des doigts de la main. Or, si l'on étudie maintenant la saisie d'un objet qui ne soit pas immédiatement à portée de main, alors on observe que le bras est d'abord engagé dans l'action, et que lorsque celui-ci s'approche de la cible à saisir alors la main commence à s'ouvrir par anticipation. Le mouvement global observé ne résulte pas de l'addition des deux processus précédemment cités. Il faut alors concevoir aussi un modèle de la coordination bras-main.

Dans le même temps, il n'est pas possible d'appréhender le comportement autonome dans sa globalité et de vouloir proposer un système monolithique permettant de rendre compte du plus grand nombre d'expériences possible. Il nous appartient donc de définir au préalable un

cadre unifié de modélisation permettant une conception incrémentale et nous pensons que ce cadre unifié de modélisation nous est offert par les outils du connexionnisme. L'approche que nous souhaitons proposer dans cette première partie tente donc de s'affranchir de la segmentation artificielle du comportement et propose d'étudier le comportement autonome sous un angle original de l'apprentissage et de la mémoire. Comme nous le détaillerons dans le premier chapitre, il n'existe pas une mémoire mais des mémoires, l'une, *procédurale*, tente de généraliser des fonctions sur la base d'un apprentissage statistique à partir d'exemples, alors que l'autre, *déclarative*, s'attache à retenir rapidement des exemples par cœur. Cette dualité de la mémoire est une dualité transversale à de nombreux domaines, et en particulier au domaine du vivant où l'ensemble des processus cognitifs sous-tendant le comportement peuvent être appréhendés selon cette dichotomie. Cette dualité, comme nous le montrerons par la suite nous apparaît fondamentale à la compréhension et à la modélisation de la navigation.

Enfin, en dehors de leurs propriétés intrinsèques telle que la représentation distribuée de l'information ou bien le parallélisme inhérent à leur architecture, les réseaux de neurones artificiels peuvent venir supporter un contexte unifié de modélisation. Ainsi que le souligne Gaussier *et col.* [Gaussier *et al.*, 1999], le niveau neuronal semble représenter un niveau de description atomique pertinent pour l'analyse et la synthèse des processus cognitifs. Les données structurelles sur le cerveau peuvent en effet expliquer en partie comment faire émerger des traitements cognitifs de haut niveau à partir de ces unités numériques.

Chapitre 1

Différentes mémoires

« **mémoire n. f. 1.** Fonction par laquelle s'opèrent dans l'esprit la conservation et le retour d'une connaissance antérieurement acquise. *Le siège de la mémoire.* || *De mémoire*: par coeur. *Citer de mémoire.* – Faculté de se souvenir. *Avoir de la mémoire.* **2.** Litt. Fait de se souvenir. || *De mémoire d'homme*: aussi loin que remonte le souvenir. || *Pour mémoire*: à titre de rappel, ou à titre indicatif. **3.** Souvenir laissé par qqn ou qqch. *Samory Touré, d'illustre mémoire. Ce jour, de sinistre mémoire.* || *À la mémoire de, en mémoire de*: pour perpétuer le souvenir de. **4.** Siège de la fonction de la mémoire, réceptacle des souvenirs. *L'incident est gravé dans sa mémoire.* || INFORM Dispositif servant à recueillir et à conserver des informations en vue d'un traitement ultérieur. *Mettre des données en mémoire.* – *Mémoire morte*, dont on ne peut modifier le contenu. *Mémoire vive*, dont on peut modifier le contenu. **5.** Réputation de qqn après sa mort. *Ternir, réhabiliter la mémoire de qqn.* »

[Hachette/Edicef, 1997]

Sommaire

1.1	Les étapes de la mémorisation	21
1.1.1	Acquisition	22
1.1.2	Stockage	23
1.1.3	Exploitation	23
1.2	Les supports de la mémoire	23
1.2.1	Approche par adresse vs. approche par contenu	23
1.2.2	Approche localiste vs. approche distribuée	25
1.2.3	Approche séquentielle vs. approche parallèle	26
1.2.4	Approche statique vs. approche dynamique	26
1.3	Une approche formelle de la mémoire	27
1.3.1	La mémoire déclarative, un apprentissage par cœur	28
1.3.2	La mémoire procédurale, une approximation de fonction	28
1.4	Une approche cognitive de la mémoire	30
1.4.1	Une définition de la mémoire	31

1.4.2	La mémoire déclarative, une mémoire épisodique et sémantique . .	32
1.4.3	La mémoire non-déclarative, une mémoire procédurale, un amor- çage perceptif, un conditionnement, un apprentissage non associatif	33
1.5	Discussion	34

La mémoire est une notion très générale qui se trouve être transversale à de nombreux domaines. Par exemple en *immunologie* où le principe de la vaccination consiste à administrer à un être vivant un principe actif capable d'induire une immunité spécifique vis-à-vis d'un agent pathogène, ainsi qu'une **mémoire immunitaire** susceptible d'amplifier plus rapidement la réponse immune qu'après primo-infection. En *physique des matériaux* où les métaux à **mémoire de forme** possèdent la capacité de pouvoir subir des déformations pour ensuite retrouver leur forme initiale par simple chauffage ou refroidissement. En *génétique*, où chaque cellule renferme une **mémoire génétique** sous forme de brins d'ADN décrivant le génome d'un individu. En *biologie du comportement* où les techniques du conditionnement classique permettent de faire saliver un chien au simple son d'une cloche par effet d'une **mémoire conditionnée**. En *informatique* où le BIOS (*Basic Input/Output System*) est conservé dans une **mémoire flash**. Et il existe de nombreux autres exemples. Il serait donc illusoire de prétendre donner ici une définition générale de la mémoire qui puisse être exacte dans chacun de ces domaines. Un point commun unifie cependant ces différentes mémoires : elles autorisent toutes la conservation et le rappel d'une information. Nous pouvons alors donner une définition générale de la mémoire en ces termes :

« La mémoire est un processus de stockage et d'exploitation d'une connaissance antérieurement acquise, ce processus s'opérant sur la base d'une modification des propriétés d'un support physique. »

Le terme *connaissance* est à prendre ici dans le sens général d'une observation faite sur le monde pouvant être éventuellement combinée à d'autres connaissances pour en former alors une nouvelle. Elle peut revêtir différentes formes : connaissance de la forme physique de l'agent pathogène dans le cas de l'immunologie, connaissance de l'organisation structurale du matériau dans le cas de la physique des matériaux, connaissance du génome dans le cas de la génétique, connaissance des stimuli conditionnels dans le cas du conditionnement classique ou bien encore connaissance d'un programme dans le cas de l'informatique.

En dépit de cette définition générale, les différents exemples évoqués soulignent bien le fait qu'il n'existe pas une mémoire mais **des** mémoires dont chacune s'attache à conserver et à rappeler un type de connaissance spécifique dans le contexte d'un domaine d'application. Jusque très récemment, la mémorisation de connaissances de haut niveau, au sens d'une connaissance structurée et organisée, comme par exemple la reconnaissance d'une situation perceptive particulière (un visage, un lieu, etc.), était une caractéristique de l'ordre animal (dont l'Homme fait partie). L'apparition de l'informatique va changer cet ordre établi puisque la définition originelle de la machine de Turing [Turing, 1936] englobe déjà la notion de mémoire (en la définissant comme l'écriture de symboles sur un ruban de taille infinie) et autorise la représentation structurée de la connaissance. La notion de mémoire deviendra par la suite une notion centrale de l'informatique, de l'architecture des ordinateurs et des programmes. Ce qui est important de noter ici, c'est que pour la première fois, on dispose d'un système dynamique semi-autonome aux capacités mnésiques *comparables* à celles de l'Homme (et comparables seulement) vis-à-vis du contenu de la connaissance mémorisée et des constantes de temps respectives. Bien que très différent par nature, la comparaison de ces deux systèmes va néanmoins nous servir à illustrer les principes qui sous-tendront nos modélisations.

1.1 Les étapes de la mémorisation

La notion de *mémoire* et de son corollaire qui est l'*apprentissage* représentent des concepts fondamentaux de la cognition et sous-tendent l'ensemble des activités cognitives que nous accomplissons chaque jour. L'apprentissage correspond à la phase d'acquisition d'une connaissance

alors que la mémorisation correspond à sa conservation et à son rappel (cf. figure 1.1). Comme le

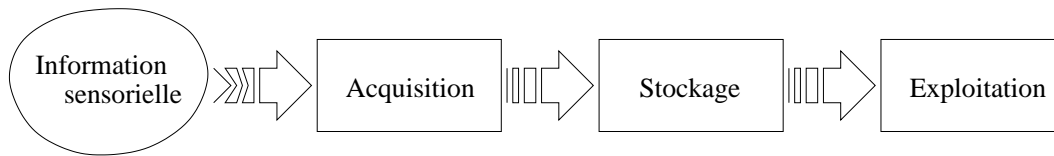


FIG. 1.1 – Les étapes de la mémorisation d'une connaissance

souligne [Beaugé, 1995], les étapes nécessaires à tout processus de mémorisation d'une connaissance sont au nombre de trois : *acquisition*, *stockage* et *exploitation*. Qu'il s'agisse de saisir un objet ou bien de retenir un numéro de téléphone, chacune de ces activités nécessite un apprentissage préalable ainsi qu'une mémorisation subséquente, apprentissage de la coordination sensori-motrice dans le cas de la saisie d'un objet, apprentissage de la langue et des chiffres dans le cas de la mémorisation d'un numéro de téléphone. La mémoire informatique peut elle aussi être le support de l'apprentissage de la coordination sensori-motrice ou d'un numéro de téléphone. La question venant naturellement à l'esprit est alors de savoir dans quelle mesure ces deux mémoires sont comparables. Nous proposons dans ce chapitre d'étudier cette question en examinant dans un premier temps l'organisation respective des supports de la mémoire informatique et de la mémoire humaine. Dans un deuxième temps, nous approfondirons notre étude en regard de l'exploitation qui peut être faite d'une connaissance. En effet, il est aujourd'hui établi qu'il n'existe pas chez l'Homme une mémoire omnipotente qui serait capable de retenir aussi bien la table de trois que la façon de faire du vélo, mais plusieurs systèmes mnésiques co-opérants et concurrents et dont les rôles semblent bien déterminés et compartimentés. De même en informatique, il existe plusieurs rôles distincts de la mémoire. L'une peut autoriser le calcul de la racine carrée d'un réel positif (sous forme de la définition d'une fonction), une autre peut retenir un numéro de téléphone (sous forme d'une donnée). L'une va supporter les programmes, les fonctions et les procédures, l'autre va supporter les données. Mais si ces mémoires humaine et informatiques semblent comparables, nous allons voir qu'elles sont cependant très différentes. En premier lieu au niveau de l'encodage sur le support physique, si l'informatique a su trouver des techniques fiables et adaptées à son utilisation, la mémoire humaine demeure elle un modèle inégalé à la fois sur le plan de la robustesse et sur le plan de la souplesse d'utilisation. Mais le plus important demeure sans aucun doute ces notions de mémoires procédurales et déclaratives. Si l'informatique appréhende effectivement, mais timidement, ces notions, la mémoire humaine exploite en revanche à fond ces deux aspects de la connaissance que sont la généralisation de fonction et l'apprentissage par coeur.

1.1.1 Acquisition

La phase d'acquisition correspond à la phase préliminaire et obligatoire de la mémorisation durant laquelle une connaissance est extraite d'un flux d'informations externes. Cette étape est primordiale puisqu'elle contraint la nature même de la connaissance qui sera stockée. Selon que l'on désire mémoriser tel ou tel aspect de la connaissance, on extraira ou l'on considérera telle ou telle caractéristique du flux d'information présent. Par exemple, lors d'un processus de mémorisation d'une information écrite, on ne considère que le sens des mots et non le format ou la couleur des lettres utilisées alors que ces informations font partie intégrante du flux d'information. Ce processus d'acquisition peut être assimilé au processus d'apprentissage qui se définit alors

comme capacité à extraire une connaissance pertinente à partir d'un flux d'informations.

1.1.2 Stockage

Le processus de stockage représente sans doute la phase la plus complexe de la mémorisation dans la mesure où il induit la prise en compte d'un nombre important de facteurs tels que l'expérience, l'organisation de la connaissance, la prise en compte du contexte, etc. Il consiste en une modification (ou transformation) d'un support physique autorisant la rétention effective d'une connaissance. Cette modification du support physique est effectuée selon des règles propres au système mnésique et suppose l'existence implicite de règles d'*encodage* de la connaissance. Ainsi, l'encodage gouvernant la rétention de la connaissance « $2 \times 2 = 4$ » ne sera pas le même selon que l'on connaît la table de 2 ou non, selon que l'on sait lire ou non, etc. L'organisation de la connaissance sur ce support va induire les propriétés de la mémoire.

1.1.3 Exploitation

L'exploitation d'une connaissance préalablement mémorisée peut se faire selon deux formes distinctes [Beaugé, 1995] ; la *reconnaissance* et le *rappel*. La reconnaissance correspond à un processus passif qui autorise la discrimination d'un stimulus par rapport à ceux mémorisés, c'est à dire que l'on dispose d'un flux d'information et le processus de reconnaissance permet de signifier si tout ou partie de ce flux a déjà été rencontré auparavant. Par exemple, le fait de reconnaître le visage de quelqu'un est une conséquence du processus de reconnaissance. Le rappel correspond quant à lui à un processus actif qui autorise l'exploitation ou la recherche d'une connaissance en l'absence du flux d'information qui a produit sa rétention. Ainsi, il n'est pas nécessaire de posséder une feuille où est marqué son nom pour s'en souvenir.

1.2 Les supports de la mémoire

Cette vue unifiée du processus de mémorisation, qui s'applique aussi bien à la mémoire humaine qu'à la mémoire informatique, ne doit cependant pas occulter la diversité qui peut exister au niveau de l'encodage de la connaissance sur un support physique. Les techniques mises en œuvre sont effectivement très différentes selon que l'on considère l'approche cérébrale ou l'approche informatique. On peut en effet avoir un *accès par adresse* ou un *accès par le contenu*, un *accès séquentiel* ou un *accès parallèle*, une *représentation localiste* ou une *représentation distribuée*, une *représentation statique* ou une *représentation dynamique*. Dans la présentation qui suit, nous verrons que ces différentes techniques mettent en exergue la nature différente des supports respectifs des mémoires informatiques et des mémoires cérébrales, bien que l'informatique cherche parfois à s'inspirer des techniques « cérébrales ».

1.2.1 Approche par adresse vs. approche par contenu

L'informatique, un accès par l'adresse

L'informatique trouve son origine dans les travaux fondateurs de [Turing, 1936] et [Neumann, 1941], et près de 70 ans plus tard, les architectures logicielles et matérielles des ordinateurs actuels en restent largement influencées. Ainsi, les machines de Turing sont un outil fondamental de la calculabilité et sont également utilisées en théorie de la complexité où elles servent d'étalon pour déterminer le temps de résolution d'un problème (nombre de transitions de l'automate) et la taille de mémoire nécessaire (longueur du ruban utilisé, permettant de stocker les données et

les programmes sur le même support). En fait, cette notion de mémoire présente dans les machines de Turing préfigure déjà la définition générale de mémoire en informatique : un dispositif permettant de stocker et de consulter une information par le biais de son adresse. Le support physique de cette mémoire revêt aujourd'hui des formes largement variées puisqu'il peut être mémoire vive, mémoire morte, mémoire flash, disque dur, disquette, CD-ROM, DVD-ROM, etc. Cependant, si les formes et les pérennités respectives de ces supports varient, la propriété fondamentale demeure : ces mémoires sont toutes sans exception accessibles par leurs adresses, ce qui signifie qu'il est nécessaire de connaître l'adresse d'une information pour accéder à son contenu. Ce type d'accès est tout à fait adapté à l'industrie où les critères de performances et de fiabilité exigent une possibilité de retrait de l'information à la fois consistante et robuste.

Cette mémorisation par adresse est efficace car elle autorise la consultation d'une information de façon rapide et non ambiguë : à une adresse unique correspond une information unique, mais elle requiert alors la connaissance préalable de l'adresse de l'information à consulter.

Le cerveau, un accès par le contenu

Une mémoire adressable par le contenu fonctionne quant à elle différemment puisqu'elle autorise le rappel d'une information sur la base d'une partie de son contenu ou bien d'indices sur la nature de son contenu. Ainsi, si l'on pose la question « *Quel est cet objet terrestre possédant 4 roues et un moteur permettant de se déplacer de façon rapide ?* », la réponse « *une voiture* » vient assez rapidement à l'esprit alors que seuls des indices attendants ont été donnés. On peut d'ailleurs affiner la question en précisant que cet objet permet généralement de transporter des marchandises, et alors la réponse sera « *un camion* ». De même, le fait de posséder une partie d'une information peut suffire à rappeler celle-ci dans sa globalité. Par exemple, si l'on vous présente le mot bruité *v-iture*, il est assez facile de le reconstituer (*voiture*). Cet accès par le contenu est donc intéressant car il n'utilise pas d'adresse pour accéder à une information et c'est là l'une des propriétés fondamentales nécessaire à la cognition humaine. La théorie de l'homoncule³, petit être censé résider dans le cerveau, est aujourd'hui rejetée alors même que la notion de traitement de l'information exige qu'il y ait un dispositif permettant de lire cette information [Edelman, 1997]. Le cerveau ne dispose pas d'un tel dispositif isolé permettant la lecture de l'information cérébrale et cela est rendu possible dans la mesure où cette information est accessible par le contenu. Elle peut émerger naturellement par présentation d'indices attendants ou bien par présentation d'une partie de l'information, i.e. le cerveau tout entier ainsi que chaque sous-partie du cerveau peuvent servir de contenant aussi bien que de lecteur de l'information ; les rôles sont complètement confondus⁴.

3. La théorie de l'*homonculus*, développée par Charles Bonnet au XVIII^{ème} siècle, reprenait un principe alchimiste : le spermatozoïde contenait une figuration du corps. Ce corps, présent dans le spermatozoïde, avait lui-même des spermatozoïdes, qui contenaient eux-mêmes un petit corps, qui... etc. Par la suite, l'homoncule désigne une entité autorisant le traitement de l'information au sein du cerveau, mais alors une entité semblable est nécessaire au sein de cet homoncule, mais alors une entité semblable est nécessaire au sein de cet homoncule, etc.

4. Il est à noter que la technique du hachage utilisée en informatique permet dans une certaine mesure de simuler une mémoire accessible par le contenu. Dans le cas d'une consultation, l'idée est de diviser un espace de recherche en sous-ensembles où l'élément est susceptible de se trouver.

1.2.2 Approche localiste vs. approche distribuée

L'informatique, une approche localiste

L'approche localiste de la mémoire se définit par une information encodée localement au sens où *les entités physiques participant à la représentation d'une information lui sont dédiées*. En informatique, le codage de la mémoire se fait selon une approche purement locale. A un instant donné, les octets représentant une donnée d'un programme ne codent que cette seule donnée. Ils pourront éventuellement coder une autre donnée mais seulement à un autre instant. Cette représentation locale de l'information est alors extrêmement sensible au bruit et il est ainsi facile de rendre un média entièrement inutilisable en ne modifiant qu'un très faible pourcentage de son contenu (par exemple, le secteur de boot d'un disque dur). On parle alors de dégradation catastrophique de la mémoire. Or, pour des applications embarquées pouvant être utilisées en milieu hostile (radioactivité, bombardement ionique, etc.), ce type de mémoire trouve ses limites, concernant sa fiabilité.

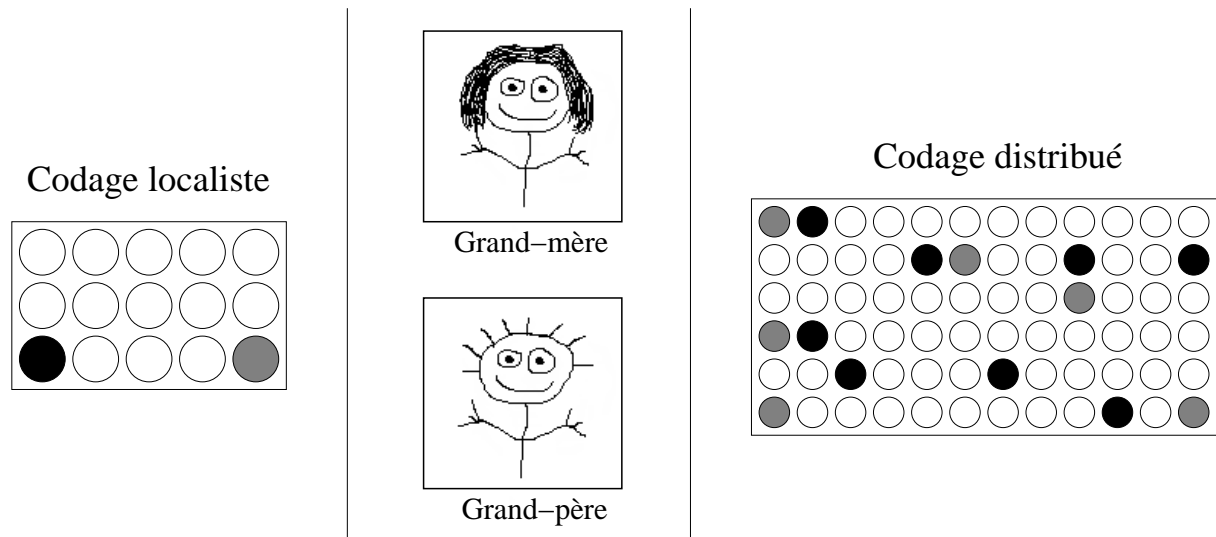


FIG. 1.2 – Exemple de codages de la mémoire : la mémorisation localiste ou symbolique ne requiert qu'une unité pour coder le visage de la grand-mère, le codage distribué requiert quant à lui plusieurs unités. Dans le cas localiste, la perte de l'unité décrivant la grand-mère signifie la perte complète de cette mémoire alors que dans le cas d'un codage distribué, la perte d'une unité affecte peu ou pas cette mémoire.

Le cerveau, une approche distribuée

En regard de cette approche localiste de la mémoire se trouve l'approche distribuée dont l'idée fut développée par [McClelland and Rumelhart, 1986b, McClelland and Rumelhart, 1986a] en accord avec les travaux sur la mémoire humaine. Cette mémoire se résume à un principe simple : *la représentation d'une connaissance est distribuée si les entités physiques constituant son support participent aux supports d'autres représentations*. La représentation sera alors définie comme un profil particulier d'activité de ce support. Ainsi, la nature même de cette représentation distribuée assure les propriétés de résistance au bruit dans le sens où si une ou plusieurs parties du support

de la représentation d'une connaissance sont inaccessibles, l'ensemble de l'activité résiduelle sur la partie accessible du support peut encore suffire à définir la connaissance (cf. figure 1.2). On parle de dégradation progressive de la mémoire. Ce principe de représentation distribuée et de dégradation progressive explique notamment les propriétés remarquables de résistance aux lésions du système nerveux : dans la plupart des cas, des lésions importantes ont une incidence fonctionnelle réduite et/ou transitoire.

1.2.3 Approche séquentielle vs. approche parallèle

L'informatique, une approche séquentielle

L'accès séquentiel de la mémoire est défini par la propriété de consultation unique à un instant donné, i.e. on ne peut consulter qu'une seule mémoire à la fois. On retrouve notamment ce type d'accès dans l'informatique parce que la nature séquentielle des processeurs impose ce type d'accès ; le processeur ne peut pas manipuler simultanément plusieurs données.

Le cerveau, une approche parallèle

L'approche distribuée de la mémoire autorise quant à elle la parallélisation de son accès puisqu'il n'est alors pas nécessaire de procéder à un accès séquentiel de son contenu. Chaque entité physique du support peut faire l'objet d'un traitement particulier, en parallèle de celui des autres entités. Par exemple, dans le cas de la reconnaissance d'un visage, les traitements de chaque sous-partie du visage (yeux, nez, bouche, cheveux, etc.) peuvent faire l'objet de processus distincts et parallèles permettant au final de faire émerger naturellement l'activité correspondant au visage reconnu. Une mémoire de type séquentiel impliquerait quant à elle le traitement préalable de l'ensemble des attributs et la comparaison avec l'ensemble des visages connus mémorisés.

1.2.4 Approche statique vs. approche dynamique

L'informatique, une nature statique

Une mémoire est dite de nature statique si elle est capable de restituer une connaissance de façon *exacte*, ce qui signifie qu'elle est en mesure de restituer une connaissance sous la forme exacte qu'elle possédait lors de son acquisition. C'est là une des propriétés fondamentales des mémoires informatiques : toute information stockée doit pouvoir être restituée sous sa forme initiale, à l'octet près. Cette garantie de l'intégrité de l'information (qui peut être assurée par exemple par des systèmes de redondance de l'information, de codes de vérification d'erreurs, etc.) est *ipso facto* implicite dans la plupart des applications.

Le cerveau, une nature dynamique

Une mémoire est dite de nature dynamique si elle est capable de restituer une connaissance de façon *approchée*, ce qui signifie que l'information restituée n'est pas la copie conforme de l'information au moment de son acquisition mais subit des transformations, soit à l'instant même de l'acquisition, soit par présentations successives d'informations similaires ou apparentées. Le but est ici d'autoriser une dégradation progressive de l'information en cas de « surcharge » du système ainsi qu'un enrichissement éventuel en cas d'expériences complémentaires. La mémoire humaine est de nature dynamique, elle se modifie avec le temps et selon plusieurs critères (fréquence de rappel, événements apparentés, etc.). Ainsi, un événement vécu ne donnera pas lieu à la même

restitution verbale selon que l'on en parle 10 minutes ou une année après. Les autres événements vécus entre ces deux périodes vont influencer sur le contenu de la connaissance mémorisée⁵.

1.3 Une approche formelle de la mémoire

Comme indiqué sur la figure 1.1, l'apprentissage d'une connaissance représente la phase préliminaire de la mémorisation et constitue une phase critique du processus puisqu'elle va contraindre *de facto* la nature du retour d'information qui sera faite. Si l'on apprend à conduire, mieux vaut se rappeler effectivement comment l'on conduit lorsque l'on se trouve volant d'une voiture. Si l'on apprend maintenant un numéro de téléphone, mieux vaut se souvenir des chiffres plutôt que de l'intonation de la voix de l'interlocuteur qui nous l'a communiqué. Pendant longtemps cet apprentissage a été une notion évidente que tout un chacun pouvait appréhender, on pouvait apprendre un métier, apprendre à jouer d'un instrument, apprendre à compter, etc. Ce n'est que vers le *XIX^{ème}* siècle que l'on se pose la question « comment l'apprentissage est-il possible et réalisé? ». La physiologie et la psychologie se sont d'abord intéressées à l'apprentissage sous la forme du conditionnement classique [Pavlov, 1927], la psychologie behavioriste a ensuite proposé des modèles de l'acquisition du comportement animal et défini l'apprentissage comme la capacité de « connaître » [Skinner, 1938]. A cette époque et pendant longtemps, les chercheurs vont se refuser à analyser les mécanismes sous-jacents de cet apprentissage, considérant celui-ci comme une boîte noire dont on peut observer les effets sur le comportement mais dont on ne connaît pas la nature intime. Cette restriction forte empêchera alors la description analytique des mécanismes d'apprentissage hors du cadre de la biologie et ce ne sera qu'en s'éloignant du modèle animal que des disciplines scientifiques telles que la psychologie, la linguistique et l'informatique théorique vont pouvoir proposer les premières tentatives de formalisation de cette notion d'apprentissage. Notre propos n'est pas de présenter ici une théorie formelle de l'apprentissage, pour cela, on préférera consulter [Boucheron, 1992] qui propose un cadre mathématique précis pour une théorie formelle de l'apprentissage selon le modèle de Valiant (ou apprentissage *pac*). Nous souhaitons en revanche insister ici sur les notions d'apprentissage déclaratif et procédural qui ont été rapidement évoquées dans l'introduction générale. Sur la base de cette notion de connaissance qui a été définie comme une observation faite sur le monde, il existe deux façons de mémoriser la connaissance sous-jacente. Selon que l'on considère respectivement l'aspect générique de l'information ou son aspect particulier, les mémorisations subséquentes que l'on peut en faire vont être orientées respectivement vers les mémoires procédurales et déclaratives. En effet, devant un même flux d'information externe, il existe deux modes distincts d'appréhension de la connaissance sous-jacente :

- *mode déclaratif*: le flux d'information est considéré comme une connaissance entière et doit être mémorisé en l'état.
- *mode procédural*: le flux d'information est considéré comme une instance particulière d'une fonction sous-jacente et la connaissance doit être mémorisée par modification d'un modèle mémorisé.

En d'autres termes, devant un événement donné (au sens général), on peut apprendre par coeur cet événement particulier et/ou modifier un modèle existant modélisant cet événement. Par exemple imaginons la scène où un enfant apprend à faire du vélo et tombe en s'égratignant le bout du nez. La mémoire déclarative lui permet de se souvenir de cet événement douloureux

5. Il est à noter que certains algorithmes utilisent cette notion dynamique de la mémoire. Par exemple, l'algorithme de compression d'image jpeg effectue un compromis entre la qualité de l'image et la taille de la mémorisation, l'information ainsi perdue est généralement non perceptible à l'oeil nu.

alors que la mémoire procédurale lui permet de modifier son modèle de l'équilibre et de ne plus tomber.

1.3.1 La mémoire déclarative, un apprentissage par cœur

La mémoire déclarative s'attache à réaliser un apprentissage par cœur du flux d'information qui lui est soumis. Il n'est pas requis de mémoriser l'ensemble du flux d'information, mais la connaissance extraite du flux d'information est mémorisée en l'état et ne se réfère donc pas à un modèle existant. Elle peut donc être rapide puisqu'une seule présentation d'un exemple suffit à sa mémorisation. Sur la base d'un corpus d'exemples, on peut la définir mathématiquement en ces termes :

Soit un ensemble \mathcal{E} de vecteurs d'entrée

$$\begin{aligned}\mathcal{E} &= \{\vec{E}_i\}_{i \in [1..N]} \\ \forall i \in [1..N], \vec{E}_i &= \{e_{i,1}, \dots, e_{i,n_E}\} \\ \forall i \in [1..n_E], e_i &\in \mathbb{R}\end{aligned}$$

et un ensemble \mathcal{S} de vecteurs de sortie

$$\begin{aligned}\mathcal{S} &= \{\vec{S}_i\}_{i \in [1..N]} \\ \forall i \in [1..N], \vec{S}_i &= \{s_{i,1}, \dots, s_{i,n_S}\} \\ \forall i \in [1..n_S], s_i &\in \mathbb{R}\end{aligned}$$

Soit la fonction f telle que

$$\begin{aligned}f : \mathcal{E} &\longrightarrow \mathcal{S} \\ \forall i \in [1..N], f(\vec{E}_i) &\longmapsto \vec{S}_i\end{aligned}$$

Soit un corpus d'exemples $\mathcal{C} = \{\mathcal{E}' \subset \mathcal{E}, \mathcal{S}' \subset \mathcal{S}\}$, on appelle alors mémoire déclarative de la fonction f sur le support \mathcal{C} toute fonction f' :

$$\begin{aligned}f' : \mathcal{E} &\longrightarrow \mathcal{S}' \\ \exists r \in \mathbb{R} / |f_{\mathcal{S}'} - f'_{\mathcal{S}'}| &\leq r\end{aligned}$$

Il est à noter ici que le codomaine de la fonction f' est l'ensemble \mathcal{S}' alors que son domaine est l'ensemble \mathcal{E} . Cela signifie que la fonction f' est effectivement capable de restituer les exemples appris, mais qu'elle peut de plus proposer des sorties pour des exemples non vus auparavant. Les sorties sont alors restreintes à l'ensemble \mathcal{S}' et non pas à l'ensemble \mathcal{S} , ce qui signifie que les sorties seront toujours des sorties faisant partie du corpus d'apprentissage. Cette mémoire n'est donc pas capable de générer des vecteurs de sortie originaux pour des vecteurs d'entrée inconnus. Une mémoire déclarative crée donc des classes d'équivalence à partir d'exemples représentatifs et les exemples successifs sont alors classés au sein de ces classes d'équivalence (cf. figure 1.3) et seules les sorties effectivement vues auparavant peuvent être rappelées, il n'y a pas création de connaissance.

1.3.2 La mémoire procédurale, une approximation de fonction

La mémoire procédurale correspond elle à l'aspect de la généralisation en ce sens qu'elle tente d'approximer une fonction qui lui est inconnue et qu'elle ne perçoit qu'au travers d'exemples.

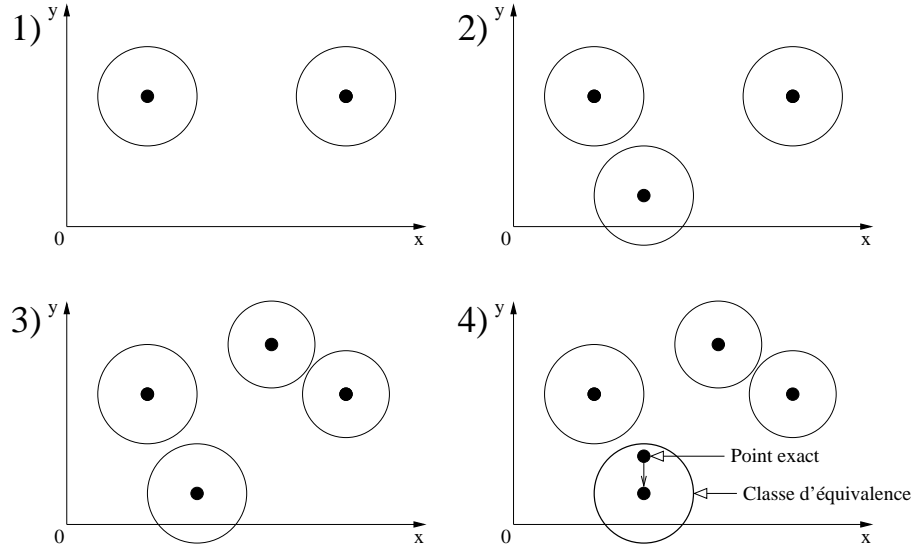


FIG. 1.3 – Apprentissage déclaratif. Apprentissage successifs de classe d'équivalence (1), (2) et (3). Lorsque l'apprentissage est terminé, le système est capable d'exhiber pour n'importe quelle entrée la classe d'équivalence sous la forme d'un exemple vu auparavant.

Chaque exemple présenté permet d'affiner le modèle de la fonction sous-jacente par la modification progressive de la définition de ce modèle. Cette généralisation requiert donc un nombre d'exemples conséquent afin d'approcher au mieux la fonction que l'on cherche à approximer. En d'autres termes, une mémoire procédurale s'attache à approximer progressivement une fonction sur la base d'exemples présentés. En faisant abstraction du temps et en supposant que l'on dispose du corpus entier des exemples, on peut la définir mathématiquement en ces termes :

Soit un ensemble \mathcal{E} de vecteurs d'entrée

$$\begin{aligned} \mathcal{E} &= \{\vec{E}_i\}_{i \in [1..N]} \\ \forall i \in [1..N], \vec{E}_i &= \{e_{i,1}, \dots, e_{i,n_E}\} \\ \forall i \in [1..n_E], e_i &\in \mathbb{R} \end{aligned}$$

et un ensemble \mathcal{S} de vecteurs de sortie

$$\begin{aligned} \mathcal{S} &= \{\vec{S}_i\}_{i \in [1..N]} \\ \forall i \in [1..N], \vec{S}_i &= \{s_{i,1}, \dots, s_{i,n_S}\} \\ \forall i \in [1..n_S], s_i &\in \mathbb{R} \end{aligned}$$

Soit la fonction f telle que

$$\begin{aligned} f : \mathcal{E} &\longrightarrow \mathcal{S} \\ \forall i \in [1..N], f(\vec{E}_i) &\longmapsto \vec{S}_i \end{aligned}$$

Soit un corpus d'exemples $\mathcal{C} = \{\mathcal{E}' \subset \mathcal{E}, \mathcal{S}' \subset \mathcal{S}\}$, on appelle alors mémoire procédurale de la fonction f sur le support \mathcal{C} toute fonction f' :

$$f' : \mathcal{E} \longrightarrow \mathcal{S}$$

$$\exists r \in \mathbb{R} / |f_{\mathcal{E}'} - f'_{\mathcal{E}'}| \leq r$$

f' est une approximation de la fonction f au sens où la distance $|f_{\mathcal{E}'} - f'_{\mathcal{E}'}|$ entre les restrictions respectives de f et f' à \mathcal{E}' est bornée. Cela signifie notamment que la fonction f' est capable d'approximer la fonction f sur le domaine \mathcal{E} complet (mais on ne dispose alors pas de bornes réelles) (cf. figure 1.4). De façon plus intuitive, il suffit de présenter au système un ensemble d'exemples représentatifs de la fonction (entrées et sorties) et celui-ci est alors en mesure d'engendrer une réponse spécifique pour chaque exemple successif qui lui sera présenté, que celui-ci ait été vu auparavant ou non. Cette mémoire procédurale est donc capable de produire des

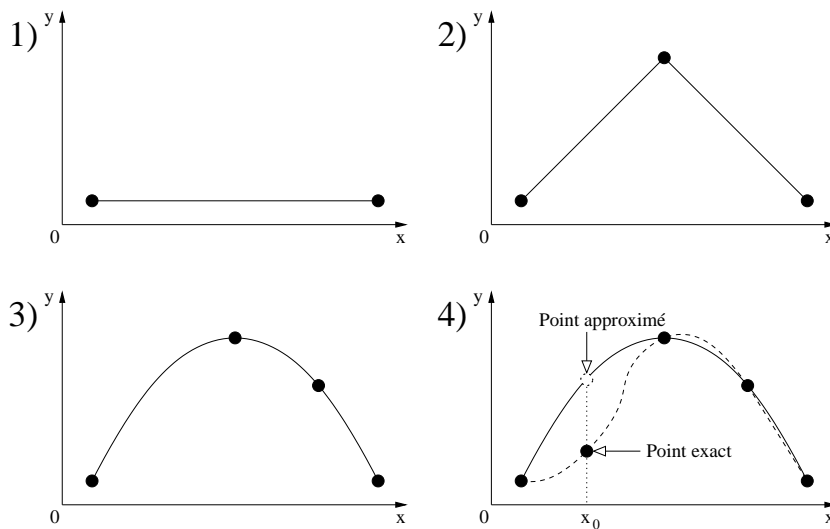


FIG. 1.4 – Apprentissage procédural. Approximations successives d'une fonction étant donné deux points (1), trois points (2), quatre points (3). En (4), approximation du point d'abscisse x_0 .

sorties nouvelles pour des entrées ne faisant pas partie du corpus d'apprentissage mais elle peut de plus produire des sorties nouvelles pour des entrées faisant partie du corpus d'apprentissage, ne réalisant ainsi pas un apprentissage par coeur *stricto sensu*. Elle généralise donc une fonction qu'elle ne connaît qu'en certains points à l'ensemble de définition de la dite fonction. Il suffit pour cela que les exemples présentés soit « suffisamment » représentatif de la fonction. C'est donc là un outil très puissant de généralisation de fonctions.

1.4 Une approche cognitive de la mémoire

Dans son livre proposant une théorie formelle de l'apprentissage [Boucheron, 1992], l'auteur, dans une note de bas de page, définit en quelques mots ce qu'il appelle l'*apprentissage épisodique* :

« L'apprentissage épisodique est constitué par la mémorisation d'un événement singulier, voire d'une corrélation singulière. Il se distingue, en apparence au moins, de l'apprentissage pur en ce qu'il ne suppose pas de convergence. La durée n'intervient pas au cours de la phase d'acquisition mais au cours de la période d'utilisation, lorsqu'on distingue mémoire à long terme et mémoire à court terme. La profondeur de la différence entre apprentissage épisodique et apprentissage pur n'est pas unanimement

reconnue, certains tenants de l'associationnisme pensent que tout apprentissage est réductible à une suite d'établissements de corrélations. »

Or, c'est bien là que se situe notre problématique. Cet apprentissage épisodique correspond en partie à l'*apprentissage déclaratif* et donc à la *mémoire déclarative*, alors que l'apprentissage « pur » se rapproche de l'*apprentissage procédural* et donc de la *mémoire procédurale*. Le cadre formel de la théorie de l'apprentissage ne distingue pas ces deux cas puisque le premier ne semble être qu'un cas particulier du second. Or, cette distinction est fondamentale dans notre étude du comportement autonome.

1.4.1 Une définition de la mémoire

Théodule Ribot, psychologue français du *XIX^{ème}* siècle, est connu pour ses études cliniques et expérimentales concernant les maladies de la mémoire. A la suite de ses observations, il proposa une loi (aujourd'hui connue sous le nom *gradient de Ribot*) concernant la mémoire, qui indique que « les souvenirs les plus anciens ont une persistance, une résistance aux pathologies cérébrales plus élevées que les souvenirs récents ». Cette loi induit en fait la notion de consolidation de la mémoire au cours du temps. Il définit alors la mémoire en tant que « faculté que possède un être vivant d'acquérir, de retenir et de se rappeler ultérieurement une information ». Au vu des connaissances actuelles, cette définition est désormais trop générale et donc trop imprécise. Cette vision statique de la mémoire où une information peut être acquise et rappelée exactement ne correspond en effet qu'à un aspect réducteur de la mémoire humaine qui est *polymodale* et *dynamique*. Car le cerveau est un système ouvert en perpétuelle interaction avec son environnement. L'individu agit sur l'environnement et le modifie. En retour, l'environnement agit sur l'individu via les perceptions du monde, ces perceptions qui viennent alimenter la mémoire. Elles l'enrichissent et la modifient. Cette mémoire devient polymodale, les flux d'informations venant la nourrir proviennent de plusieurs dimensions sensorielles des différents capteurs corporels. Cette perception multimodale contraint alors une mémorisation polymodale. Cette perpétuelle interaction empêche donc la mémoire d'être statique, celle-ci doit chercher en permanence à adapter au mieux ses représentations en tenant compte de l'expérience et du contexte présent.

Par ailleurs, l'élaboration des modèles structuraux de la mémoire a longtemps reposé sur des oppositions dichotomiques en référence aux capacités perturbées *versus* capacités préservées lors d'une amnésie partielle. Les dualités les plus communes sont épisodique / sémantique [Tulving, 1972], explicite / implicite [Graf and Schacter, 1985] et déclarative / non déclarative [Cohen and Squire, 1980]. Cependant, ces théories peuvent être unifiées dans la dualité déclaratif/non déclaratif. En effet, les concepts de mémoire déclarative et non-déclarative ont été proposés par Cohen et Squire en 1980 [Cohen and Squire, 1980] sur la base d'un vocabulaire déjà présent en Intelligence Artificielle (cf. figure 1.5). L'information stockée en mémoire déclarative est accessible à la conscience et peut être utilisée via le langage ou des images mentales. Les informations sont des connaissances de type général tels que des faits, des événements, etc (par exemple retenir un numéro de téléphone). La mémoire non déclarative n'est elle pas directement accessible à la conscience et englobe la mémoire procédurale qui permet d'acquérir des aptitudes indissociables de l'action (par exemple savoir faire du vélo), elle ne peut donc s'exprimer qu'au cours d'une action.

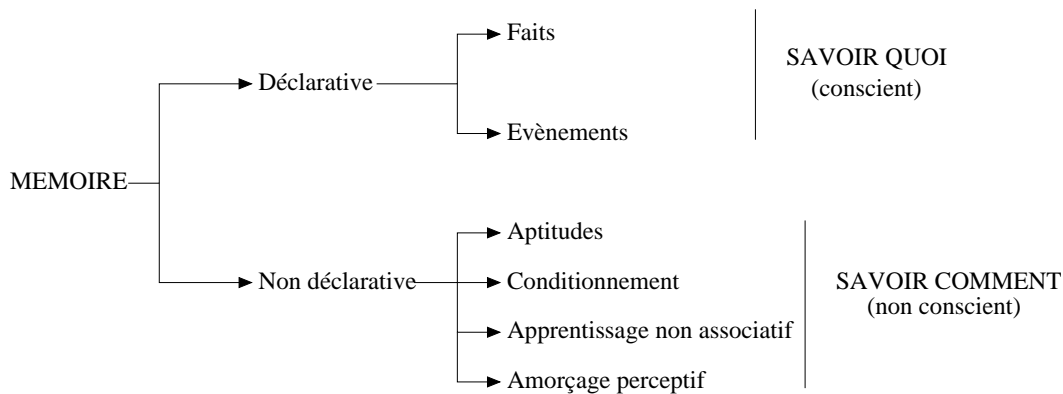


FIG. 1.5 – Une taxonomie de la mémoire d’après [Cohen and Squire, 1980]

1.4.2 La mémoire déclarative, une mémoire épisodique et sémantique

Le patient H.M., âgé de 27 ans au moment des faits, souffrait depuis la petite enfance d’une épilepsie partielle extrêmement handicapante. Les traitements médicaux classiques n’ayant eu aucun effet notable et n’ayant pu localiser de foyer épileptogène latéralisé, son médecin W.B. Scoville décida d’une intervention provoquant notamment l’ablation de l’amygdale et des 2/3 antérieurs du cortex hippocampique et para-hippocampique. A la suite de l’opération, le patient souffrait d’une amnésie antérograde totale (impossibilité de mémoriser les faits et événements nouveaux) et d’une amnésie rétrograde partielle (impossibilité de se rappeler de faits et événements passés) couvrant une période d’environ trois ans [Scoville and Milner, 1957]. Des études complémentaires montrèrent que dans le même temps, le patient H.M. était capable de progresser dans la tâche du miroir⁶ alors qu’à chaque séance, il ne se rappelait pas avoir jamais effectué cette tâche. Cet épisode tragique souleva alors l’idée selon laquelle la structure de l’hippocampe serait importante dans la formation d’un type de mémoire particulier, l’implication immédiate étant alors qu’il existerait plusieurs systèmes mnésiques au sein du cerveau. L’émergence de cette idée de systèmes mnésiques multiples au sein du cerveau était en fait antérieure mais les protocoles d’expérience utilisés alors ne semblaient pas pouvoir venir accréditer cette thèse. Les différents travaux dans les domaines de la psychologie développementale, de la psychologie, de la philosophie et de l’intelligence artificielle vont avoir une grande influence et vont mettre en évidence un ensemble de résultats convergents venant accréditer la thèse de systèmes mnésiques dédiés dont un servirait notamment à la mémorisation de connaissances de type déclaratif [Squire, 1992] qui regroupent les connaissances épisodiques et sémantiques.

La mémoire épisodique

La mémoire épisodique se réfère à l’ensemble de ce que l’on appelle le passé personnel, c’est à dire l’ensemble des événements vécus par un individu. Cette mémoire peut être rappelée de façon consciente sous forme verbale ou bien sous forme d’images mentales et rassemble l’ensemble des faits marquants (au sens où l’on ne retient pas de façon permanente l’ensemble des épisodes personnellement vécus). On peut ainsi se rappeler un visage, une cérémonie ou bien un numéro de téléphone. Cette mémoire peut-être à plus ou moins long terme selon l’importance de l’événement

⁶. La tâche du miroir consiste à suivre le contour d’un dessin à l’aide d’un crayon en se servant uniquement du reflet de la main dans un miroir comme guide visuel

mémorisé. Ainsi, si il est relativement facile de se rappeler du menu du repas de la veille, cela devient plus ardu lorsque l'on remonte une semaine dans le passé.

La mémoire sémantique

La mémoire sémantique se réfère à *la compréhension et à l'utilisation du langage*. De façon plus générale, on la désigne comme la mémoire des « connaissances sur le monde ». Elle permet de mémoriser à la fois des mots, des concepts et des faits établis. Savoir que « la Terre est ronde » ou bien que « le Soleil est jaune » procède de la mémoire sémantique. Cette mémoire sémantique peut être rappelée de façon consciente et verbalisée, cependant, son acquisition ne peut généralement pas être datée (sauf dans le cas particulier où son acquisition peut-être rattachée à un événement personnel).

1.4.3 La mémoire non-déclarative, une mémoire procédurale, un amorçage perceptif, un conditionnement, un apprentissage non associatif

La mémoire non déclarative, terme plus générique que mémoire procédurale, se réfère à un ensemble hétérogène d'aptitudes mnésiques qui sont cependant toutes caractérisées par le fait que l'on ne peut pas ramener la connaissance attenante de façon consciente. Ces aptitudes ne sont pas sous-tendues par un seul système cérébral mais procèdent de systèmes cérébraux multiples. Parmi ces aptitudes, on distingue la mémoire procédurale, l'amorçage perceptif, le conditionnement et l'apprentissage non associatif.

La mémoire procédurale

La mémoire procédurale regroupe l'ensemble des habiletés motrices, perceptives et cognitives. Typiquement, c'est elle qui permet d'assurer la coordination motrice (assurer l'équilibre lorsque l'on marche) ou sensori-motrice (saisir un objet sous le contrôle de l'oeil). Cette mémoire procédurale est généralement conservée lors d'un syndrome amnésique de même que le système permettant de l'acquérir. Milner montra ainsi dès les années 1960 [Milner *et al.*, 1968] que le patient HM était toujours capable d'acquérir et de mémoriser des aptitudes motrices sans avoir de souvenir conscient de les avoir jamais appris.

L'amorçage perceptif

L'amorçage perceptif est un phénomène qui s'apparente à une facilitation de la mémoire. Ainsi, dans le paradigme d'identification de dessins fragmentés, le sujet se voit présenté une série de dessins au trait. Lors de la phase de test, ces dessins sont présentés sous une forme dégradée avec un degré de fragmentation variable. L'effet d'amorçage se traduit par une meilleure identification des cibles par rapport aux distracteurs (des dessins non vus auparavant).

Le conditionnement

Le conditionnement constitue une forme d'apprentissage qui permet de mettre en oeuvre des règles de causalité spatiales et temporelles. Il se dégage à l'heure actuelle deux grandes catégories de conditionnement, à savoir le conditionnement classique ou répondant (de type pavlovien) et le conditionnement opérant (type skinnerien). Ces deux types de conditionnement se veulent radicalement différents dans leur approche expérimentale respective, mais aussi sur le type d'apprentissage qu'ils vont mettre en oeuvre. En effet, le conditionnement classique repose

entièrement sur l'existence préalable d'un réflexe inné ou acquis du sujet qui caractérisera par la suite la réponse conditionnée du sujet, alors que le conditionnement opérant repose quant à lui sur un acte volontaire (mais dirigé) du sujet. Cependant, il semble que les mêmes mécanismes soient impliqués [Allan, 1993].

L'apprentissage non associatif

L'apprentissage non associatif regroupe les phénomènes d'habituation et de sensibilisation. C'est cet apprentissage qui est notamment responsable de l'attention que l'on peut porter ou non à une perception. Si un jour l'herbe de la Terre entière devient bleue, au bout d'un temps donné, plus personne ne prêtera attention à cette étrange couleur.

1.5 Discussion

Cette étude de la mémorisation de la connaissance montre d'abord qu'il existe un large éventail de techniques permettant d'encoder une connaissance sur un substrat physique. Toutes ces techniques ne sont pas équivalentes et le choix de telle ou telle solution dépend entièrement des critères que l'on souhaite privilégier. Si l'on veut par exemple une mémoire fiable et rapide d'accès, telle que requise dans l'informatique moderne, alors une mémoire locale, statique et consultable par adresse semble être la solution adéquate. Ce type de mémoire, aujourd'hui universellement répandue, convient particulièrement bien aux environnements informatiques ainsi qu'à la nature des applications utilisées dans le sens où la manipulation de données s'y prête bien. Cependant, ce type de mémoire contient des limites fortes dans sa définition même. Comme il a été souligné auparavant, une mémoire locale est très volatile notamment à cause du phénomène d'effondrement soudain. Un phénomène de bruit quelconque provoquant la modification d'un très petit nombre de valeurs du système peut alors rendre une information totalement illisible. De même, un programme écrit dans un langage quelconque requiert un contexte d'utilisation très strict, et l'utilisation de ce programme devient quasi impossible dès lors que l'on s'éloigne un tant soi peu du domaine rigide de sa définition. Or, le monde réel est caractérisé par un bruit ambiant permanent et il semble donc difficile de manipuler l'information dans un tel milieu en utilisant ce type d'encodage de l'information. La représentation distribuée de l'information semble plus appropriée puisque la modification d'un nombre restreint de valeurs influera très peu sur le système : un plus grand nombre de connaissances sera concerné par cette modification mais ces connaissances demeureront accessibles. De plus, les traitements sur cette représentation distribuée de l'information peuvent être parallélisés, chaque sous-partie de l'information pouvant faire l'objet d'un processus distinct. Cette manipulation de l'information sous forme distribuée et parallèle se trouve être à la base du connexionnisme (cf. figure 1.6) et des réseaux de neurones artificiels dont les propriétés de résistance aux bruits bien connues trouvent leurs fondements dans ce type de représentation. Dans le cadre de la robotique autonome, il semble donc logique de s'orienter dans cette voie afin de s'assurer de ces propriétés. Le concept sans doute le plus important lié au substrat de la mémoire est alors la dynamique. Posséder une mémoire dynamique signifie être capable de mettre à jour progressivement une connaissance vis-à-vis d'une expérience ou d'un exemple présenté. Comme il vient d'être souligné, le monde réel est bruité, mais ce bruit ne s'applique pas aux seules modifications du support physique, ce phénomène de bruit est présent dans le modèle même du monde. Apprendre à faire du vélo ne peut se faire en une seule fois, cela requiert un apprentissage lent et parsemé d'expériences desquelles on va extraire les régularités (régularités qui se vérifient d'expériences en expériences) permettant de se construire un modèle interne. Dans ce cheminement, le bruit du monde intervient sous la

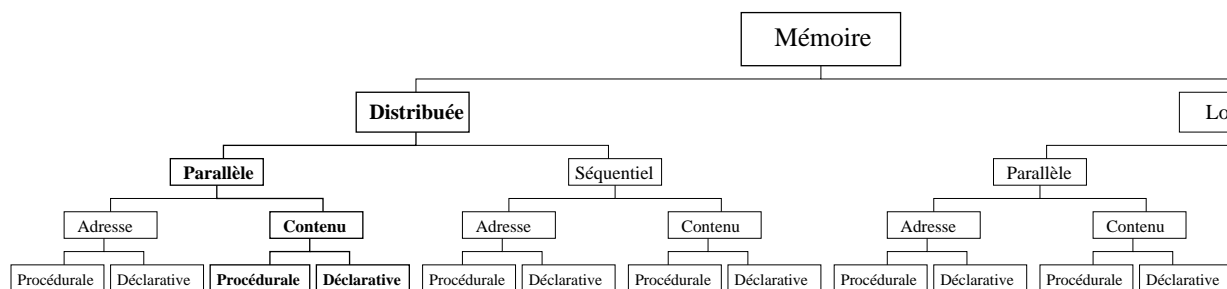


FIG. 1.6 – Une classification des mémoires avec les zones respectives du domaine des réseaux de neurones artificiels et de l’informatique en général.

forme d’expériences en contradiction avec le modèle ainsi construit, il faut alors être en mesure de tenir compte de l’expérience sans remettre en cause le modèle entier. De même, apprendre à reconnaître quelqu’un signifie mémoriser les traits essentiels de son visage et être capable de les reconnaître lorsqu’ils sont de nouveaux présentés. Si ce visage présenté est maintenant légèrement différent parce que la personne en question porte des lunettes, a bronzé ou a vieilli, il faut alors mettre à jour le modèle interne ; il n’est pas question de « ré-apprendre » par coeur son visage.

Reste alors ces aspects procéduraux et déclaratifs de la mémoire : pourquoi vouloir manipuler la connaissance selon ces deux approches ? Comme nous l’avons souligné tout au long de ce chapitre, les notions de mémoires procédurales et déclaratives sont présentes aussi bien en informatique qu’en cognition humaine. Elles représentent les deux facettes indispensables de la connaissance, la généralité et le cas particulier. En informatique, la mémoire procédurale représente le fondement même de la notion de programme. C’est une façon de manipuler la connaissance sous un aspect général. Il n’est pas aujourd’hui concevable de mettre au point un programme de multiplication autorisant la seule multiplication de 2 par 3, puis un autre programme autorisant la seule multiplication de 2 par 4, puis un autre programme... etc. Il vaut mieux mettre au point un programme calculant la multiplication de deux entiers quelconques. Dans le même temps, la programmation requiert la manipulation explicite de données auxquelles on va appliquer les programmes. Si l’on ne peut pas instancier notre programme générique de multiplication sur des exemples précis, alors ce programme est inutile. L’informatique nous montre donc une coopération efficace entre mémoire procédurale d’un côté et mémoire déclarative de l’autre. Pourtant, cela n’est pas entièrement satisfaisant. En effet, l’algorithme sous-tendant un programme s’attache généralement à résoudre un problème qui est *entièrement spécifié* dès le départ, c’est à dire que l’on connaît par avance ce que doit faire le programme. Par exemple dans le cas de la multiplication, on connaît le résultat attendu ainsi que l’algorithme permettant

de multiplier deux entiers à partir, par exemple, de l'addition. La conséquence immédiate est alors que si ces algorithmes sont efficaces, ils souffrent d'une rigidité extrême et ne peuvent prétendre résoudre un autre problème.

Or, comme nous le verrons par la suite, la robotique autonome se caractérise elle par une classe de problème qui ne sont pas entièrement spécifiés, il faut alors disposer de structures adaptatives permettant la résolution dynamique de ces problèmes. C'est ce que proposent en partie les réseaux de neurones artificiels. Mais comme nous allons le montrer dans le chapitre suivant, la plupart des modèles existants ne s'attache qu'à l'un des deux aspects de la connaissance, le côté procédural ou bien le côté déclaratif, et cela est insuffisant pour la robotique autonome. Nous devons donc concevoir des modèles connexionnistes manipulant ces deux facettes de la connaissance ainsi qu'un modèle de leur coopération et ce sont bien là les objectifs de notre travail.

Chapitre 2

Notion de mémoire en connexionnisme

« Information is not stored anywhere in particular. Rather it is stored everywhere. Information is better thought as *evoked* than *found*. »

David Rumelhart et Donald Norman, [Rumelhart and Norman, 1981]

Sommaire

2.1	Les fondements du connexionnisme	38
2.1.1	Le neurone formel	38
2.1.2	L'intégrateur à fuite de [Reiss and Taylor, 1991]	39
2.1.3	L'esprit du réseau	41
2.2	Généraliser une fonction	41
2.2.1	Les généralisateurs de fonctions	41
2.2.2	Le perceptron, une mémoire procédurale	42
2.3	Apprendre par cœur	43
2.3.1	Les mémoires auto-associatives	44
2.3.2	Le réseau de Hopfield, une mémoire déclarative	44
2.3.3	Le problème de l'interférence	46
2.4	Discussion	47

Le connexionnisme se définit comme l'étude des réseaux de neurones artificiels et prend ses racines dans les travaux fondateurs de McCulloch et Pitts, Hebb et Rosenblatt au travers de trois articles de références que sont [McCulloch and Pitts, 1943], [Hebb, 1949] et [Rosenblatt, 1958]. L'idée fondatrice est d'imiter dans une certaine mesure les mécanismes cérébraux afin de concevoir des systèmes pouvant éventuellement concurrencer la cognition humaine. Si ces buts premiers n'ont pas été atteints, les efforts mis en œuvre ont cependant permis la mise au point de nouveaux outils sous la forme des réseaux de neurones artificiels qui autorisent un traitement *numérique, distribué, parallèle et adaptatif* de l'information. Nous ne présenterons cependant pas l'ensemble des concepts et modèles liés au domaine du connexionnisme, pour cela on préférera consulter [Hertz *et al.*, 1991]. Notre objectif est ici de montrer comment un même formalisme neuronal permet de réaliser des réseaux respectivement capables de manipuler la connaissance sous l'angle procédural ou sous l'angle déclaratif. A cette fin, nous introduirons les concepts nécessaires à la compréhension des modèles et nous nous intéresserons alors à deux réseaux classiques, à savoir, les *perceptrons* qui s'identifient à des généralisateurs de fonctions, et les *réseaux de Hopfield* qui s'identifient à des mémoires associatives.

2.1 Les fondements du connexionnisme

Les fondements du connexionnisme reposent sur la définition de l'unité de base qui est le neurone artificiel. Bien qu'il partage le nom de *neurone* avec son homologue biologique, il demeure néanmoins un modèle artificiel qui ne partage qu'un nombre restreint des propriétés du neurone biologique, ce dernier possédant des mécanismes chimiques complexes qu'il semble encore difficile de spécifier aujourd'hui de façon formelle. Le neurone artificiel n'est lui qu'une unité de calcul plus ou moins complexe selon le modèle considéré. Il existe en effet plusieurs modèles de neurones. Historiquement, le premier modèle proposé dès 1943 fut le *neurone formel* de W. MacCulloch et W. Pitts. Il constitue la matière de nombreux réseaux de neurones classiques tels que les perceptrons ou bien les réseaux de Hopfield (qui seront détaillés par la suite). Ce modèle se révèle cependant inadéquat vis-à-vis de certaines classes de problèmes, notamment celles exigeant la prise en compte explicite du temps. Il est alors nécessaire de recourir à des modèles de neurones plus complexes tels que le *neurone impulsionnel*, le *neurone à fuite* ou bien encore le *gated dipole*.

2.1.1 Le neurone formel

Dès les années 1940, W. MacCulloch et W. Pitts proposent dans [McCulloch and Pitts, 1943] la première modélisation du neurone sous la forme d'un automate à seuil possédant plusieurs signaux binaires d'entrée ainsi qu'un signal binaire de sortie (cf. figure 2.1). Cet automate effectue une somme pondérée de ses entrées (via les *synapses*) qui correspondent aux signaux de sortie d'autres automates ou bien à des valeurs fournies par un système externe, provoquant alors un signal de sortie (0/1 ou -1/1) selon que cette somme dépasse un certain seuil ou non.

On peut voir sur la figure 2.1 un neurone avec ses entrées X_i et leurs pondérations respectives W_i . Le signal de sortie S se calcule de la façon suivante :

$$S = f\left(\sum_{i=1}^n (w_i X_i) - \beta\right) \quad (2.1)$$

$$\text{avec } f(x) = 1 \text{ si } x \geq 0 \quad (2.2)$$

$$= 0 \text{ sinon} \quad (2.3)$$

f est la fonction d'activation permettant de seuiller la sortie du neurone et β le seuil d'activation du neurone.

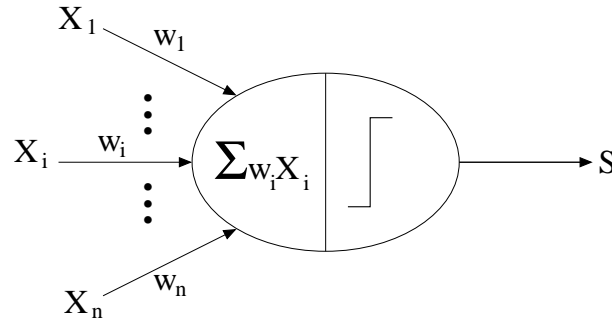


FIG. 2.1 – Le neurone formel avec ses entrées X_i , les pondérations des entrées W_i et le signal de sortie S

La définition de ce neurone formel, qui se définit donc comme un automate à seuil booléen, peut être étendue en autorisant des sorties continues sur un intervalle (généralement $[0,1]$ ou $[-1,1]$). Il suffit pour cela de prendre par exemple une fonction linéaire à seuil ou une sigmoïde.

2.1.2 L'intégrateur à fuite de [Reiss and Taylor, 1991]

Si le neurone formel est historiquement le premier modèle de neurone, il existe aujourd'hui de nombreux autres modèles permettant notamment de mieux rendre compte des phénomènes temporels existant au sein du neurone biologique. Parmi ceux-ci, on trouve en particulier le modèle du neurone impulsionnel de [Gerstner, 1998], le *gated dipole* de [Grossberg, 1984] et l'intégrateur à fuite de [Reiss and Taylor, 1991] (cf. figure 2.2). Nous ne détaillerons ici que le modèle de l'intégrateur à fuite étant donné qu'il nous servira dans nos modélisations et on pourra se reporter par exemple à [Frezza-Buet *et al.*, 2000] pour de plus amples explications sur les autres modèles.

A partir de la constatation que les neurones biologiques agissent comme des intégrateurs à fuite dans le sens où ils stockent sur leur surface un « résidu » du signal ayant provoqué leur décharge, [Reiss and Taylor, 1991] proposent le principe de l'intégrateur à fuite qui repose sur la notion de potentiel de membrane.

On considère que l'entrée $I(t)$ d'un neurone au temps t peut prendre une valeur continue entre 0 et 1. Le potentiel de membrane $A(t)$ est alors décrit selon les équations suivantes :

$$A(t+1) = f(I).I(t) + (1 - f(I)).A(t) \quad (2.4)$$

où la fonction $f(I)$ s'écrit, avec les constantes a et d :

$$f(I) = d(1 - I) + aI \quad (2.5)$$

Finalement, la sortie du neurone est calculée grâce à la fonction de Heaviside H :

$$Out(t+1) = H(A(t) - 0.5) \quad (2.6)$$

Comme illustré sur la figure 2.3, l'activité d'un neurone se caractérise par une montée du signal de sortie jusqu'à un niveau maximal suivie d'une descente progressive de ce signal. Plus précisément, les fonctions A et f sont telles qu'elles permettent une attaque temporelle en $1/\ln(a)$ et une décroissance temporelle en $1/\ln(d)$. Il est donc possible de choisir précisément la forme de l'activité par le choix des constantes a et d . Ce principe de trace caractérisant les neurones à

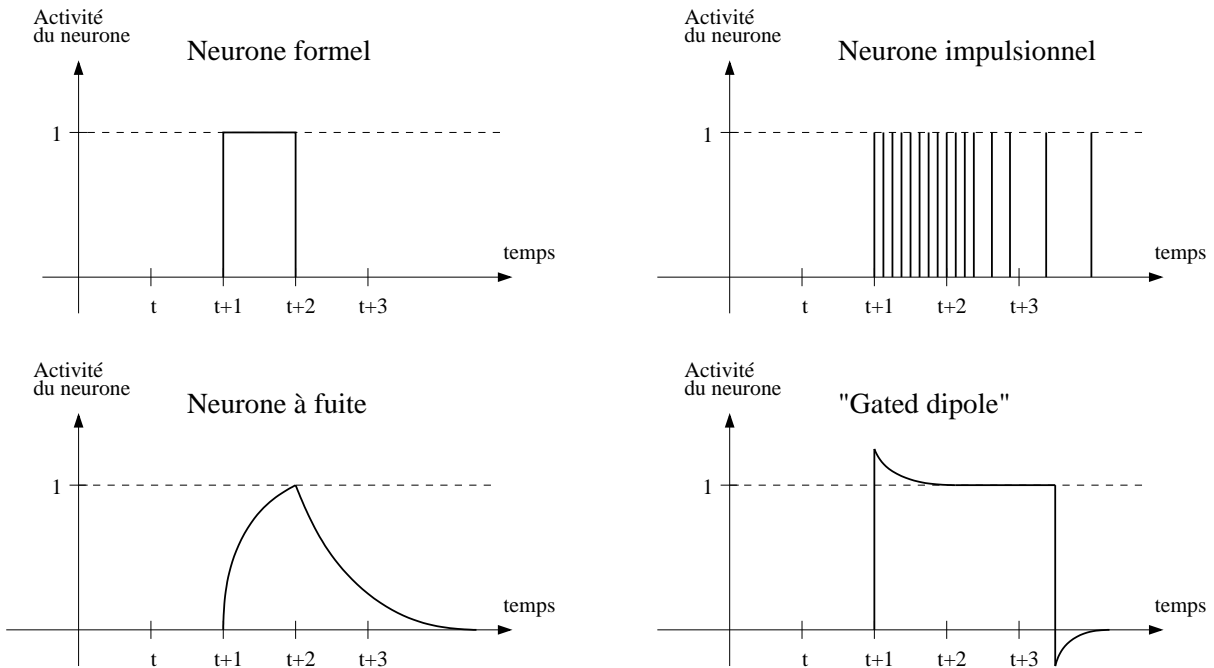


FIG. 2.2 – Les profils respectifs de l'activité de sortie des neurones selon les modèles formel, impulsionnel, à fuite et gated dipole

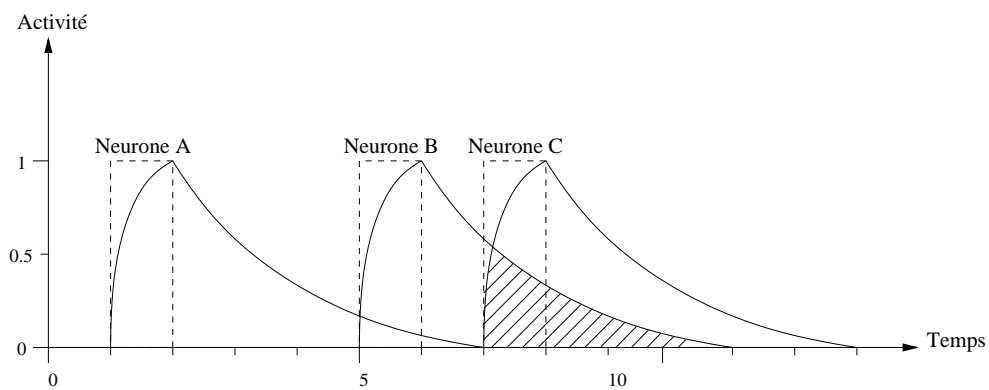


FIG. 2.3 – Ce schéma représente pour trois neurones A, B et C la forme typique de l'activité obtenue par le mécanisme de trace (en traits pleins), l'entrée $I(t)$ est représentée en pointillés. Il illustre par ailleurs comment il est possible de corrélérer deux événements disjoints grâce à leurs traces résiduelles. La zone hachurée représente l'intervalle de temps durant lequel on peut par exemple considérer qu'il y a co-occurrence de décharge des neurones B et C.

fuite est intéressant car on dispose alors pour chaque neurone d'une activité résiduelle de sortie sur un intervalle de temps donné. Cette propriété temporelle importante offre des possibilités étendues de corrélation entre événements temporellement disjoints. On peut ainsi remarquer que sur la figure 2.3 le neurone B et le neurone C possèdent une fenêtre de temps commune où ils possèdent tous deux une activité. On peut par exemple corréler les deux événements qu'ils représentent de façon causale : le neurone B a provoqué la décharge du neurone C , i.e. il suffit de provoquer la décharge du neurone B pour obtenir la décharge du neurone C .

2.1.3 L'esprit du réseau

Cette rapide présentation de quelques modèles de neurones artificiels souligne le fait que ces derniers se résument à des unités de calcul de faible capacité calculatoire et une unité isolée ne peut donc prétendre résoudre des problèmes complexes. C'est la raison pour laquelle les fondements du connexionnisme reposent sur la mise en réseau de plusieurs de ces unités, i.e. la sortie d'une unité peut constituer l'entrée d'une autre unité. L'idée est donc bien d'effectuer des calculs de façon distribuée (chaque unité recevra tout ou partie de l'information), parallèle (les sorties des unités pourront être évaluées en parallèle) et adaptative (les poids des connexions reliant les unités pourront être modifiés). Cette mise en réseau des unités est fondamentale puisque c'est bien elle qui va induire nombre de propriétés des modèles selon les paramètres choisis. En effet, pour un problème donné, mettre des unités en réseau signifie en particulier choisir :

- Le nombre d'unités nécessaires
- La connectivité (quelle unité sera reliée à quelle autre)
- La loi d'apprentissage (comment seront modifiés les poids des connexions)

Nous allons donc nous intéresser maintenant à deux types de réseaux (les perceptrons et les réseaux de Hopfield) qui reposent sur des mises en réseau différentes et induisent ainsi des traitements différents de l'information. Les perceptrons sont en effet connus comme étant capables de généraliser des fonctions alors que les réseaux de Hopfield sont connus pour leur capacité de mémoire associative.

2.2 Généraliser une fonction

Une classe de problèmes que peuvent résoudre les réseaux de neurones s'exprime de la façon suivante : on dispose d'un jeu d'entrées/sorties (i.e. à une entrée correspond une sortie) mais on ne connaît pas la fonction sous-jacente permettant de relier la sortie à l'entrée. Les but des réseaux de neurones réalisant une généralisation de fonction est alors d'approximer « au mieux » cette fonction sous-jacente permettant ainsi d'obtenir une sortie pour une entrée quelconque. Pour ce faire, on tente de faire apprendre (modification des poids des connexions) cette fonction au réseau via le jeu d'entrées/sorties dont on dispose.

2.2.1 Les généralisateurs de fonctions

L'engouement qu'ont connu les réseaux de neurones s'explique en partie par cette capacité de généralisation dont nous avons parlé. En effet, après avoir été entraînés sur un jeu d'exemples, ces réseaux se trouvent en mesure d'inférer une approximation de la fonction sous-jacente. C'est à dire que les exemples présentés (qui sont des couples entrées/sorties) sont considérés par le réseau comme des points particuliers de la fonction cherchée. Sur la base du corpus exemple, les

généralisateurs de fonctions sont alors en mesure de proposer des sorties pour n'importe quelle entrée en extrapolant les exemples vus auparavant, c'est à dire qu'ils sont en mesure de proposer des sorties pour des entrées qui leur sont inconnues. De façon plus formelle, on peut décrire la capacité de généralisation en ces termes :

Soit un ensemble $\mathcal{E} = \{\vec{E}_i\}_n \subset \mathbb{R}^p$ de vecteurs d'entrée

Soit un ensemble $\mathcal{S} = \{\vec{S}_i\}_n \subset \mathbb{R}^q$ de vecteurs de sortie.

Soit la fonction f telle que :

$$f : \mathcal{E} \longrightarrow \mathcal{S}$$

$$\forall i \in [1..n], f(\vec{E}_i) \longmapsto \vec{S}_i$$

alors toute fonction f' telle que :

$$f' : \mathbb{R}^p \longrightarrow \mathbb{R}^q$$

$$\forall i \in [1..n], f'(\vec{E}_i) \longmapsto \vec{S}_i$$

est une généralisation de la fonction f .

2.2.2 Le perceptron, une mémoire procédurale

Dès 1958, Rosenblatt [Rosenblatt, 1958] décrit le premier perceptron qui se résume à deux couches de neurones artificiels (cf. figure 2.4) : la première couche, appelée couche d'entrée, reçoit ses propres entrées de la part d'un autre système et la deuxième couche, appelée couche de sortie, donne la réponse du réseau dont l'interprétation dépend de la nature du problème traité. Cette deuxième couche se trouve de plus entièrement connectée à la première, ce qui signifie

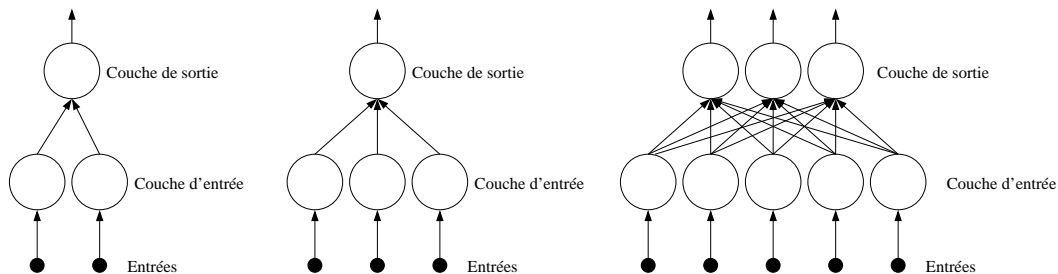


FIG. 2.4 – Quelques exemples de perceptrons, les cercles blancs représentent les neurones, les points noirs représentent les entrées.

que chaque neurone de la deuxième couche reçoit en entrée toutes les sorties des neurones de la première couche. L'architecture de ce réseau permet théoriquement l'approximation des fonctions de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, où n est le nombre de neurones de la première couche (appelée couche d'entrée) et m le nombre de neurones de la deuxième couche (couche de sortie). L'architecture du perceptron peut donc être adaptée à la nature d'un problème spécifique.

L'apprentissage consiste à modifier les poids des différentes connexions du réseau. Pour cela, on présente successivement au réseau les différents exemples dont on dispose afin de comparer la sortie que le réseau propose avec la « vraie » sortie que l'on connaît. L'apprentissage *supervisé* du réseau se résume alors à la modification des poids des connexions selon une loi inspirée de

celle de Hebb [Hebb, 1949]. Pour chaque jeu d'entrée/sortie, on calcule l'erreur commise par le réseau sur la couche de sortie et on modifie les poids des connexions des neurones de sortie proportionnellement à cette erreur et seulement dans le cas où le neurone d'entrée de la connexion est actif (activité égale à 1). On considère en effet que si un neurone d'entrée est inactif alors il n'a pas participé dans l'erreur globale, en conséquence de quoi les connexions le reliant aux neurones de sorties ne seront pas modifiées.

Cependant, ce perceptron est limité dans ses capacités intrinsèques et il n'est pas capable d'approximer l'ensemble des fonctions de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$. La raison essentielle est qu'un neurone formel effectue une séparation linéaire de ses entrées et que cette séparation linéaire n'est pas suffisante dans la plupart des cas. L'exemple le plus célèbre est la fonction logique OU EXCLUSIF dont l'espace d'état ne peut être séparé linéairement. Le perceptron multi-couche (cf. figure 2.5) apporte une solution à ce problème puisqu'il permet de traiter des problèmes non linéairement séparables. Ce réseau est construit autour d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires que l'on appelle couches cachées. L'apprentissage devient alors plus complexe à cause notamment du problème de *credit assignment*. Comment trouver le taux de participation d'une unité particulière dans l'erreur globale ? La solution est donnée par l'algorithme de rétropropagation du gradient dont on trouvera une description dans [Rumelhart *et al.*, 1986].

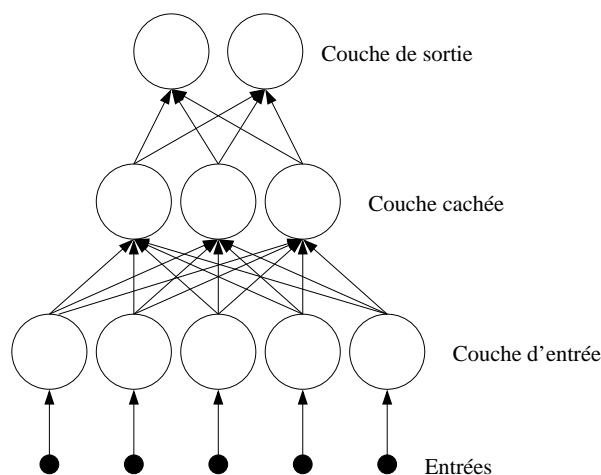


FIG. 2.5 – Un perceptron multicouche avec une seule couche cachée.

Les perceptrons multi-couches sont donc des approximateurs de fonctions et rejoignent ainsi la définition de la mémoire procédurale que nous avons présentée dans le chapitre précédent. On fait apprendre au réseau une fonction par l'intermédiaire d'un corpus d'exemples entrée/sortie et le réseau est alors capable de proposer un vecteur de sortie original pour chaque vecteur d'entrée proposé, que ce vecteur ait été vu ou non auparavant. En cela, ce type de réseau généralise une fonction apprise sur la base d'un corpus d'exemples.

2.3 Apprendre par coeur

Le problème de l'apprentissage par coeur fait partie d'une classe plus générale de problèmes que l'on désigne sous le terme de *mémoires associatives* dont le dictionnaire des sciences cognitives

de l'Université d'Alberta [Dawson and Medler, 1997] propose la définition suivante :

« Dans sa forme la plus simple, une mémoire associative est un système qui stocke la façon de faire correspondre une sortie spécifique à une entrée spécifique, c'est à dire, un système qui associe deux motifs de façon que lorsque l'entrée est présentée, la sortie soit rappelée. Une mémoire associative qui produit des sorties semblables aux entrées est appelée *mémoire auto-associative* (i.e. association des motifs à eux mêmes) alors qu'une mémoire qui produit des sorties différentes des entrées est appelée *mémoire hétéro-associative* (i.e. association de motifs à d'autres motifs). »

2.3.1 Les mémoires auto-associatives

Le but des mémoires auto-associative est de stocker des informations et de les restituer aussi fidèlement que possible, la contrainte étant que le système ne puisse pas produire une information qu'il n'aurait pas rencontrée auparavant, ce que l'on peut exprimer plus formellement de la façon suivante :

Soit un ensemble $\mathcal{E} = \{\vec{E}_i\}_n \subset \mathbb{R}^p$ de vecteurs d'entrée.

Soit un ensemble $\mathcal{S} = \{\vec{S}_i\}_n \subset \mathbb{R}^q$ de vecteurs de sortie correspondants.

Toute fonction f telle que

$$\begin{aligned} f : \mathbb{R}^p &\longrightarrow \mathcal{S} \\ f(\vec{E}) &\longmapsto \vec{S}_j / j = \min \left(\text{distance}(\vec{E}, \vec{E}_i) \right)_{j \in [1..n]} \end{aligned}$$

est une **mémoire associative**.

Si de plus $p = q$ et $\forall i \in [1..n], \vec{E}_i = \vec{S}_i$ alors la fonction f est appelée **mémoire auto-associative**.

De façon moins formelle, une mémoire auto-associative est un système qui stocke des vecteurs et qui est capable de les restituer lorsqu'on lui présente ces mêmes vecteurs, même avec de légères variations. Un effet de bord est que cette mémoire se doit de proposer des sorties pour n'importe quel vecteur. Pour cela, elle présente le vecteur mémorisé le plus proche. On parle alors d'état attracteur (cf. figure 2.6) du système. Cette définition même de la mémoire auto-associative la rend *de facto* accessible par le contenu. En effet, en présentant une entrée partielle, le système est capable (par définition) de trouver l'attracteur le plus proche et donc de restituer l'information originelle.

L'implantation séquentielle d'une telle mémoire ne pose pas de problème. Il suffit en effet de stocker les différents vecteurs et de doter l'espace d'une distance adéquate. Pour chaque nouveau vecteur présenté, il suffit alors de calculer sa distance avec chacun des vecteurs mémorisés et de présenter le vecteur mémorisé avec lequel le vecteur présenté possède la plus petite distance. L'inconvénient de cet algorithme est que le temps de calcul va alors croître proportionnellement au nombre de vecteurs mémorisés. Les réseaux de neurones artificiels apportent une première solution sous la forme des réseaux de Hopfield qui simulent une mémoire auto-associative, mais de façon parallèle et distribuée.

2.3.2 Le réseau de Hopfield, une mémoire déclarative

Les réseaux de Hopfield [Hopfield, 1982] reposent sur l'hypothèse que le cerveau recherche en permanence des états attracteurs. Ces modèles représentent des mémoires accessibles par le contenu qui permettent de mémoriser un ou plusieurs motifs (les états attracteurs) et se trouvent

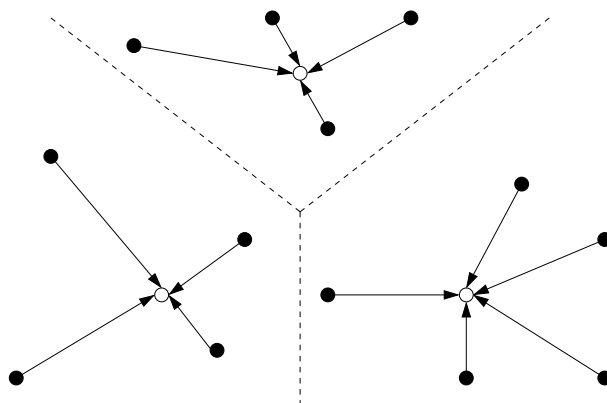


FIG. 2.6 – Un schéma de fonctionnement d’une mémoire auto-associative. Ici, les exemples présentés (les ronds noirs) sont identifiés aux exemples mémorisés (les ronds blancs) selon leur distance respective. les traits pointillés représentent le diagramme de Voronoï.

capables de ré-instancier le motif original à partir de la présentation d’une version dégradée (partielle ou bruitée) (cf. figure 2.7).

Le réseau est constitué d’un ensemble de n neurones formels S_i complètement interconnectés qui jouent les rôles d’entrées et de sorties pour le réseau. Le calcul de la sortie s_i d’un neurone S_i au temps $t + 1$ se fait selon l’équation classique :

$$\forall i \in [1..n], s_i(t + 1) = f \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} s_j(t) + I(t) \right) \quad (2.7)$$

où f représente la fonction signe et $I(t)$ l’entrée du neurone. L’état du système est donné par les valeurs de sortie des n neurones. L’apprentissage dans le réseau de Hopfield est différent de celui du perceptron en ce sens qu’il n’est pas supervisé, il ne calcule donc pas d’erreur vis-à-vis d’une sortie mais modifie ses poids en fonction des seules entrées proposées. Le modèle de Hopfield est aussi remarquable en ce sens que, outre la classique version incrémentale, la règle d’apprentissage existe également sous forme non incrémentale (évaluation en une fois de la valeur des poids). Soit par exemple un corpus de p vecteurs $\{X^i = (x_1^i, \dots, x_n^i)\}_{i \in [1..p]}$, le calcul direct (version non incrémentale) des poids se fait de la façon suivante :

$$\forall i, j \in [1..n] / i \neq j, w_{ij} = \sum_{k=1}^p x_i^k x_j^k \quad (2.8)$$

$$\forall i \in [1..n], w_{ii} = 0 \quad (2.9)$$

L’utilisation du réseau consiste à proposer un motif au réseau en fixant l’activité s_i de chaque neurone au temps t_0 . Le calcul des sorties au temps $t_0 + 1$ débute alors selon l’équation 2.7 et est itéré jusqu’à atteindre un état stable (lorsque les sorties à t et $t + 1$ sont identiques à ϵ près). Cela correspond au temps de relaxation du réseau. La mémorisation est optimale, dans le sens de la meilleure intégrité de l’information mémorisée, si les exemples du corpus sont deux à deux orthogonaux. Cependant, il a été démontré qu’un réseau de Hopfield de n unités ne peut stocker au plus que $0.15n$ motifs deux à deux orthogonaux. Enfin, il faut souligner que si cette version originelle des réseaux de Hopfield ne permet pas de traiter des problèmes complexes (en raison des limitations intrinsèques et des temps de calcul importants), il existe depuis des versions améliorées s’attachant à réduire ces limitations ainsi que les temps de calculs.



FIG. 2.7 – Exemples de reconstruction d'images par un réseau de Hopfield. [Dennis and McAuley, 1997]

2.3.3 Le problème de l'interférence

Vers la fin des années 1980, McCloskey et Cohen [McCloskey and Cohen, 1989] et Ratcliff [Ratcliff, 1990] suggèrent qu'il existe une limitation fondamentale aux architectures distribuées et montrent que sous certaines conditions, l'apprentissage d'un nouveau jeu d'exemples provoque un effondrement soudain des performances du réseau. Les raisons de l'émergence de ce phénomène appelé *interférence catastrophique* seraient une conséquence des fondements du connexionnisme : une connaissance distribuée dans les poids du réseau. Ce phénomène relève en fait du dilemme bien connu de la stabilité/plasticité [Carpenter and Grossberg, 1987a, Grossberg, 1982], c'est à dire comment concevoir un système qui tienne compte des nouveaux exemples qui lui sont soumis sans pour autant remettre en cause le savoir déjà acquis ? De nombreuses solutions ont été proposées pour pallier ce difficile problème, on pourra notamment consulter [French, 1999] pour une revue des techniques existantes. Les phénomènes d'interférences simples sont aussi très présents dans les réseaux de neurones artificiels. Sans être catastrophiques, ils peuvent néanmoins biaiser les résultats de façon importante en proposant par exemple des sorties inadéquates vis-à-vis du problème traité. Ainsi, si les réseaux de Hopfield permettent d'implanter des mémoires auto-associatives de façon parallèle et distribuée, ils souffrent néanmoins de ce problème d'interférence. Lorsque l'on apprend des exemples « à peu près » orthogonaux, le réseau est en mesure de trouver les états attracteurs correspondants. Dans le cas où l'on apprend des exemples possédant de larges zones de recouvrement, le système va proposer des compromis construits à partir de l'union des motifs (cf. figure 2.8). Ce motif n'existe pas dans le corpus d'apprentissage et le réseau s'éloigne alors de la définition de la mémoire auto-associative qui stipule que les vecteurs proposés par le réseau doivent faire partie du corpus d'apprentissage. Cette interférence est de plus très limitante dans le cas où l'on souhaite effectuer de la reconnaissance de motifs. Notamment en navigation, la reconnaissance d'un lieu doit être effectuée de façon non ambiguë et la construction d'un lieu « virtuel » par le système peut alors conduire à des aberrations du

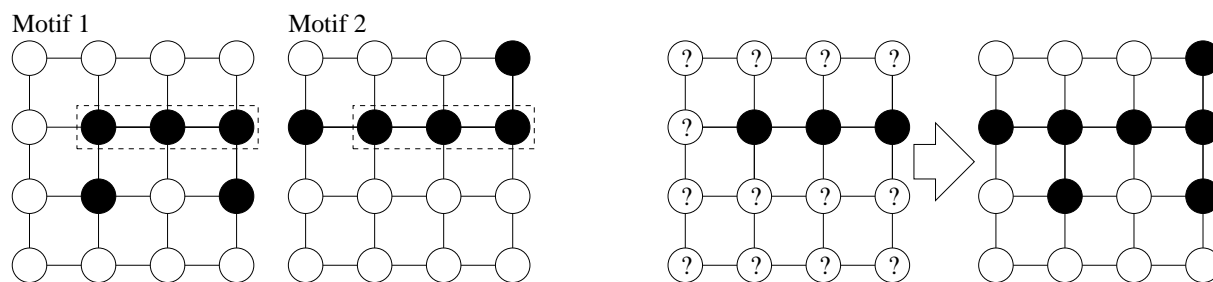


FIG. 2.8 – *Le problème de l'interférence. Lorsque les motifs 1 et 2 ont été appris par renforcement des connexions entre les unités co-activées, la présentation d'un sous-motif commun provoque le rappel d'un motif « non-existant » qui est en fait l'union des motifs 1 et 2.*

comportement. Cette faiblesse des réseaux de Hopfield constitue donc une limitation importante dans leur utilisation éventuelle en navigation autonome.

2.4 Discussion

Nous venons de montrer rapidement comment un même formalisme neuronal qui repose sur la notion de traitements distribués et parallèle de l'information pouvait induire des réseaux permettant de manipuler respectivement la connaissance sous l'angle procédural ou déclaratif. L'illustration de nos propos au travers de la présentation des perceptrons et des réseaux de Hopfield nous a montré des exemples respectifs de mémoire procédurale et déclarative émulsés par des réseaux de neurones artificiels. Cependant, si ces deux modèles nous rapprochent de nos buts premiers, à savoir, établir des modèles de mémoire procédurale et déclarative, ils ne sont pas encore satisfaisants. En effet, le perceptron, s'il permet effectivement de généraliser une fonction sur la base d'un corpus d'exemples nécessite néanmoins la spécification précise du problème à résoudre. En effet, de tels réseaux sont généralement utilisés pour la résolution d'un problème précis et l'architecture (nombre de neurones dans chaque couche, topologie de connexions) va contraindre énormément les performances. L'apprentissage supervisé utilisé n'est de plus pas réalisable dans le cadre de la navigation autonome comme nous allons le détailler dans le chapitre suivant. Les réseaux de Hopfield semblent quant à eux plus adaptés à nos besoins, ils permettent d'instancier une mémoire déclarative de façon non supervisée. Cependant, ils sont relativement sensibles aux phénomènes d'interférences et ne peuvent alors prétendre appréhender des problèmes complexes.

Nous allons donc voir dans le chapitre suivant quels sont ces problèmes complexes que pose la robotique autonome et qui demandent leur résolution au travers de nouvelles approches.

Chapitre 3

La robotique autonome

« I've been ordered to take you down to the bridge. Here I am, brain the size of a planet and they ask me to take you down to the bridge. Call that job satisfaction? 'Cos I don't. »

Marvin, the Paranoid Android

The Hitch-Hiker's Guide To The Galaxy, Douglas Adams

Sommaire

3.1	Fondations	50
3.1.1	Historique	50
3.1.2	La robotique autonome	51
3.2	Les modèles biologiques de la navigation autonome	53
3.2.1	Les requis minimum de la navigation	53
3.2.2	Navigation par guidage	54
3.2.3	Navigation par association	55
3.2.4	Navigation par carte topologique	56
3.2.5	Navigation par carte métrique	57
3.2.6	Discussion	57
3.3	Les outils informatiques pour la navigation autonome	59
3.3.1	Les modèles à base de règles	59
3.3.2	Les modèles de décisions markoviens	60
3.3.3	Les modèles évolutionnistes	62
3.3.4	Les modèles connexionnistes	63
3.4	Discussion	66

Pygmalion sculpteur légendaire de Chypre, misogyne ou selon une autre version, indigné par la prostitution sacrée d'Amathonte, se voua à un célibat absolu ce qui lui permettait en même temps de se consacrer tout entier à son art. Parmi toutes ses œuvres, la statue à laquelle il consacrait tout son génie représentait une femme. Jour après jour, il travaillait à cette statue d'ivoire et sous ses doigts habiles elle devenait de plus en plus belle. Cette passion singulière ne demeura pas longtemps ignorée de la déesse de l'Amour et Aphrodite, pour se venger le rendit profondément amoureux de sa statue. Mais devant les tourments de l'infortuné sculpteur qui passait ses journées et ses nuits à contempler la statue, et ses ferventes prières, elle décida de lui donner vie. Ainsi, Pygmalion put épouser Galatée et Aphrodite honora leur mariage de sa présence. Ils eurent un fils, Paphus, qui fonda la ville de Paphos dédiée aux amours et cité favorite de la déesse.

Ce mythe grec représente l'un des tout premiers exemples de la volonté délibérée de l'Homme de posséder un être artificiel qui lui soit semblable. Depuis, la littérature n'a eu de cesse d'engendrer de tels êtres, que ce soit par la présence des golems, figures de glaise qui traversent le Moyen Âge et la Renaissance, le célèbre Pinnochio ou bien encore le non moins célèbre monstre du docteur Frankenstein. Philippe Breton relève le phénomène en ces termes :

« Les créatures artificielles peuplent une zone particulière de notre imaginaire, nourrie de vieilles légendes, d'espoirs et de peurs ancestrales. Elles sont aussi largement présentes désormais dans notre environnement quotidien. [Breton, 1995] »

A l'aube du *XXI^{ème}* siècle, si la science n'autorise toujours pas la création de telles chimères, elle offre cependant, au travers de l'informatique et des sciences cognitives le substrat nécessaire à la création de leurs avatars, sous la forme d'entités artificielles largement autonomes.

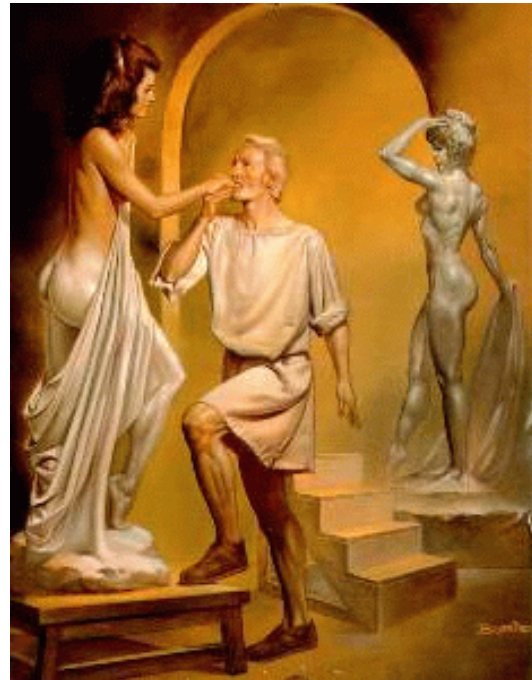


FIG. 3.1 – *Pygmalion et Galatée* par Boris Vallejo

3.1 Fondations

3.1.1 Historique

Vers la fin des années 1940, des programmes de recherche militaire sont entrepris aux Etats-Unis pour le développement de bras mécaniques contrôlés à distance en vue de manipuler le matériel radioactif. Ces systèmes sont alors conçus dans le but de reproduire les mouvements du bras et de la main effectués par un opérateur humain. La robotique industrielle civile commence, elle, en 1946 lorsque George Devol développe un dispositif de mémoire permettant de contrôler des machines. Le premier brevet pour un bras programmable capable d'exécuter une séquence de mouvements préalablement programmée est déposé par Devol en 1954 et en 1960, Devol s'associe à Joe Engelberger pour créer l'entreprise *Unimation*, la première entreprise au monde à concevoir et vendre des robots industriels. Le premier véritable robot industriel sera installé chez General Motors en 1961, au prix de nombreux problèmes et de coûts de maintenance prohibitifs. Ces robots de première génération sont alors idéaux pour effectuer des tâches automatiques et

répétitives telles que la peinture industrielle, la soudure, le moulage, etc. Très peu sont alors utilisés dans des tâches d'assemblage qui requièrent plus de « finesse ».

Les robots de seconde génération qui apparaissent vers le début des années 1960 sont, eux, capables de « voir » et « sentir » par l'intermédiaire de différents capteurs leur renvoyant des informations visuelles ou tactiles. Ils améliorent ainsi leur souplesse d'utilisation car ces robots possèdent un retour d'information sur la tâche qu'ils accomplissent, leur permettant de corriger leur comportement. L'invention du circuit intégré dans ces mêmes années va précipiter l'avenir de la robotique. En 1963, les chercheurs du Rancho Los Amigos Hospital vont mettre au point le premier bras artificiel contrôlé par un ordinateur. En 1968 Marvin Minsky, l'un des pères de l'intelligence artificielle, développe un *bras tentaculaire* qui peut se mouvoir telle une pieuvre, contrôlé par un ordinateur de type PDP-6. En 1969, le bras Stanford conçu par Victor Scheinman entrera dans les chaînes de production des usines Ford.

Les robots de troisième génération apparaissent vers les début des années 1970. Ils se caractérisent par une puissance de calcul massive et des prémisses d'intelligence. En 1970, le premier robot mobile est fonctionnel et peut se déplacer de façon limitée dans une salle à l'aide d'un plan, de caméras et de divers capteurs. Les robots industriels deviennent dans le même temps très performants et très fiables, notamment grâce à l'évolution des contrôleurs, des langages de développement, des mécanismes, des senseurs et des moteurs. L'industrie automobile sera alors la grande utilisatrice de ces robots, avec cependant des périodes de crise dues à des problèmes de viabilité économique.

Les années 1990 ont vu apparaître l'essor de la recherche dans le domaine de la robotique autonome qui se caractérise par la capacité de libre déplacement des robots. La mise à disposition aux laboratoires d'un ensemble de robots permet alors de valider les différents modèles issus de l'intelligence artificielle et de l'automatique. Ces efforts ont été concrétisés par des applications industrielles telles que des robots permettant de nettoyer des surfaces planes de façon automatique. La robotique a aujourd'hui largement envahi notre environnement quotidien, qu'il s'agisse de robots chargés de nettoyer des surfaces de façon automatique ou bien de systèmes de production industrielle entièrement automatisés. Par ailleurs, on a vu apparaître récemment la notion de robot personnel qui se restreint pour l'instant à un cadre ludique. Son avenir semble cependant s'incarner dans le rôle de compagnon artificiel, que ce soit pour le 3^{ème} âge ou bien pour les personnes handicapées. Il semble désormais acquis que cette notion de robot personnel constitue l'un des enjeux majeurs de l'industrie robotique future.

3.1.2 La robotique autonome

La robotique autonome se singularise vis-à-vis de la robotique en ce sens qu'elle s'incarne en un dispositif capable de se déplacer sans aide extérieure dans un environnement connu ou inconnu. Ce déplacement peut alors prendre plusieurs formes (reptation, roulement, navigation, marche, suspension, ...) sur plusieurs types de terrain (terre/mer/air/espace) (cf. figure 3.2). La difficulté provient de la programmation de ce comportement autonome car les problèmes à surmonter sont innombrables. On peut se rendre compte de ces difficultés en imaginant le scénario suivant : un robot se voit donner la consigne « Apporte cette bouteille ici ! ». La succession des opérations est alors la suivante :

- Repérage de l'objet : Il faut effectuer une recherche dans l'environnement à l'aide d'une caméra et effectuer une analyse de l'image afin de trouver un objet répondant aux critères

« bouteille ».

- Déplacement vers l'objet : Il faut se déplacer vers l'objet en jugeant de la faisabilité de l'opération et en établissant un plan d'action. Il faut alors éviter les obstacles dynamiques éventuels tout en conservant l'équilibre et en ne bousculant personne.
- Saisie de l'objet : Il faut apprécier la forme de l'objet et ouvrir la main ou la pince en conséquence. Selon la qualité du contact, il faut serrer plus ou moins fort pour tenir efficacement la bouteille. Il faut par ailleurs la tenir droite pour ne pas renverser son liquide.
- Déplacement vers le but : il faut interpréter la consigne afin d'identifier le lieu but à rallier et ré-établir un plan d'action pour amener la bouteille vers le lieu but.

Cet exemple montre combien il peut être difficile de mettre au point des algorithmes permettant à des robots d'être autonomes au sens où ils peuvent accomplir une tâche qui leur est assignée à partir de leur seul programme et de la perception du monde. Cette notion d'autonomie requiert la résolution de problèmes qui constituent à eux seuls des pans entiers de la recherche (analyse d'image, analyse de la parole, optimisation, etc.). La recherche n'est de fait pas capable



FIG. 3.2 – *Sojourner sur la planète Mars. Ce robot est semi-autonome, il dispose d'algorithmes lui permettant d'éviter les obstacles simples alors que les obstacles trop importants requièrent l'intervention d'un opérateur humain, tâche rendue difficile par les délais de communication entre la planète Terre et la planète Mars.*

aujourd'hui de concevoir ces entités entièrement autonomes. Elle doit donc se restreindre à un domaine particulier de l'autonomie. Nous proposons ici de nous intéresser à la navigation autonome qui demeure un problème pour les robots. Il s'agit de pouvoir se déplacer librement dans un environnement sans aide externe et de façon non aléatoire. Il existe aujourd'hui des robots capables de se déplacer de façon semi-autonome. Par exemple, certains robots évoluent dans des environnements balisés par des émetteurs leur indiquant à tout instant leur position, d'autres se contentent de suivre des chemins matérialisés physiquement dans l'environnement (par exemple des lignes de couleur sur le sol). Ces techniques, si elles répondent généralement à des besoins spécifiques de l'industrie, sont néanmoins contraignantes à mettre en œuvre dans la mesure où elles requièrent la modification de l'environnement. L'idéal en matière de navigation autonome est donc un dispositif pouvant être immergé dans un environnement inconnu (sur lequel on ne

possède aucune connaissance ni modèle) et que ce dispositif immergé soit en mesure de rallier un endroit quelconque. Comme nous allons le détailler ci-après, l'étude de la navigation chez les mammifères nous offre des solutions qui peuvent être adaptées à la robotique autonome.

3.2 Les modèles biologiques de la navigation autonome

La survie, pour la majeure partie du règne animal, dépend directement de la capacité à se mouvoir dans un environnement (connu ou inconnu) afin d'être en mesure de rallier, de façon précise et sûre, des lieux spécifiques tels que l'habitat, un point d'eau ou bien encore un lieu de nourriture. Les techniques mises en œuvre pour satisfaire ces buts sont généralement de nature très diverse, allant des plus simples aux plus élaborées selon les espèces. Ainsi, certaines espèces utilisent l'orientation par rapport au soleil (abeilles), d'autres utilisent les phéromones (fourmis) et d'autres encore utilisent un plan du métro (parisiens). Toutefois, si les différentes études menées sur la navigation animale ont permis de mettre en évidence un large éventail de stratégies autorisant la navigation autonome, la nature très diverse des mécanismes impliqués peut être appréhendée selon une taxonomie à 4 niveaux proposée par [Trullier *et al.*, 1997] que nous allons détailler par la suite. Auparavant, nous devons d'abord nous intéresser aux prérequis de la navigation sans lesquels toute navigation est impossible.

3.2.1 Les requis minimum de la navigation

En amont de toute stratégie de navigation, il est requis pour le sujet de posséder deux aptitudes minimales.

La locomotion autonome

La locomotion autonome peut se définir comme *le déplacement volontaire dans un milieu sans l'aide d'un tiers*. Elle requiert de la part du sujet la parfaite maîtrise et la coordination de tout ou partie de son système sensorimoteur. Dans le règne animal, cette aptitude est généralement acquise dès la naissance et revêt des formes très diverses, de la reptation sur le corps jusqu'à la marche sur deux membres. Concernant la robotique autonome, cette aptitude peut être désirée acquise par apprentissage de la locomotion [Gruau, 1994, Kodjabachian and Meyer, 1996]. On s'attache alors à trouver des algorithmes permettant la coordination du système moteur comme par exemple la marche sur six pattes. Cette coordination motrice de la locomotion est généralement considérée implicite dans la plupart des modèles de navigation où, par exemple, les actions *avancer*, *tourner à droite* ou *tourner à gauche* sont considérées comme des actions motrices élémentaires et ne sont pas décomposées plus avant.

L'approche et la fuite de cible

L'approche et la fuite de cible peuvent se définir comme les capacités à rallier ou à fuir une cible (lieu, objet, sujet, ...) directement perçue. Elles requièrent de la part du sujet une coordination sensorimotrice importante (par exemple vision-mouvement) puisqu'il faut coordonner les actions motrices vis-à-vis des perceptions de la cible, pour soit s'en approcher, soit s'en éloigner. Cette aptitude est elle aussi présente dans pratiquement tout le règne animal et s'acquiert généralement peu de temps après la naissance puisqu'elle demeure essentielle à la survie. Concernant la robotique autonome, une telle aptitude peut être elle aussi acquise ou bien considérée comme implicite au sein du modèle. Elle est nécessaire pour la réalisation de toutes les

stratégies de navigation que nous allons détailler maintenant, selon une taxonomie à 4 niveaux [Trullier *et al.*, 1997] qui suit une progression de la plus simple à la plus complexe.

3.2.2 Navigation par guidage

Dès lors que le sujet désire atteindre une cible qui n'est pas directement perçue, la stratégie d'approche directe faisant partie des aptitudes minimales ne peut être utilisée. Une stratégie relativement élémentaire de navigation par guidage consiste à essayer de « maintenir une certaine relation égocentrique⁷ vis-à-vis d'un groupe d'amers⁸ ou objets particuliers » [O'Keefe and Nadel, 1978]. Le sujet tente donc de mémoriser une « photo » de l'ensemble de ses perceptions lorsqu'il se

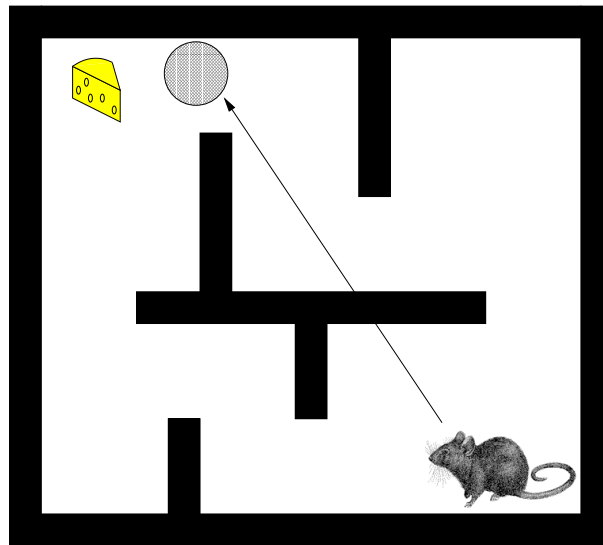


FIG. 3.3 – La navigation par guidage consiste à retrouver la situation perceptive mémorisée à partir d'une situation perceptive où les amers caractéristiques sont perçus directement (ici une tour près du point de nourriture)

trouve dans une situation but (en émettant l'hypothèse que cette photo soit caractéristique de la situation perceptive) et cherche à faire correspondre ses perceptions courantes avec la situation mémorisée (cf. figure 3.3) [Benhamou *et al.*, 1994, A.Cartwright and Collett, 1983]. Cette stratégie de navigation requiert néanmoins la perception directe des amers caractéristiques de la situation but et dès lors qu'ils ne sont plus perçus, la stratégie échoue et ne peut donc être utilisée que dans un contexte local. Enfin, il est à noter que ce type de navigation ne requiert aucune aptitude spatiale spécifique. En effet, la mise en correspondance d'une mémoire perceptive avec les perceptions courantes ne requiert en aucun cas un traitement spatial spécifique.

7. On appelle relation égocentrique une relation spatiale dont les mesures sont relatives au sujet. A contrario on appelle relation allocentrique une relation spatiale dont les mesures sont indépendantes de tout sujet.

8. Un amer est un élément physique de l'environnement pouvant servir de point de référence à un sujet. Il doit être distinguable des autres éléments de l'environnement sur la base de ses caractéristiques qui sont généralement uniques et mémorisables dans le contexte [Lynch, 1960]

3.2.3 Navigation par association

Ce type de navigation s'applique généralement à des environnements plus conséquents et repose sur la notion de *lieu* qui peut se définir comme un ensemble de locus contigus qui sont réputés équivalents en regard de la sélection de l'action qui y prend place et sont généralement caractérisés par un ensemble d'amers spécifiques. Étant donné un lieu spécifique B jouant le rôle de but, cette navigation requiert la mémorisation de plusieurs couples (lieu S , direction R). Chaque lieu est mémorisé (indépendamment de l'orientation du sujet) ainsi que la direction particulière (attachée à ce lieu et dépendant du lieu but B) à prendre afin d'atteindre le lieu but B . Cette navigation s'inscrit en fait dans un paradigme stimulus-réponse ($S - R_{S,B}$) de la façon suivante (cf. figure 3.4) :

- identifier le lieu où le sujet se situe actuellement sur la base des amers perçus
- identifier l'orientation actuelle
- sélectionner la direction à prendre (relativement à une référence locale qui aura été mémorisée) afin de rallier le lieu but.

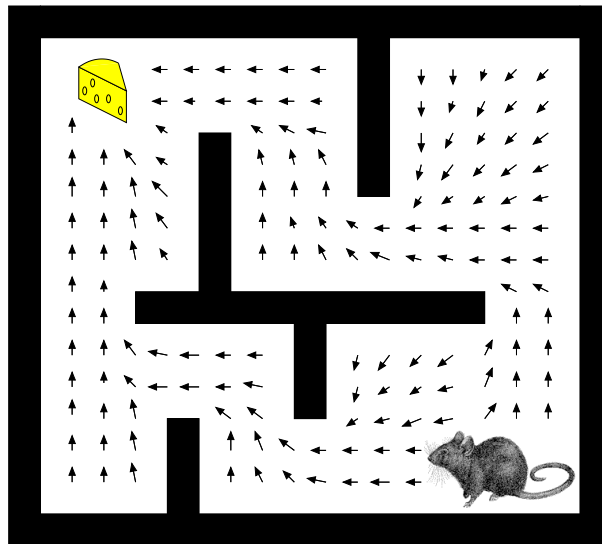


FIG. 3.4 – La navigation par association consiste à associer à chaque lieu une direction permettant de rallier le prochain lieu en direction du but. La cartographie de l'environnement s'apparente alors à un champ de vecteurs.

Cependant, ce type de navigation, s'il est plus robuste que la navigation par guidage, ne permet pas encore l'établissement de réelle stratégie dans la mesure où les informations mémorisées dépendent directement du but que l'on souhaite rallier. Si le sujet souhaite rallier un autre but, il doit posséder une mémorisation différente de l'environnement orientée vers ce nouveau but. Il n'existe pas encore de véritable représentation interne de l'environnement à ce niveau de navigation dans la mesure où les différents lieux mémorisés ne possèdent pas de relations internes. Étant donné un lieu A , un sujet connaît la direction immédiate à prendre, mais il est incapable de prédire la prochaine direction avant de se trouver effectivement dans le nouveau lieu. Il n'existe pas de réel plan d'action : à chaque lieu est associée une seule action conduisant

au seul lieu suivant et de proche en proche au but recherché. Ce paradigme de stimulus-réponse ($S - R_{S,B}$) est donc encore insuffisant à l'établissement d'un réel plan d'action.

3.2.4 Navigation par carte topologique

L'idée principale de la navigation par carte topologique est de pouvoir mémoriser des associations du type stimulus-réponse-stimulus $S_1 - R_{S_1,S_2} - S_2$ où S_1 et S_2 désignent respectivement des lieux et R une action *locale* à entreprendre pour aller de S_1 à S_2 . Cette réponse R est donc ici différente du sens de R dans le schéma $S - R_{S,B}$ simple dans le sens où il ne s'agit plus d'une action dépendant d'un but lointain comme dans la navigation par association, mais d'une action locale permettant de mettre en relation deux lieux voisins et ce, de façon indépendante du but. Cette distinction est importante puisqu'elle va entraîner une réelle capacité de planification via une représentation interne du monde que l'on nomme *carte cognitive*. Toute séquence d'associations $S_1 - R_{S_1,S_2} - S_2$ constitue une *route* au sens de [O'Keefe and Nadel, 1978]. L'ensemble de ces routes constitue alors la matière de la carte cognitive topologique (cf. figure 3.5). Cette carte

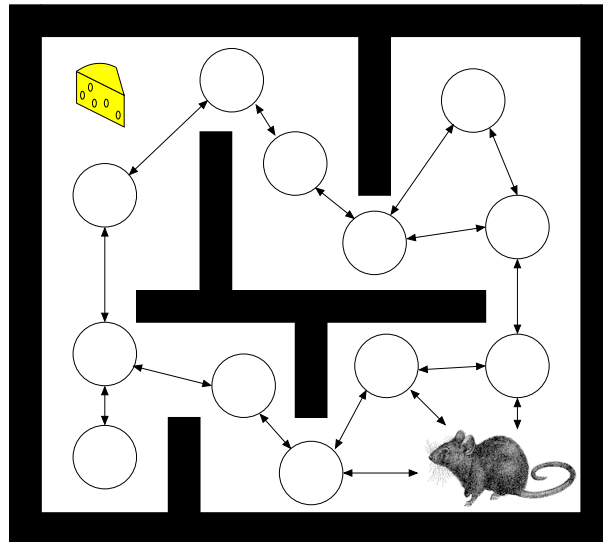


FIG. 3.5 – Un exemple de carte topologique, chaque cercle représente un lieu et les flèches représentent les chemins possibles entre les lieux.

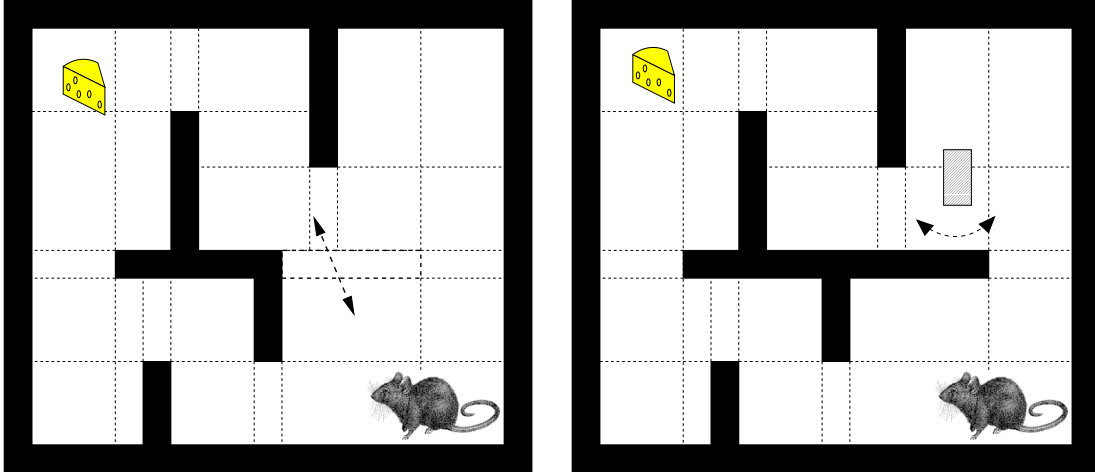
topologique est en fait mathématiquement équivalente à un graphe (géométrie topologique) où les lieux correspondent aux nœuds et les actions (ou réponses) aux arcs. La stratégie pour rallier un lieu est alors la suivante :

- identifier le lieu où le sujet se situe actuellement sur la base des amers perçus
- identifier le nœud du graphe correspondant
- trouver la séquence pour rallier le but

Cette carte topologique constitue donc une représentation du monde dans le sens où elle permet au sujet de planifier un chemin d'un lieu à un autre sans le requis de la présence perceptive des lieux impliqués. De plus, cette représentation permet de prendre des détours topologiques lorsqu'un obstacle non présent lors de la construction de la carte est placé dans l'environnement à la condition qu'un autre chemin existe.

3.2.5 Navigation par carte métrique

Les trois précédentes stratégies de navigation ont pour point commun qu'elles ne peuvent garantir l'optimalité des chemins utilisés au sens du plus court chemin métrique. En fait, l'information mémorisée ne peut généralement pas servir à la création de nouveaux chemins.



(a) Si un obstacle disparaît de l'environnement (zone pointillée), alors le sujet est capable d'utiliser un raccourci permettant de rallier deux lieux de façon plus rapide.

(b) Si un obstacle est placé de tel sorte qu'il bloque toute éventuelle perception du lieu à rallier (zone hachurée), le sujet est néanmoins capable de trouver un détour en estimant la position du lieu relativement au lieu courant.

FIG. 3.6 – Propriétés des cartes métriques

La carte cognitive métrique peut quant à elle garantir de telles propriétés au sens où on la définit comme *une stratégie de navigation permettant de naviguer d'un lieu à un autre en empruntant éventuellement des chemins non utilisés auparavant, i.e. en utilisant des détours et des raccourcis*. L'équivalent mathématique de cette carte métrique est alors un espace vectoriel muni d'une distance (géométrie métrique) où chaque vecteur \vec{AB} exprime le chemin entre un lieu A et un lieu B en tenant compte de la distance et de l'orientation. Les détours et raccourcis métriques peuvent alors être manipulés via les opérations vectorielles telles que la norme (estimation des distances), l'addition ou la soustraction vectorielle (construction de nouveaux chemins) (cf. figures 3.6(a)-3.6(b)). Il n'est plus requis d'avoir emprunté un chemin pour pouvoir l'utiliser et c'est bien là la différence fondamentale avec la carte topologique. Cependant, il est à noter que si l'on a effectivement observé des stratégies de navigation métrique chez l'animal répondant aux critères de sa définition, l'existence éventuelle d'une carte métrique interne chez l'animal n'est toujours pas démontrée et reste un sujet controversé.

3.2.6 Discussion

Ainsi que le souligne [Bennett, 1996], le terme de carte cognitive a été cité pour la première fois par [Tolman, 1948] qui la définit comme une représentation interne de l'environnement comprenant les routes, chemins et diverses relations de l'environnement dont se servirait l'animal pour décider où aller. L'une des caractéristiques essentielles de cette carte cognitive est d'induire

la capacité à utiliser des raccourcis d'un lieu vers un autre (cette notion de raccourcis sera développée plus tard par [O'Keefe and Nadel, 1978]). Bien que l'existence et l'utilisation d'une telle carte cognitive par les animaux ne soit pas encore démontrée, il existe aujourd'hui de fortes présomptions allant dans ce sens. La hiérarchie des navigations proposée par [Trullier *et al.*, 1997] inclut elle aussi cette notion de carte cognitive aux niveaux de la navigation topologique et de la navigation métrique.

Lorsqu'une carte topologique de l'environnement est mémorisée, elle permet à l'animal de se déplacer d'un lieu à un autre à la condition que ces deux lieux soient connectés (on parle de graphe connexe). La séquence résultante ne sera pas optimale dans le sens où l'animal ne dispose d'aucune information métrique lui autorisant la prise en compte de raccourcis métriques. Lorsqu'un animal utilise la navigation métrique, il est en mesure d'inférer et d'utiliser de tels raccourcis : il n'est plus nécessaire d'utiliser seulement des séquences apprises, il est possible de « construire des chemins à la demande ». Il paraît donc évident que la navigation à base de carte métrique constitue la solution optimale pour rallier deux lieux quelconques. Cependant, comme le souligne [Martin, 1998] sur le support des théories de Piaget dans le domaine de la psychologie développementale et concernant le développement de l'intelligence spatiale chez l'enfant [Piaget and Inhelder, 1948], « le contenu de l'intelligence spatiale serait constitué de différentes classes de relations spatiales pour lesquelles la capacité d'appréhension dépendrait du niveau de développement atteint » [Martin, 1998].











Géométrie	Propriétés minimales	Figure initiale	Figure transformée
Topologique	Continuité Voisinage Séparation		
Projective	Ligne droite		
Affine	Parallélisme		
Euclidienne	Angle		
Métrique	Distance		

FIG. 3.7 – Hiérarchie des géométries selon [Piaget and Inhelder, 1948].

La taxonomie des géométries (cf. figure 3.7) présentée dans [Piaget and Inhelder, 1948] montre bien qu'il existe une hiérarchie des géométries, de la moins contraignante (la géométrie topologique) à la plus contraignante (la géométrie métrique) et que le passage de la première à la dernière nécessite un nombre important de notions qu'il est nécessaire d'appréhender. Or, [Bennett, 1996] suggère qu'il n'est pas nécessaire de recourir à la notion de cartes métriques pour justifier de l'aptitude à utiliser des raccourcis et des détours métriques. Ainsi, un animal doté d'une carte purement topologique et de la capacité à se diriger vers un but perçu devrait être en mesure d'exhiber un comportement fortement similaire à celui d'un animal utilisant directement

une carte métrique. Il semble donc plus logique et plus simple dans un premier temps de recourir à l'utilisation d'une carte topologique (nous garantissant ainsi de pouvoir rallier des lieux quelconques sans souci d'optimalité) et d'adjoindre éventuellement au modèle les mécanismes cités par [Bennett, 1996].

3.3 Les outils informatiques pour la navigation autonome

Comme il a été écrit dans la section 3.1, la robotique est multiforme dans le sens où son domaine d'application s'étend des automates industriels d'une chaîne de production jusqu'aux robots d'exploration de planètes. Or, si l'ensemble de ces robots requiert des programmes et des algorithmes pour assurer leur fonctionnement, le domaine de l'intelligence artificielle n'intervient quant à lui que dans la conception des systèmes les plus avancés, notamment ceux requérant de doter un robot d'une autonomie partielle ou totale afin que celui-ci soit en mesure d'effectuer des tâches assignées sans la supervision constante de l'Homme. Or, comme le souligne [Haton and Haton, 1989], les problèmes à surmonter sont multiples : vision, cartographie, évitement d'obstacles, motivation, etc. Pour ce faire et depuis quelques années maintenant, des techniques et algorithmes ont vu le jour permettant notamment de résoudre une partie de ces problèmes. On se reportera à [Frezza-Buet, 1999] pour une bibliographie plus détaillée concernant les différents outils de modélisation aujourd'hui disponibles et nous ne donnerons ici que les idées principales des différentes techniques.

3.3.1 Les modèles à base de règles

Les modèles à base de règles sont généralement utilisés par l'intelligence artificielle symbolique dans des contextes très formels permettant la manipulation explicite de symboles. Dans le cadre de la robotique, ces systèmes vont permettre la planification et la génération de plans selon le schéma présenté en figure 3.8. La génération d'un plan se fait dans le contexte d'une logique

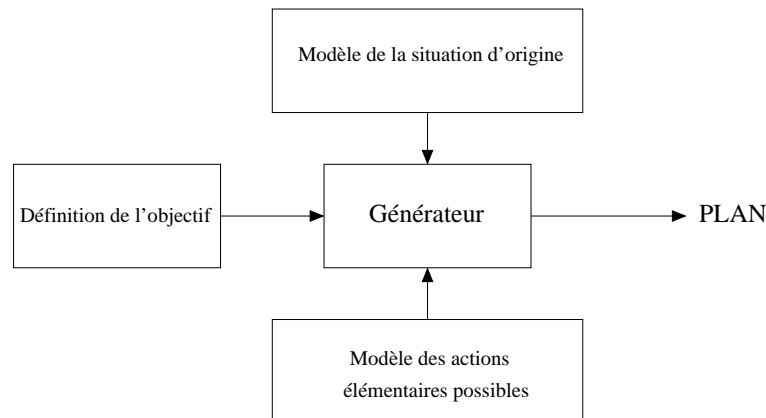


FIG. 3.8 – Structure d'un générateur de plans d'après [Haton and Haton, 1989]

formelle où l'on dispose d'un ensemble d'opérateurs pouvant être exécutés et le modèle du monde est appréhendé par une liste de prédicats (p) décrivant l'état de celui-ci. Un opérateur se définit alors comme une opération venant modifier la liste des prédicats décrivant le monde. L'exécution d'un opérateur ne peut se faire que si la situation courante répond à la liste des prédicats (p)

caractéristiques de l'opérateur. L'exécution de l'opérateur provoque alors une modification du monde se traduisant par l'ajout (a) et le retrait (r) d'un certain nombre de prédicats. Par exemple, pour faire sortir un robot x d'une pièce y on peut disposer de l'opérateur suivant : *sortir* (x,y)

- Prédicats : $robot(x)$ et $pièce(y)$ et $dans(x,y)$
- Ajouter : $couloir(c)$ et $dans(x,c)$
- Retirer : $dans(x,y)$

La génération de plan peut alors se faire selon divers algorithmes, on peut partir de la description initiale et développer l'arbre de résolution en cherchant à chaque étape les opérateurs applicables, on peut aussi partir de l'état but et faire une recherche en arrière, on peut encore « mixer » les deux méthodes et faire une recherche bidirectionnelle.

Cependant, quelle que soit la méthode retenue, on se trouve confronté à la notion de symbole. Dans l'exemple ci-dessus, cette notion de symbole se retrouve tant au niveau du robot que de la pièce et du couloir, il faut alors ancrer ces notions dans le monde réel et c'est bien là que réside toute la difficulté. Cette notion rigide de symbole peut être partiellement outrepassée en utilisant des méthodes telle que la logique floue qui permet la manipulation qualitative des connaissances à partir de données quantitatives [Zadeh, 1987]. On peut ainsi définir des prédicats tels que « il y a un obstacle à droite » en fonction du degré d'appartenance de la valeur des capteurs à l'ensemble définissant « obstacle » et « droite ». L'architecture MonaLysa [Donnart and Meyer, 1994] est un exemple de classifieur hiérarchique permettant de programmer un comportement d'évitement d'obstacles dans un monde de blocs où le robot a accès aux coordonnées de la case dans laquelle il se trouve. Un module de planification contient les règles qui détectent les situations et la génération du plan est gérée selon une architecture en pile.

Il faut noter ici que ce genre d'approches symboliques, si elles autorisent la gestion effective de plans d'action complexes sont cependant fortement limitées du fait de leur dépendance à cette notion de symbole. Les modèles élaborés sur cette base sont donc généralement restreints à des environnements simulés (où la notion de symbole est plus facile d'accès) et le passage au monde réel requiert généralement des contraintes fortes quant aux propriétés nécessaires de l'environnement.

3.3.2 Les modèles de décisions markoviens

Les processus de décision markoviens (MDP⁹) sont des outils mathématiques modélisant l'interaction synchrone d'un agent avec l'environnement [Littman, 1996]. Cet agent collecte en entrée l'état de l'environnement et génère en sortie des actions qui vont elles-mêmes modifier l'environnement. L'hypothèse est faite qu'il n'y a jamais d'ambiguïté concernant l'état courant de l'agent. La formalisation de ce paradigme est faite de la façon suivante :

Un MDP se définit par un quintuplet $\mathcal{M} = (\mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{T}, \mathcal{R}, \beta)$ avec

- \mathcal{S} est un ensemble fini d'états de l'environnement
- \mathcal{A} est un ensemble fini d'actions
- $\mathcal{T} : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \rightarrow \Pi(\mathcal{S})$ est une *fonction de transition d'état* donnant pour chaque couple (action/état) une distribution de probabilités sur les états. $\mathcal{T}(s,a,s')$ est la probabilité d'atteindre l'état s' sachant que l'agent est dans l'état s et effectue l'action a .
- $\mathcal{R} : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ est la fonction récompense qui définit la récompense reçue $\mathcal{R}(s,a)$ en accomplissant l'action a dans l'état s .

9. Markovian Decision Process

- $\beta \in]0,1[$ est un facteur correctif.

Le MDP étant défini, le but est alors de trouver comment faire agir un agent de telle sorte qu'il maximise une mesure donnée de la récompense à long terme. On définit à cet effet la *politique* qui représente la description du comportement d'un agent :

- Une *politique stationnaire*, $\pi : \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{A}$, spécifie pour chaque état l'action à faire. Le choix de l'action ne dépend que de l'état courant.
- Une *politique non-stationnaire* $\delta = (\pi_t, \dots, \pi_1)$ est une séquence de correspondance état-action indexée par le temps.

Etant donnée une politique π , on peut alors calculer l'espérance de la récompense $V^\pi(s)$ à partir de l'état s [Littman, 1996] :

$$V^\pi(s) = R(s, \pi(s)) + \beta \sum_{s' \in \mathcal{S}} T(s, \pi(s), s') V^\pi(s') \quad (3.1)$$

(le terme correctif β permet ici de contrôler le rapport entre la récompense immédiate et la récompense à long terme).

Il existe de nombreuses méthodes permettant de trouver la politique optimale d'un MDP parmi lesquelles l'algorithme *value iteration*, *policy iteration* ou bien encore des méthodes de programmation linéaire. Il existe par ailleurs des méthodes hybrides de résolution à partir de ces algorithmes [Laroche, 2000].

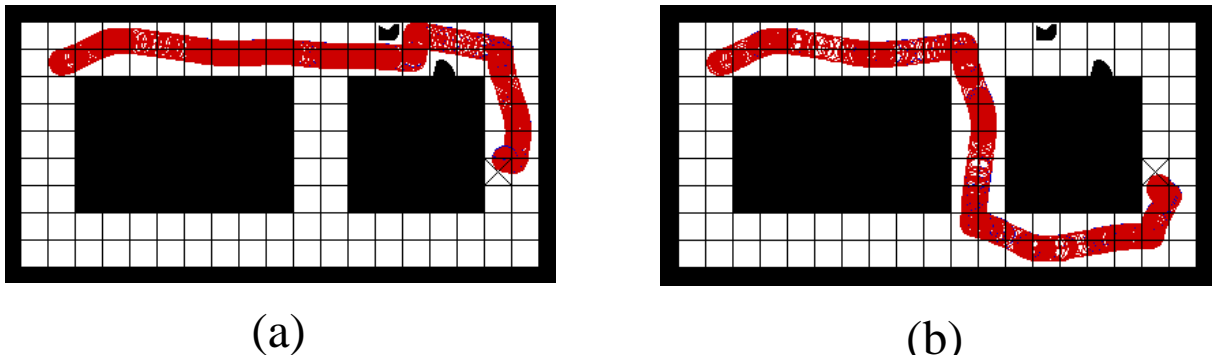


FIG. 3.9 – Exemples de planification selon le plus court chemin (a) et par résolution du MDP (b).

Les méthodes basées sur l'emploi des MDP sont intéressantes car elles reposent sur un formalisme mathématique permettant de donner les preuves de convergence des algorithmes. Cependant, on se trouve confronté rapidement au problème de l'explosion combinatoire rendant alors délicat l'usage des MDP dans le monde réel. la discrétisation de l'environnement, des perceptions et des actions préviennent leur utilisation dans le monde réel qui contient virtuellement un nombre infini d'états. Bien que des tentatives aient été faites pour aborder les problèmes continus [Munos, 1998], les MDP sont donc généralement restreints aux problèmes discrets et contenant relativement peu d'états.

3.3.3 Les modèles évolutionnistes

Les modèles évolutionnistes sont des modèles de résolution de problèmes basés sur les mécanismes de l'*évolution*. De façon plus précise, un modèle évolutionniste maintient une population d'individus qui évoluent selon les lois de la *sélection*, de la *reproduction* et de la *mutation* [Heitkoetter and Beasley, 2000]. Chaque individu de la population se voit affecter une *fitness*¹⁰ vis-à-vis du problème traité et l'algorithme est alors le suivant :

```

Algorithmme
// Initialisation du temps
t := 0;

// Initialisation d'une population aleatoire d'individus
initPopulation P (t);
// Evaluation de la fitness de tous
// les individus initiaux de la population
evaluate P (t);
// Test du critere d'arret (temps, fitness, etc.)
while not done do

    // Incrementation du compteur de temps
    t := t + 1;
    // Selection de la sous-population pour la reproduction
    P' := selectParents P (t);
    // Recombinaison des 'genes' parents
    recombine P' (t);
    // Mutation stochastique de la population
    mutate P' (t);
    // Evaluation de la fitness des nouveaux individus
    evaluate P' (t);
    // Selection des survivants selon leur fitness
    P := survive P,P' (t);
od

```

Les approches évolutionnistes dans le cadre de la robotique mobile requièrent donc d'une part un code permettant de coder une structure et de la décoder en terme d'actions de navigation, d'autre part, une mesure des aptitudes d'un individu en rapport avec le problème que l'on souhaite résoudre (fitness). Ces techniques ont été par exemple utilisées avec succès pour la construction d'architectures connexionnistes autorisant la locomotion d'un robot à six pattes [Gruau, 1993] ou bien encore dans la planification avec le modèle GA-Robot de [Ram *et al.*, 1994]. Ce modèle repose sur 3 comportements primaires et les techniques des algorithmes génétiques permettent d'explorer l'espace des comportements possibles (cf. figure 3.10). Il existe cependant une limitation forte à ce genre de techniques. La structure d'un individu décrit effectivement son comportement à partir d'une grammaire dont chaque élément possède une signification délimitée par le programmeur. De façon réductionniste, les modèles évolutionnistes permettent de recombinaison et de sélectionner des solutions parmi un ensemble prédéterminé et constituent des heuristiques permettant d'explorer cet espace de solutions de façon semi-aléatoire. Les interactions avec l'environnement dynamique s'en trouvent alors fortement limitées.

Par ailleurs, dans le cadre de la navigation autonome, l'évaluation d'un individu peut être

10. Terme anglais désignant l'aptitude d'un individu à survivre



FIG. 3.10 – *Les résultats du modèle GA-Robot. Evaluations selon les chemins les plus sûrs (a), les plus rapides (b) et plus directs (c).*

relativement longue, or il est généralement requis d'opérer avec une grande population afin d'autoriser un réel brassage des gènes et l'on se trouve alors confronté à des temps de calculs rédhibitoires. L'intérêt de ces modèles réside donc essentiellement dans l'exploration non aléatoire d'un espace de solutions. S'ils procurent des méthodes et des heuristiques efficaces pour l'exploration d'un espace de solutions, ils semblent néanmoins mal adaptés à la navigation autonome au sens où nous l'avons défini. Ils demeurent cependant très efficaces comme architectures adaptées et adaptatives dans la planification de trajectoires [Davidor, 1991].

3.3.4 Les modèles connexionnistes

Comme nous l'avons expliqué auparavant, les réseaux de neurones artificiels représentent des outils intéressants pour la navigation autonome car ils sont capables, à partir de traitements simples, de manipuler des informations de nature numérique. Cette propriété est fondamentale pour cette approche puisqu'elle permet d'éviter le problème de l'ancrage du symbole dans la réalité et qu'elle adopte plutôt la démarche inverse en permettant par ses mécanismes numériques simples l'émergence du comportement recherché. Ainsi, des outils très simples peuvent être mis en place pour implanter ce que l'on pourrait qualifier de comportement « intelligent ». Par exemple, la navigation autonome requiert la capacité d'éviter des obstacles (afin de ne pas endommager le robot). Une approche basée sur le symbole pourrait nécessiter la définition du symbole « obstacle » ainsi que de la stratégie à adopter lorsqu'un obstacle est rencontré. Or, Braitenberg démontre dans [Braitenberg, 1984] que des traitements de très bas niveau peuvent suffire au comportement d'évitement d'obstacles, sans vraiment reconnaître ni construire une représentation interne de la notion d'obstacle.

Cette propriété fondamentale du connexionnisme sera illustrée dans l'exemple qui suit. Un deuxième exemple, plus révélateur des capacités du connexionnisme d'inspiration biologique dans ce domaine, montrera comment une approche constructiviste permet de complexifier l'architecture pour, partant du même mécanisme réactif d'évitement d'obstacles, créer une représentation interne plus riche permettant des comportements plus « intelligents », sur la base d'une carte cognitive.

Évitement d'obstacles

Considérons un robot muni de deux roues dont les vitesses de rotation respectives donnent la vitesse et la direction du robot à tout instant. Considérons de plus que ce robot est muni sur sa périphérie d'un ensemble de capteurs infrarouges détectant la présence d'obstacles dans une direction privilégiée (cf. figure 3.11). Plus la valeur du capteur est élevée et plus l'obstacle

se trouve proche du capteur. L'algorithme de Braitenberg peut se résumer à l'idée que si un

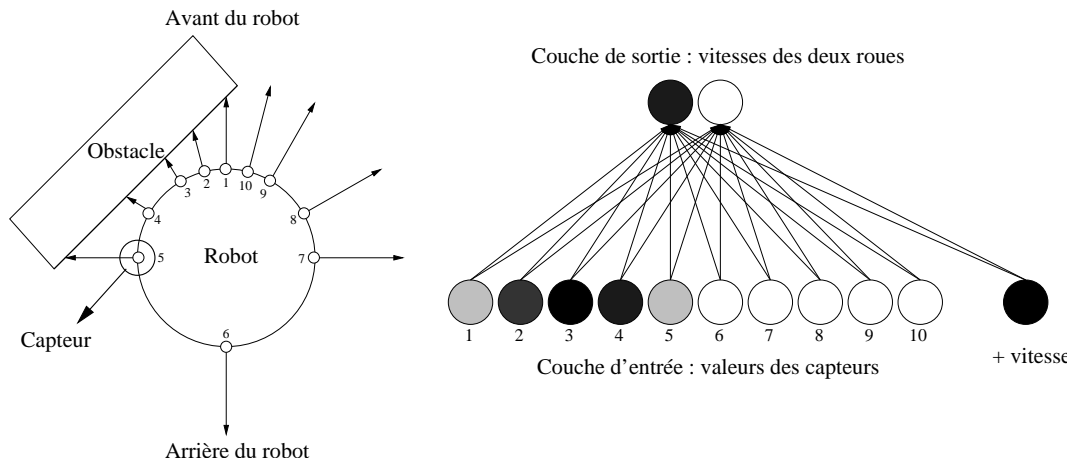


FIG. 3.11 – Un robot muni de capteurs périphériques. Un perceptron simple suffit à lui assurer un comportement d'évitement d'obstacles

obstacle est détecté sur un côté du robot, alors il suffit d'augmenter la vitesse de la roue de ce même côté proportionnellement à la valeur du capteur. Augmenter la vitesse de cette roue provoque effectivement le virage du robot dans la direction opposée à l'obstacle. Si l'on considère maintenant un simple perceptron qui se compose de :

- une couche d'entrée composée de $n + 1$ neurones (où n représente le nombre de capteurs du robot) recevant les valeurs des capteurs plus une activité constante représentant la vitesse du robot.
- une couche de sortie composée de deux neurones représentant respectivement les vitesses des deux roues du robot

alors il est facile de démontrer que l'on peut choisir les poids des connexions de façon à reproduire l'algorithme de Braitenberg.

Cet exemple nous montre donc comment il est possible de modéliser des comportements simples à l'aide du formalisme neuronal et d'architectures très simples. Cependant, s'il est évident que des comportements plus sophistiqués vont requérir des architectures plus complexes, le formalisme neuronal sait s'enrichir de mécanismes élaborés pour offrir des architectures homogènes permettant toujours d'éviter les écueils de l'explosion combinatoire et de l'ancrage du symbole mais réalisant des tâches beaucoup plus compliquées. A cet effet, nous souhaitons maintenant présenter l'architecture PerAc de Gaussier *et col.* qui illustre parfaitement les principes et mécanismes sous-tendant la conception d'une architecture connexionniste robuste pour la modélisation de comportements navigatoires allant des plus simples au plus élaborés.

L'architecture PerAc [Gaussier and Zrehen, 1995a]

L'architecture PerAc (pour Perception-Action, voir figure 3.12) développée par Gaussier *et col.* repose en partie sur la notion de cartes neuronales appelées PTM [Zrehen and Gaussier, 1994] (*Probabilistic Topological Map*) dont le fonctionnement est schématiquement le suivant :

- Tous les neurones d'une carte reçoivent en entrée le même vecteur binaire et chacun d'eux s'excite proportionnellement au degré de ressemblance de ce vecteur avec son propre jeu

de poids binaires.

- Le neurone le plus actif de la carte est désigné comme vainqueur et transmet une activité atténuée aux neurones voisins (au sens de la topologie de la carte) créant ainsi une bulle d'activité autour de lui.
- Les poids de chacun des neurones de la carte sont modifiés afin de ressembler à l'entrée proposée. Cette modification est probabiliste et proportionnelle à l'activité du neurone, i.e. plus un neurone est proche du vainqueur et plus ses poids ont de chances d'être modifiés.

Avec la présentation successive des entrées, les neurones vont se spécialiser sur une entrée particulière et deux neurones voisins répondront à deux entrées voisines.

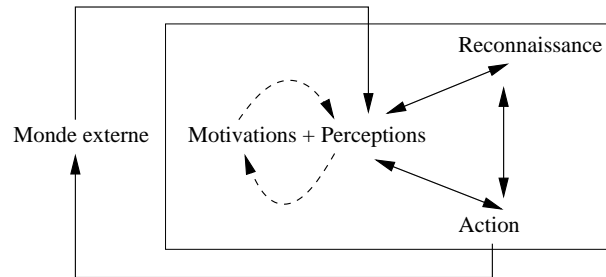


FIG. 3.12 – Le concept de l'architecture PerAc pour le contrôle de robots autonomes

Ce modèle de traitement de l'information d'inspiration biologique a permis dans un premier temps la modélisation d'un comportement réactif d'évitement d'obstacles [Gaussier and Zrehen, 1995b] sur un robot réel de type Khépéra muni de capteurs infrarouges. Le contexte théorique dans lequel s'inscrit cette architecture est l'approche constructiviste, ce qui signifie que l'architecture est développée par niveaux successifs : un module est d'abord conçu et expérimenté et ce n'est que lorsque ses résultats comportementaux sont bien établis que d'autres modules peuvent être ajoutés afin d'améliorer les performances du robot pour appréhender des tâches plus complexes. Ce contexte théorique a donc permis d'étendre de façon significative l'architecture pour arriver notamment à la notion de carte cognitive topologique vers laquelle nous nous dirigeons nous-même.

Dans un premier temps, un mécanisme relativement simple a été conçu pour permettre au robot de rejoindre un lieu donné depuis n'importe quel endroit de l'environnement. Pour ce faire, l'hypothèse est posée que le robot est capable de reconnaître des amers de l'environnement et de mesurer leur azimut par rapport à une direction fixe telle que par exemple le Nord magnétique. Le robot apprend alors la direction à prendre pour rallier le but à partir de quelques positions autour du but. Il suffit ensuite au robot d'identifier de quelle position il se trouve le plus proche pour emprunter la direction associée (cf. figure 3.13).

Finalement, cette architecture a été implantée sur un robot de type Koala, possédant une caméra CDD sur tourelle lui permettant de recevoir des images panoramiques de son environnement [Gaussier *et al.*, 1997, Gaussier *et al.*, 1998]. Sur la même idée de l'identification d'un lieu grâce aux configurations d'amers (qui sont ici des zones de rupture de la luminosité dans l'image), Gaussier *et col.* proposent un modèle permettant de construire et d'utiliser une carte cognitive topologique de l'environnement. Ce modèle permet de plus de gérer des motivations internes pouvant être éventuellement contradictoires.

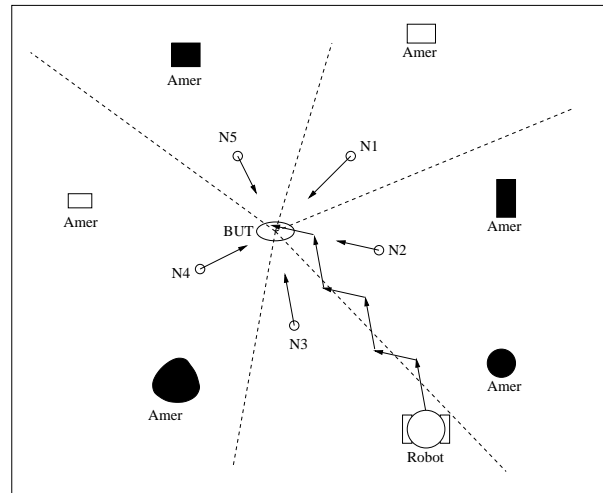


FIG. 3.13 – Un mécanisme simple permettant de rallier un but. Reproduit de [Gaussier and Zrehen, 1995b]

3.4 Discussion

Si nous venons de voir que l'intelligence artificielle est aujourd'hui capable d'offrir de multiples outils pour la résolution de problèmes complexes, la majorité de ces outils semblent néanmoins mal adaptés à la robotique autonome. En effet, nous pouvons successivement être confrontés au problème de l'*ancrage du symbole* dans le cas des systèmes à base de règles, à l'*explosion combinatoire* dans le cas des MDP ou bien encore à des problèmes directs d'*inadaptation au problème* traité dans les cas des algorithmes génétiques. Dans le même temps, nous avons vu que les réseaux de neurones artificiels semblent quant à eux représenter une solution plus adaptée aux problèmes de cette robotique autonome. Ainsi, l'architecture PerAc de Gaussier *et col.* démontre dans un premier temps les possibilités intrinsèques des réseaux de neurones artificiels dans le traitement de l'information. En effet, à partir d'un flux numérique d'une caméra CDD et d'un ensemble de capteurs, ils proposent une architecture robuste permettant la navigation et le comportement autonome dans un environnement inconnu sur la base de la construction et de l'utilisation d'une carte cognitive topologique. De plus, cette architecture souligne bien les propriétés de robustesse et de résistance au bruit des réseaux de neurones artificiels. Mais au delà de cette architecture, le point fondamental à retenir est ce paradigme constructiviste dans lequel s'inscrivent ces travaux. En cela, cette architecture est exemplaire dans ce sens où elle démontre par son existence et son évolution la possibilité d'étendre un principe de traitement de l'information à des architectures de plus en plus élaborées. Notre travail s'inscrit lui aussi dans ce cadre théorique. Nous pensons en effet que le formalisme neuronal est à même d'offrir cette base unifiée nécessaire à la réalisation de modèles homogènes. Dès lors, les conceptions de modèles relativement simples et dont on connaît parfaitement les possibilités peuvent venir soutenir des architectures plus complexes permettant alors la modélisation de comportements plus élaborés.

Il est à noter que l'architecture PerAc dont nous venons de souligner les propriétés s'inspire elle aussi, pour ses développements vers le comportement autonome et les cartes cognitives topologiques, de la structure cérébrale de l'hippocampe que nous décrirons au chapitre suivant et

qui sera également au centre de nos travaux de modélisation. Lors de la description de cette structure, nous évoquerons les rôles qui lui sont attribués. Parmi ces rôles, des études poussées du comportement de navigation chez le rat ont dégagé la notion de cellules de lieu. C'est sur cette notion que les travaux de Gaussier *et col.* sont centrés. Pour notre part, nos travaux auront pour origine le rôle de mémoire déclarative prêtée à cette même structure d'après les études chez l'Homme.

Comme nous le soulignerons plus loin, ces deux rôles ne sont pas antinomiques et nous le démontrerons en choisissant également comme application la navigation autonome (qui est aussi une compétence reconnue chez l'Homme). Nous l'évoquerons également plus loin, nous pensons que choisir comme cadre la mémoire déclarative offre des perspectives intéressantes, d'une part car elle donne potentiellement accès à toutes les autres compétences cognitives humaines et d'autre part car elle permet, à travers le développement parallèle de la notion de mémoire procédurale et du modèle riche de cortex qui lui est associée, de développer, toujours selon cette même approche constructiviste, d'autres mécanismes associant ces deux mémoires et offrant de nouvelles propriétés cognitives très puissantes à nos modèles. Nous allons maintenant présenter le contexte biologique qui inspire nos modélisations ainsi que les mécanismes qui les sous-tendent. Nous pourrons alors comprendre dans quelle mesure ces rôles « génériques » des mémoires humaines peuvent soutenir des comportements spatiaux.

Chapitre 4

Le cerveau comme cadre de modélisation

« Une pomme est posée sur la table. Mon cortex visuel la voit ; mon cortex temporal associatif dit : « Elle a l'air bonne ». Mon cortex pariétal conclut : « Je vais la manger ». Mon cortex frontal dit alors : « Je vais la porter à ma bouche et la croquer », ce que fait mon cortex moteur, sous le contrôle vigilant de mon cortex somesthésique. Et tout mon cerveau se régale. »

Biologie des passions, Jean-Didier Vincent

Sommaire

4.1	Le cerveau	70
4.1.1	L'abondance de l'information sensorielle	70
4.1.2	La surenchère des effecteurs	70
4.1.3	Les boucles sensorimotrices	71
4.1.4	Une organisation modulaire	72
4.2	Le cortex cérébral	72
4.2.1	Anatomie	74
4.2.2	Les aires sensorielles	74
4.2.3	Les aires motrices	74
4.2.4	Les aires associatives du cortex postérieur	75
4.2.5	Les aires associatives du cortex frontal	75
4.2.6	L'unité corticale de traitement de l'information	75
4.3	L'hippocampe	77
4.3.1	Anatomie	79
4.3.2	Connexions de la formation hippocampique	81
4.3.3	Rôles supposés de l'hippocampe	81
4.3.4	L'hippocampe, une mémoire déclarative	84

4.1 Le cerveau

Comme il a été évoqué dans l'introduction, le cerveau représente à l'heure actuelle la seule structure observable dont nous disposons pour l'étude du comportement autonome. Or, les différentes études du cerveau ont produit une masse encyclopédique de connaissances à différents niveaux de détail, depuis la description globale des aires fonctionnelles jusqu'à la description des différentes molécules impliquées dans le mécanisme de neuromédiation. Ayant précisé que nous souhaitons choisir ce domaine d'inspiration comme cadre de modélisation, il nous appartient donc d'en fixer les limites, ce que nous nous proposons de faire dans cette section.

4.1.1 L'abondance de l'information sensorielle

Dennett propose dans son livre [Dennett, 1991] l'expérience de pensée qui consiste à désincarner un cerveau humain et à recréer l'ensemble de ses perceptions de façon artificielle (en supposant que l'on dispose des appareils adéquats). On se propose alors de créer la sensation d'un corps allongé sur une plage par une chaude journée d'été, balayée par le vent. Ce scénario implique dans un premier temps de créer l'univers visuel adéquat, puis de créer les sensations liées à chaque grain de sable au contact de la peau : forme, poids, texture, odeur, chaleur... Il faut par ailleurs créer les perceptions liées au passage du vent sur la peau ainsi que son interaction avec les grains de sable, créer la sensation de chaleur avec les éventuelles gouttes de sueur ruisselant sur la peau, créer la sensation de pression globale sur le corps, le cœur qui bat, les poumons qui respirent, ajouter à cela une odeur de plage et d'océan : une telle entreprise demeurera probablement longtemps hors de notre portée. La raison principale de cet état de fait est que le corps humain possède une impressionnante panoplie de capteurs (de l'ordre de plusieurs millions) : visuels, auditifs, tactiles, olfactifs, gustatifs, thermiques ou bien encore somesthésiques. Certains de ces capteurs sont localisés sur un organe spécialisé (nez, bouche, yeux, oreilles) alors que d'autres sont répartis sur l'ensemble du corps (extra-corporel ou intra-corporel).

Or, chacun de ces capteurs est susceptible d'envoyer à tout instant des informations en direction du cerveau et requiert en conséquence un traitement adéquat de la part de ce dernier. La nature même de ce traitement dépend directement de la nature du capteur : si l'information visuelle bénéficie d'un « traitement de faveur » dans la mesure où l'ensemble du lobe occipital du cortex humain lui est consacré, l'information thermique nécessite par exemple la mise en œuvre d'un nombre plus restreint de centres nerveux. Quelle que soit la nature de ce traitement, le cerveau doit assurer un traitement parallèle et simultané d'une grande quantité d'informations, établissant éventuellement une hiérarchie dans l'urgence des traitements du fait de la nature préemptive des organes moteurs (si je me trouve dans une pièce en feu, l'information « je suis un peu fatigué » peut être mise en attente car je ne peux pas courir **et** me reposer).

4.1.2 La surenchère des effecteurs

En miroir de la perception se trouve l'action, ce qui signifie notamment que pratiquement chaque catégorie de capteurs se voit associer une catégorie d'effecteurs. Les plus accessibles à la pensée sont les organes moteurs tels que les bras, les jambes, les pieds, les mains ou bien encore les doigts qui requièrent chacun la collaboration de plusieurs muscles pour assurer des mouvements fluides et précis. De même, la production de la parole requiert le contrôle de la forme de la bouche, de la langue, de la gorge et du souffle. Il faut garder à l'esprit qu'il existe par ailleurs au sein du corps humain de nombreuses autres catégories d'effecteurs permettant de réguler l'ensemble du système et de le maintenir dans sa zone de viabilité. Par exemple, le contrôle de la température

interne s'effectue via l'activation ou la désactivation des sécrétions des glandes sudoripares alors que le passage à l'état de sommeil requiert la libération de neuro-médiateurs spécifiques. Même en état de sommeil, le corps n'est pas au repos, le cœur continue de fonctionner ainsi que les poumons, la température est maintenue et les sens restent en éveil bien que grandement inhibés.

Cette gestion des effecteurs requiert donc de la part du cerveau une aptitude unique à gérer simultanément un grand nombre d'informations afin d'effectuer en retour les actions adéquates. Or, étant donné le volume informationnel, la boucle perception/action requiert une structuration et une organisation précise du traitement de l'information.

4.1.3 Les boucles sensorimotrices

Le paradigme de la perception sans l'action est inutile dans le sens où sans l'action, l'état du monde (externe ou interne) ne peut être changé de façon volontaire, ce qui signifie que la survie, même à court terme, n'est pas envisageable. De même, le paradigme de l'action sans la perception n'est pas viable puisqu'alors, aucune information n'est disponible pour engager telle ou telle action. Le traitement de l'information par le cerveau se fait principalement selon une boucle perception/action comme illustré sur la figure 4.1 :

- chaque action entraîne une modification des perceptions (internes ou externes)
- chaque perception entraîne une modification du schéma d'action

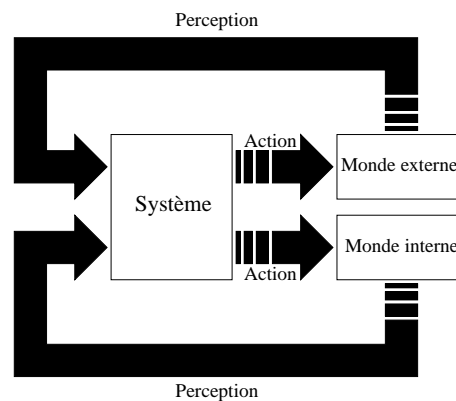


FIG. 4.1 – La boucle perception-action ou sensori-motrice

Selon ce schéma, il existe une multitude de boucles sensori-motrices locales permettant de gérer les situations les plus courantes. Ainsi, le fait d'attraper un objet sur une table requiert généralement un effort minimal de concentration. Or, ce geste si anodin en soi résulte en fait de la mise en œuvre d'un nombre impressionnant de centres sensoriels et moteurs. En effet, en dehors du phénomène d'intentionnalité consistant à vouloir saisir un objet (et qui là aussi résulte de l'interaction d'une multitude de centres nerveux), il faut néanmoins :

- repérer l'objet et estimer grossièrement ses propriétés fondamentales (poids, taille, forme, texture, ...)
- juger de la faisabilité du mouvement (objet trop loin, trop près, trop lourd, ...)
- sélectionner une méthode de saisie appropriée (au dessous, au dessus, en pince, ...)
- engager le geste de saisie sous le contrôle des yeux (on parle de coordination sensorimotrice œil-main)

- saisir l'objet selon la méthode sélectionnée

Ces boucles sensorimotrices, ces procédures élémentaires, résultent en fait d'un apprentissage relativement long chez l'homme. Ainsi, le nouveau né dans les premières semaines de sa jeune existence est incapable de saisir un objet et il doit apprendre cette coordination selon un schéma essai/erreur « classique ». Il faut noter que cet apprentissage est rendu possible par l'organisation structurelle du cerveau. Dans le cadre de la robotique autonome, l'étude de cette organisation structurelle nous est précieuse puisqu'elle peut nous permettre de construire des structures similaires, autorisant alors l'apprentissage autonome de telles procédures. Nous nous proposons donc de décrire dans les sections suivantes les grandes lignes de cette organisation cérébrale.

4.1.4 Une organisation modulaire

Les données brutes sur le cerveau suffisent à démontrer le degré de complexité de cet organe : le nombre total de cellules nerveuses de l'encéphale avoisine les 100 milliards chez l'Homme et chaque neurone établit en moyenne quelque 10 000 contacts avec d'autres cellules nerveuses. Si l'on ajoute le fait qu'il existe de nombreuses catégories de neurones qui peuvent libérer différents neuromédiateurs, il devient alors évident que la compréhension du cerveau ne passe pas par la compréhension du rôle individuel de chaque neurone. Ce cerveau si mystérieux n'est cependant pas une masse uniforme mais se compose de différentes structures. Au travers de son évolution, le cerveau a ainsi acquis trois structures principales qui sont apparues progressivement et qui se sont superposées telles des couches archéologiques. Ces trois structures sont respectivement le *cerveau reptilien*, le *cerveau mammalien* et le *néocortex*. Le cerveau reptilien fait référence aux structures primitives du cerveau qui ressemblent à celles que possèdent les reptiles, c'est-à-dire le tronc cérébral qui comprend le bulbe rachidien et le mésencéphale. On lui attribue la responsabilité des instincts, des réflexes innés ainsi que du rythme circadien (rythme biologique éveil/sommeil). Le cerveau mammalien correspond quant à lui au système limbique. On le considère souvent comme le « siège des émotions ». Les sentiments d'affection que l'on retrouve chez la plupart des mammifères trouveraient principalement leurs origines dans le système limbique. Le néocortex constitue (cf. figure 4.2) quant à lui la dernière phase d'évolution de cerveau et assure une partie des apprentissages de types procéduraux tels que définis auparavant. Nous ne pouvons cependant prétendre faire ici une présentation détaillée du cerveau. Celui-ci est en effet la structure la plus complexe connue aujourd'hui et une thèse ne suffirait pas à décrire le simple fonctionnement d'un neurone. Au lieu de quoi, nous orienterons notre présentation vis-à-vis des notions de mémoire procédurale et de mémoire déclarative. Il semble aujourd'hui établi que ces deux types de mémoires peuvent être respectivement attribués aux structures du cortex et de l'hippocampe. Nous nous proposons donc de détailler ces deux structures afin de mieux comprendre les mécanismes sous-tendant les mémoires procédurales et déclaratives.

4.2 Le cortex cérébral

Le cortex cérébral fait l'objet d'expérimentations, de théories et de modèles de plus en plus nombreux. Si la compréhension de son fonctionnement est de mieux en mieux appréhendée au travers des divers mécanismes impliqués, ceux-ci restent néanmoins des modèles et des théories que l'on peut tenter de vérifier ou de réfuter par l'expérimentation. La présentation du cortex que nous proposons de faire ici est basée sur un *modèle* de cortex proposé par Yves Burnod [Burnod, 1989]. Le lecteur gardera donc à l'esprit qu'il existe d'autres théories et modèles à même d'expliquer tout ou partie du fonctionnement du cortex. Le choix que nous faisons, s'il est

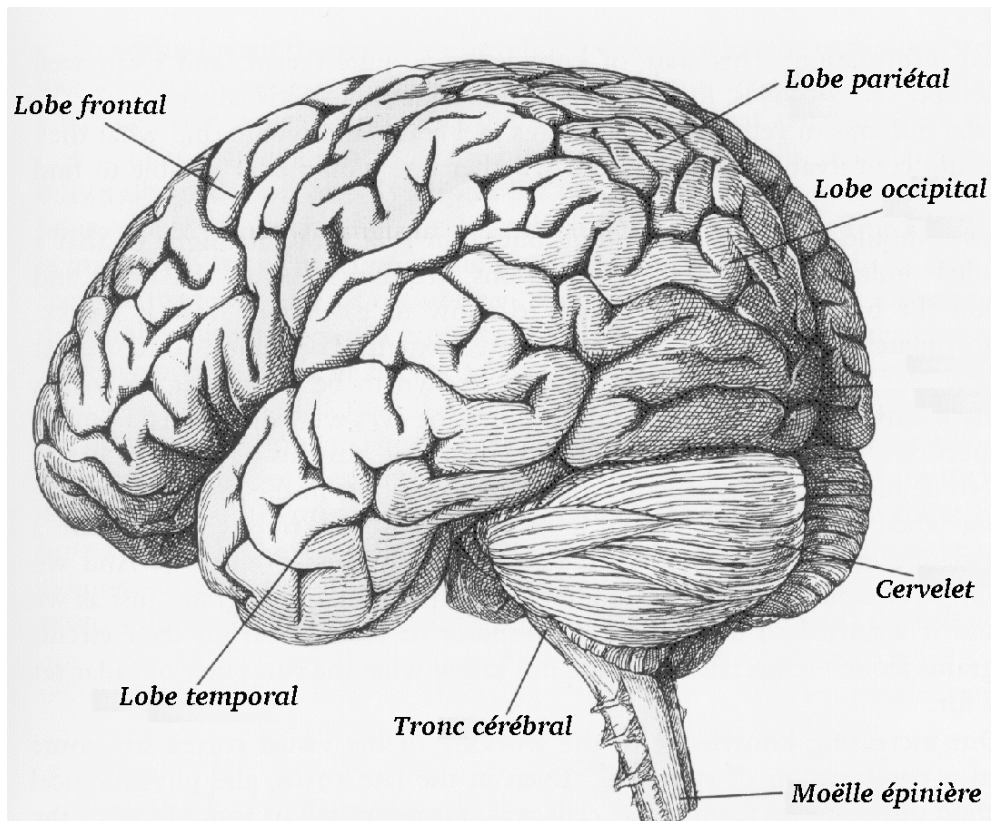


FIG. 4.2 – Vue d'ensemble du cerveau avec les différents lobes (frontal, pariétal, temporal et occipital) du cortex ainsi que le cervelet, le tronc cérébral et la moëlle épinière.

arbitraire, est néanmoins argumenté dans le sens où nous possédons une grande expérience de ce modèle et que les mécanismes qu'ils proposent nous paraissent bien adaptés à nos besoins.

4.2.1 Anatomie

Le cortex cérébral humain est une feuille chiffonnée déformée par les circonvolutions qui donnent son aspect caractéristique au cerveau. Cette feuille, d'une aire approximative de $0,25m^2$ dont l'épaisseur ne dépasse pas $2mm$, peut être étudiée selon plusieurs approches. On peut désirer appréhender le cerveau selon une organisation en lobes (lobe frontal, temporal, occipital et pariétal), en aires fonctionnelles [Brodmann, 1909] ou bien encore en aires modales et c'est cette dernière approche qui va ici nous intéresser. En effet, l'organisation structurelle et modale du cortex nous offre un exemple de contexte de modélisation où une représentation distribuée et multimodale de l'information peut prendre place. L'intégration de données numériques brutes en représentation structurée et sub-symbolique est possible au travers d'une hiérarchie de cartes multimodales et il est donc possible de conserver jusqu'à un certain point la robustesse de cette information numérique brute tout en la manipulant à un plus haut niveau. De plus, les mécanismes corticaux d'apprentissage (essentiellement dans le cortex postérieur) sont de nature statistique et lente et effectuent de fait une extraction des régularités du monde au travers de la construction de séquences temporelles stéréotypées. Ce type d'apprentissage correspond en fait à des aptitudes procédurales.

4.2.2 Les aires sensorielles

Ces aires mono-modales cartographient l'information sensorielle en miroir des différents récepteurs du corps qui peuvent se décomposer en 5 pôles sensoriels principaux :

- audition (A)
- vision (V)
- système somesthésique (S)
- olfaction (O)
- système hormonal (SH)

Ce flux d'information est structuré de façon à conserver la topologie, depuis les récepteurs périphériques jusqu'aux cartes corticales sensorielles, ce qui signifie que deux capteurs élémentaires physiquement voisins posséderont des représentations corticales physiquement voisines. Le rôle de ces aires corticales est comparable à un filtre permettant de reconnaître des motifs d'activation des capteurs et chacune des unités d'une aire sensorielle est dédiée à un motif d'activation particulier des capteurs. Par exemple, les unités corticales recevant l'activité d'une même zone de la rétine peuvent se spécialiser sur une orientation particulière différant de quelques degrés seulement.

4.2.3 Les aires motrices

De même qu'il existe des aires corticales associées aux capteurs corporels, il existe des aires corticales dédiées aux actions motrices. Ces aires permettent notamment d'effectuer une action sur le monde interne (e.g. sécrétion d'hormone) ou sur le monde externe (e.g. mouvement de la main). Il est à noter que ces aires motrices peuvent être considérées complètement indépendantes dans le sens où les actions commandées par leur intermédiaire peuvent être parallèles (i.e. co-occurrence de plusieurs actions permettant par exemple de bouger les doigts et la main), indépendantes (i.e. une action peut être ou non liée à une autre permettant par exemple de parler tout en regardant son interlocuteur) ou simultanées (i.e. déclenchement de deux actions distinctes

dans le même temps). Il est à noter que si cette propriété d'indépendance existe du fait de l'architecture distribuée de ces cartes motrices, elle peut être outrepassée à l'aide d'aires corticales plus intégrées permettant de diriger et de coordonner plusieurs aires corticales motrices.

4.2.4 Les aires associatives du cortex postérieur

Ces aires polymodales sont essentielles à l'organisation du cortex puisqu'elles autorisent l'association d'au moins deux aires corticales dont le type est quelconque (e.g. sensoriel×sensoriel, sensoriel×moteur, associatif×associatif). Cette architecture permet par exemple la coordination sensori-motrice directe dans le cas d'une association entre une aire sensorielle et une aire motrice (e.g. coordination œil-main). De plus, ces aires associatives peuvent aussi associer deux aires sensorielles ou bien deux aires associatives, autorisant ainsi une représentation plus structurée et plus intégrée de l'information.

Dans cette hiérarchie, le cortex entorhinal constitue sans doute le plus haut niveau d'intégration du cortex puisque l'ensemble des aires associatives sont intégrées au sein de cette structure. Celle-ci constitue de fait une représentation intégrée de l'activité corticale et son activité reflète celle du cortex entier. Comme nous le verrons dans la section 4.3.4, le cortex entorhinal joue un rôle central dans les relations entre le cortex et l'hippocampe, auquel il est fortement connecté.

4.2.5 Les aires associatives du cortex frontal

D'un point de vue fonctionnel, les aires préfrontales doivent être distinguées de leurs homologues du cortex postérieur. En effet, ces premières sont généralement orientées vers l'action et jouent un rôle majeur dans l'organisation temporelle du comportement. De plus, des relations privilégiées avec le cortex postérieur et la présence d'un mécanisme temporel spécifique au sein des unités préfrontales (bistable voir [Frezza-Buet, 1999] pour une description détaillée) autorisent ces aires préfrontales à construire et coordonner des séquences dynamiques et temporelles sur la base des séquences du cortex postérieur (e.g. guidage de la main vers un but actuellement dans le champ de l'attention).

4.2.6 L'unité corticale de traitement de l'information

La présentation que nous faisons ici constitue un bref résumé du modèle biologique tel qu'il est décrit dans [Burnod, 1989]. Nous recommandons au lecteur qui souhaiterait plus de détails de se reporter à [Burnod, 1989] concernant la description biologique complète et à [Alexandre, 1990, Alexandre *et al.*, 1991] pour le modèle informatique correspondant.

Selon ce modèle proposé par [Burnod, 1989], le cortex est constitué d'un ensemble d'unités corticales de base appelées **minicolonnes**, organisées selon une topologie bidimensionnelle, et qui correspondent chacune à un petit groupe de neurones pyramidaux (de l'ordre de la centaine) reliés étroitement entre eux (directement ou par des interneurons qui peuvent moduler leur couplage) et formant ainsi l'unité fonctionnelle minimale. L'activité de la minicolonne se définit presque entièrement par l'activité des neurones pyramidaux qui la constituent et, de façon similaire au cortex, cette minicolonne est organisée en couches dont les communications sont organisées laminairement comme le montre la figure 4.3. Les couches supérieures de I à III assurent la communication entre les colonnes du cortex grâce aux connexions latérales de voisinage entre colonnes voisines ayant des fonctions proches mais aussi entre colonnes distantes vers d'autres régions du cortex. La couche IV est celle qui reçoit l'entrée perceptive du thalamus. Les couches V et VI se chargent quant à elles d'envoyer l'information vers des structures extra-corticales

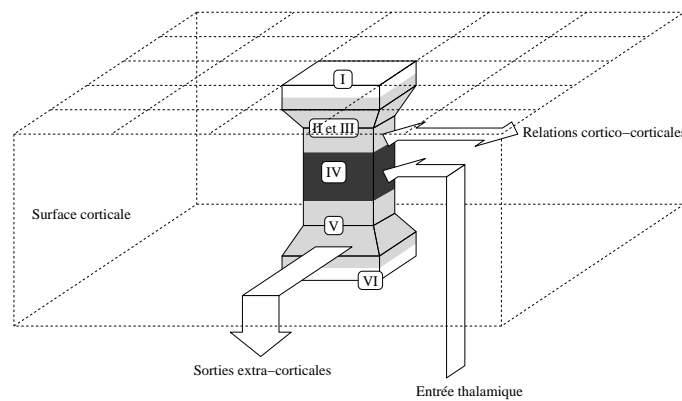


FIG. 4.3 – Les six couches de la minicolonne avec ses principales voies de communication selon [Burnod, 1989]

(on observe cependant des variations de cette présentation schématique selon la zone corticale considérée)

Dans une approche fonctionnelle, cette minicolonne peut être appréhendée comme un automate cellulaire dont l'activation représente la réalisation d'un but élémentaire. Ce but peut être perceptif, auquel cas on cherche à obtenir une perception élémentaire, ou moteur, auquel cas on cherche à déclencher un mouvement moteur élémentaire. Cependant, l'obtention de ce but est soumise à des conditions de réalisation (présence des entrées thalamiques), ce qui signifie qu'une minicolonne pourra s'exciter si et seulement si les conditions nécessaires à son excitation sont effectivement réunies. L'une des propriétés fondamentales de ces unités est alors de pouvoir « demander » ces conditions d'excitation via la construction de séquences cortico-corticales.

Dans ce modèle, la colonne présente trois niveaux d'activation :

- Le niveau *inhibé* correspond à un état où les neurones pyramidaux sont presque inactifs.
- L'état *appelant* correspond à l'excitation des entrées thalamiques de la couche IV ou (exclusif) des entrées corticales excitatrices des couches II et III qui ne suffisent généralement pas à la pleine excitation des neurones pyramidaux, la colonne se trouve alors dans un état de forte sensibilité qui correspond à la recherche de la réalisation du but représenté par la colonne.
- L'état *excité* correspond à l'excitation des neurones pyramidaux sous l'influence simultanée des entrées thalamiques et des entrées corticales.

La phase de sensibilisation, provenant de l'excitation partielle de la part d'autres colonnes ou du thalamus, correspond à un *appel* en ce sens qu'une colonne sensibilisée qui n'obtient pas son entrée thalamique (et donc la réalisation de son but) va alors propager cette sensibilisation vers d'autres colonnes tant qu'elle est sensibilisée et jusqu'à ce que son entrée thalamique soit présente (le but étant alors réalisé). L'apprentissage au sein du cortex revient alors à mettre en place des relations d'excitation et d'inhibition au niveau des liens intra-corticaux, de sorte à canaliser la propagation des sensibilisations, c'est-à-dire de sorte à diriger l'appel. Celui-ci sera ainsi canalisé vers les colonnes motrices, qui ont la particularité de pouvoir s'exciter en l'absence d'entrée thalamique pour déclencher une action. Si la canalisation est correcte, une colonne appelante, en provoquant le déclenchement d'actions suite aux appels qu'elle propage va provoquer la modification de l'environnement et va amener le cortex dans un état où la perception externe activera son

entrée thalamique autorisant alors l'excitation de la colonne et provoquant la réalisation du but. C'est ainsi par exemple qu'une colonne d'une aire associative dont le but est de percevoir la main en vision centrale saura, par apprentissage, envoyer un appel vers les aires motrices dirigeant le bras pour le faire bouger jusqu'à la place recherchée, ce qui sera validé par les aires visuelles avant d'être transmis à la colonne appelante qui verra ainsi son but réalisé [Alexandre, 1990].

Par ailleurs, le but que représente une minicolonne n'est pas initialement « câblé » mais est défini adaptativement par l'apprentissage. De façon plus détaillée, les minicolonnes sont généralement regroupés en paquets appelés **maxicolonnes** et regroupent des minicolonnes recevant les mêmes entrées perceptives. Initialement, un flux d'information quelconque est capable d'activer de façon modérée l'ensemble de ces minicolonnes. Une partie de l'apprentissage cortical repose alors sur un mécanisme de spécialisation des minicolonnes qui cherche à contraster leur activité respective. Au lieu de s'activer modérément tout le temps, ces minicolonnes vont s'activer ponctuellement mais de façon forte, désignant par là qu'elles ont identifié dans le flux d'information le motif sur lequel elles se sont spécialisées. On opère ainsi une sélection plus fine de l'information et une maxicolonne finit par regrouper un ensemble de minicolonnes spécialisées pouvant être vues comme une batterie de filtres opérant sur la même information.

A l'intérieur d'une maxicolonne, les minicolonnes sont donc capables de s'exciter fortement sur un masque d'entrée particulier (leur filtre) et d'inhiber les autres minicolonnes. Dans l'exemple de la figure 4.4, on peut voir une maxicolonne dont chaque minicolonne se trouve reliée aux mêmes entrées d'une sous partie de la rétine. Au temps $t=1$, on présente sur la rétine une forme noire qui va provoquer dans un premier temps une activité modérée des minicolonnes et dans un deuxième temps, une partie des minicolonnes va se spécialiser sur la détection de la couleur noire et inhibera les autres minicolonnes de la maxicolonne. Au temps $t=2$, une forme blanche est présentée. Les minicolonnes spécialisées sur la couleur noire ne s'activent pas alors que les autres possèdent une activité modérée et une partie va donc pouvoir se spécialiser sur cette couleur blanche. Selon ce même principe de spécialisation, au temps $t=3$ et $t=4$ des minicolonnes vont se spécialiser sur une forme carrée noire et une forme carrée blanche.

Enfin, il faut souligner que l'apprentissage dans le cortex est lent et statistique (ce qui correspond bien aux caractéristiques de l'apprentissage procédural), c'est à dire que le renforcement des connexions entre les minicolonnes est effectué de façon progressive, permettant ainsi de rendre compte au mieux des régularités observées. Un événement n'allant pas dans le sens d'observations effectuées auparavant n'aura alors qu'une faible influence sur la mémorisation.

Les possibilités de manipulation procédurale du cortex reposent donc sur ces trois principes que sont :

- la spécialisation des minicolonnes sur un masque particulier d'entrée
- la possibilité de construire des séquences causales cortico-corticales
- un apprentissage statistique lent permettant d'appréhender les régularités du monde

On trouvera une version simplifiée de ces mécanismes dans le 5.3.5 de la partie II et une version détaillée dans [Frezza-Buet, 1999].

4.3 L'hippocampe

Le système limbique se décompose en 4 régions fonctionnelles distinctes (cf. figure 4.5) parmi lesquelles le septum (la régulation de l'agressivité et du plaisir), les noyaux amygdaliens (sensations et souvenirs et un rôle prépondérant dans l'apprentissage par le biais de la récompense et de la punition), les tubercules mamillaires (consolidation de la mémoire des faits récents)

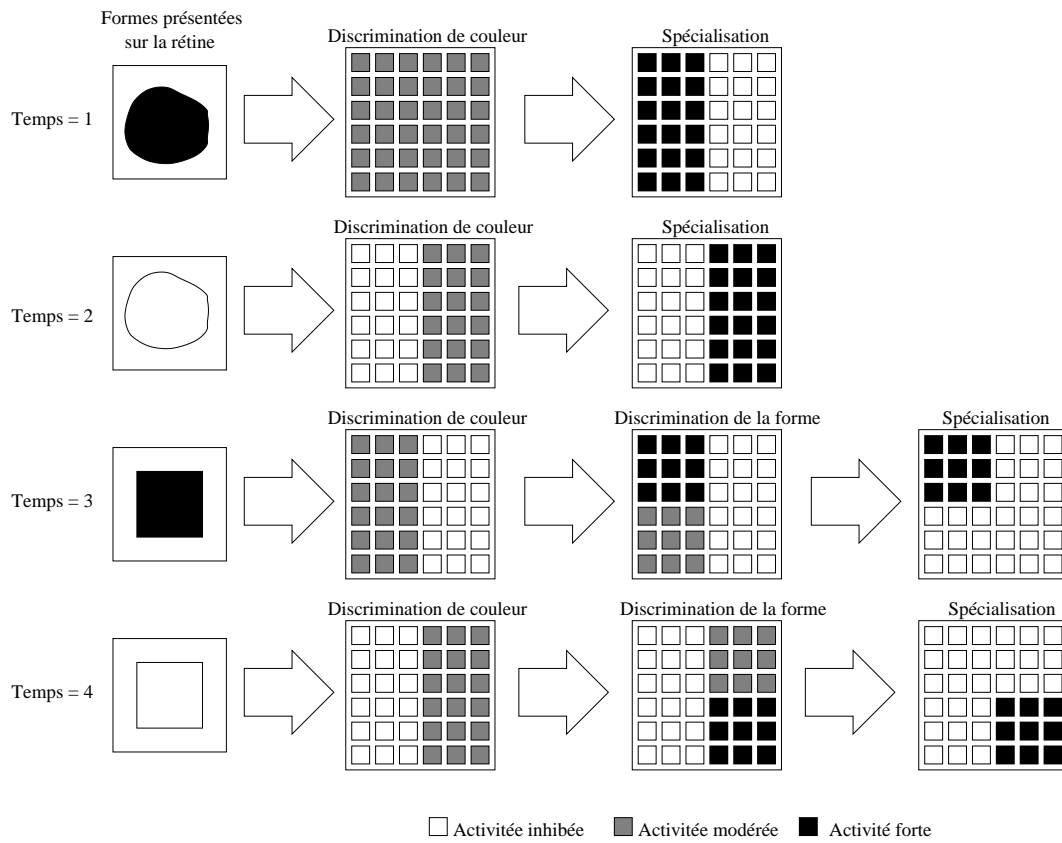


FIG. 4.4 – Spécialisation d'une matricolonne

et l'hippocampe (la mémoire et son transfert éventuel vers le néocortex). C'est cette structure de l'hippocampe qui nous intéresse ici. De nombreux travaux expérimentaux chez l'animal et chez l'Homme tendent à montrer que la formation hippocampique est fortement impliquée dans les mécanismes d'apprentissage et de mémorisation. Les lésions de cette structure provoquent généralement une incapacité à acquérir de nouvelles connaissances. En fait, le rôle exact de l'hippocampe est encore controversé, mais avant d'examiner les diverses théories existantes, nous allons d'abord présenter cette structure relativement archaïque de notre cerveau.

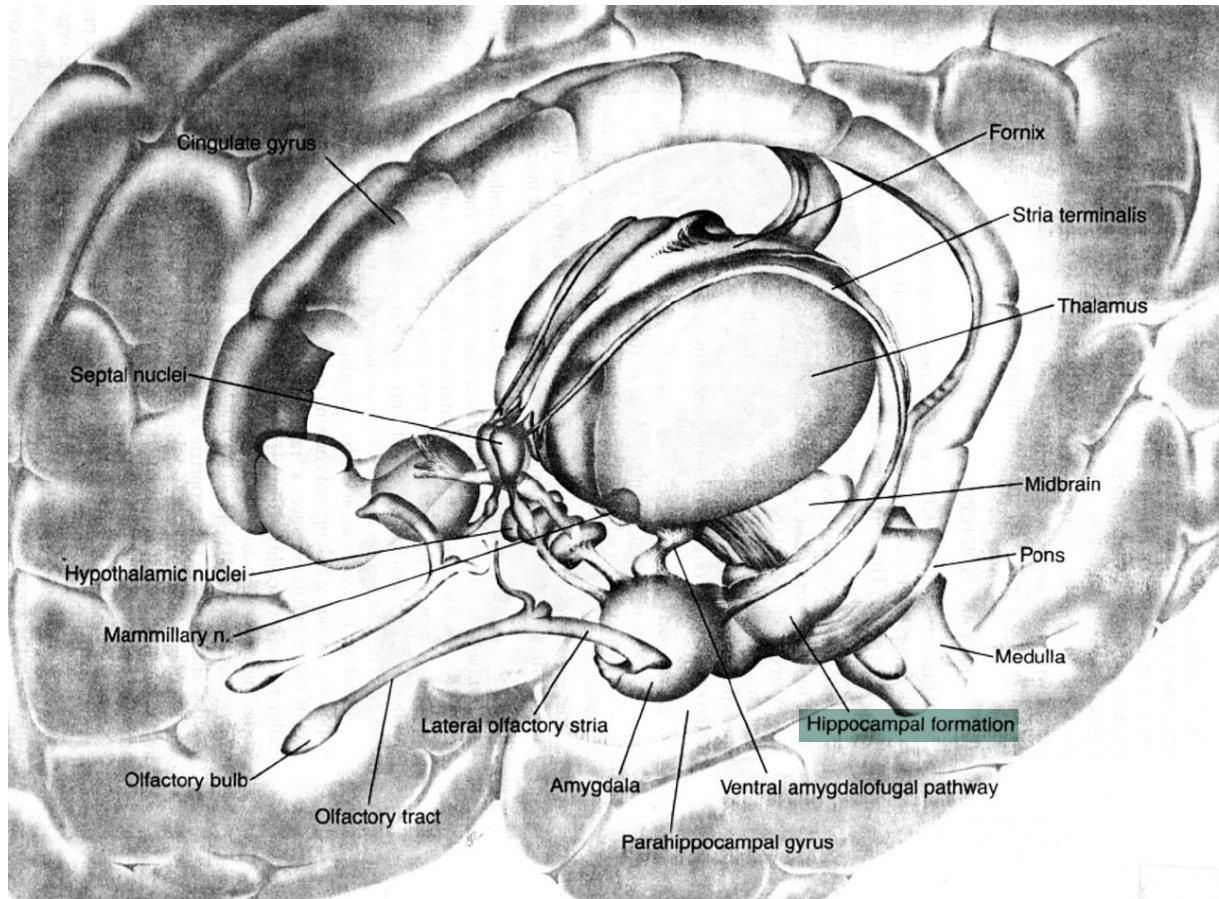


FIG. 4.5 – *Le système limbique*

4.3.1 Anatomie

Nous souhaitons donner ici seulement quelques éléments anatomiques concernant la formation hippocampique. Pour une description détaillée on pourra se reporter à [Miller, 1991, Amaral *et al.*, 1990].

L'hippocampe est une structure localisée dans le système limbique sur la face interne du lobe temporal (cf. figure 4.6). Nommé aussi Corne d'Ammon, Cornus Ammonis ou bien encore CA, il se distingue par ses neurones pyramidaux groupés en une région très dense et se subdivise en 4 régions, CA1, CA2, CA3 et CA4 (selon une définition stricte de l'hippocampe). Les régions CA2 et CA4 sont cependant de taille réduite et sont de plus mal définies anatomiquement, on ne considère donc généralement que les régions CA1 et CA3. La formation hippocampique comprend

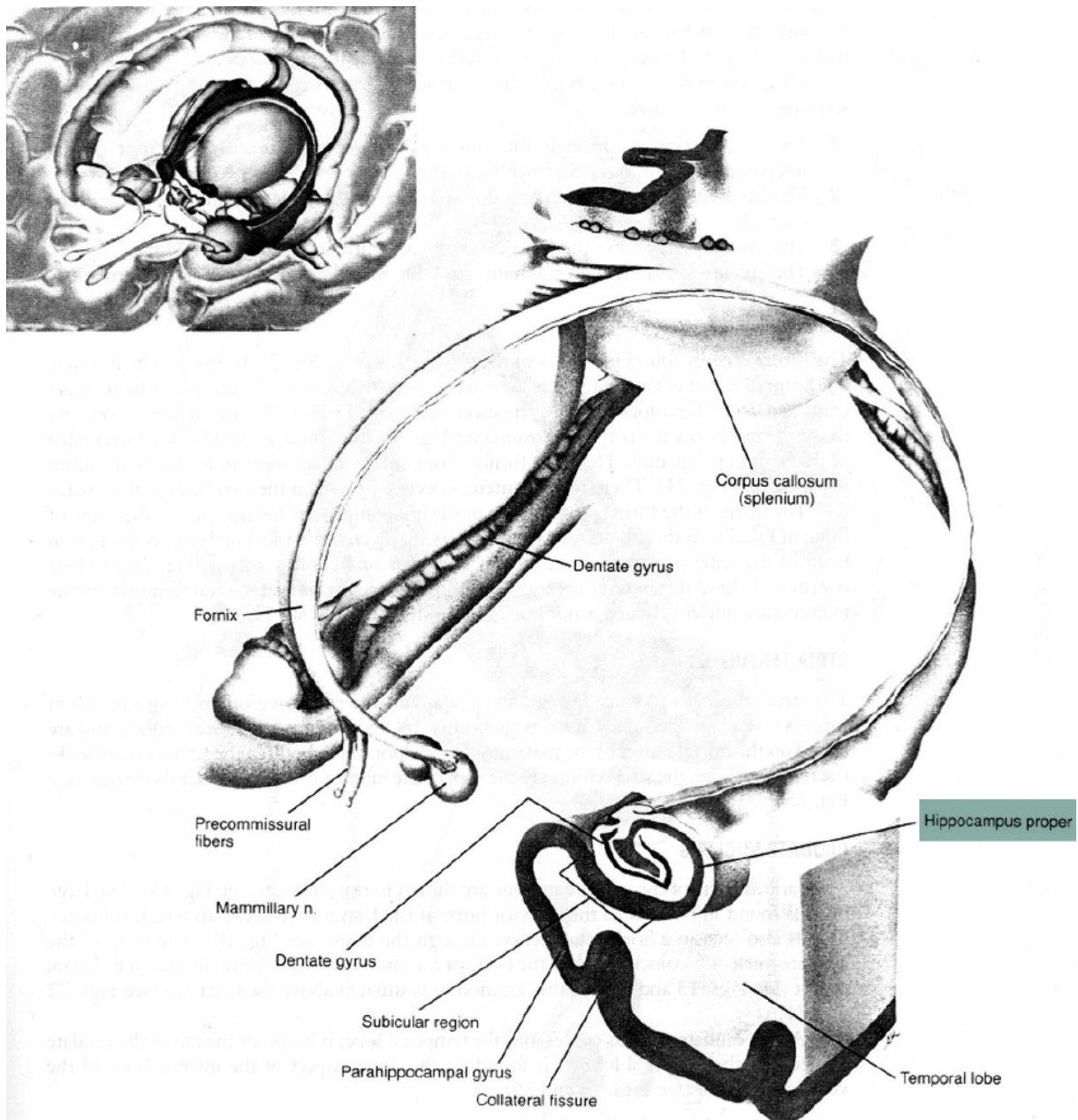


FIG. 4.6 – L'hippocampe au sein du système limbique

quant à elle l'hippocampe lui-même ainsi que le gyrus dentelé (DG), qui vient prolonger la région CA4 de l'hippocampe (cf. figure 4.7), et le subiculum qui se trouve en amont de la région CA1.

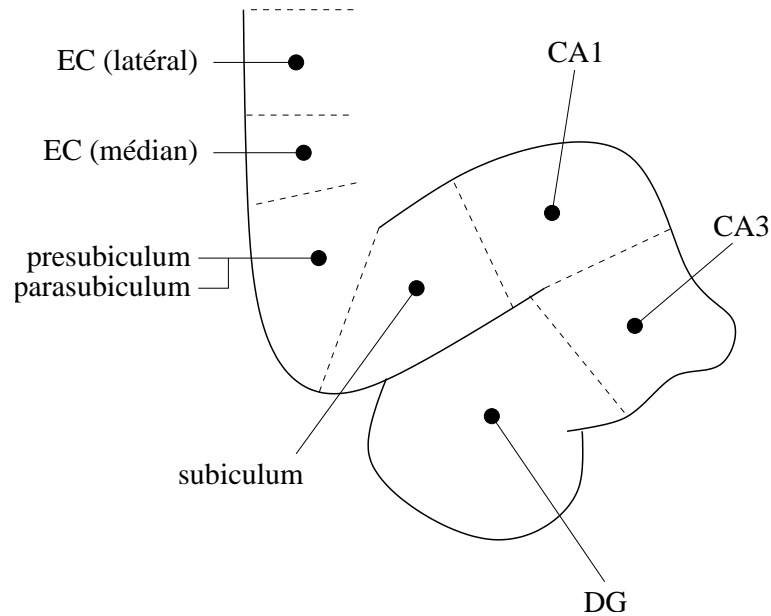


FIG. 4.7 – La formation hippocampique : organisation des différentes sous-structures

4.3.2 Connexions de la formation hippocampique

Les informations issues des aires corticales associatives ainsi que de certaines aires sensorielles parviennent dans un premier temps dans les zones du cortex périrhinal et cortex parahippocampique. Ces informations sont alors relayées dans les zones des cortex entorhinal (EC) médians et latéraux. On dispose donc au sein du cortex entorhinal d'une « photographie » très intégrée de l'activité corticale. Un faisceau de fibres projette alors ces informations en direction des régions DG et CA3. Par ailleurs il faut noter ici que la région CA3 est une région fortement interconnectée avec elle-même, c'est à dire que les neurones de cette région possèdent de nombreuses connexions entre eux. La région CA3 projette à son tour vers la région CA1 qui elle-même transmet l'information vers le subiculum qui constitue la principale source d'efférences vers le cortex entorhinal. On peut voir sur la figure (cf. figure 4.8) le résumé de ces principales connexions. Le point important qu'il faut noter ici est que le cortex entorhinal représente une région de forte intégration de l'activité corticale, son activité reflète l'activité corticale, et donc, mémoriser ce contenu revient à mémoriser le contenu du cortex. Cette constatation dirige notamment notre vision du rôle de l'hippocampe. Il existe en effet plusieurs théories du rôle exact de l'hippocampe dans la mémoire.

4.3.3 Rôles supposés de l'hippocampe

Le rôle de l'hippocampe dans la cognition n'est en effet pas encore complètement défini et il donne lieu à de nombreuses théories présentées dans [Schmajuk, 1984]. Nous présentons ici les principales idées sur la base de la revue de [Schmajuk, 1997]

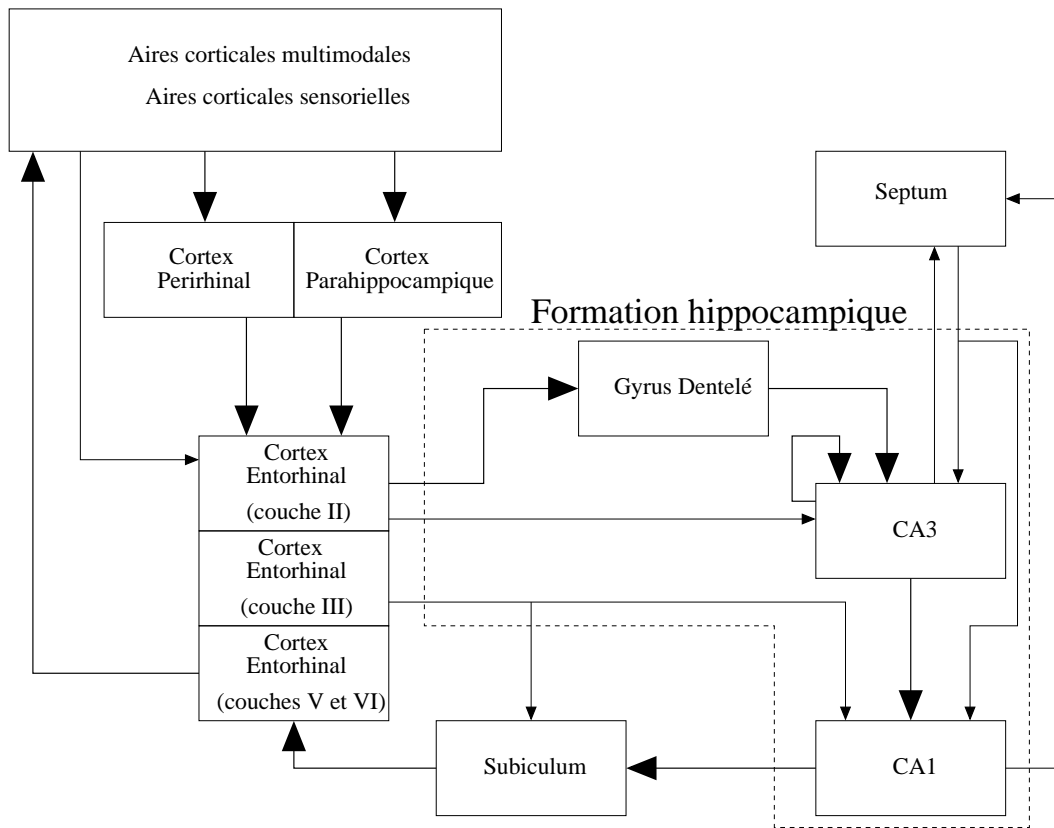


FIG. 4.8 – Schéma des principaux flux d'information au sein de la région hippocampique, d'après [Myers and Gluck, 1996]. Les flèches de grande taille représentent la boucle principale de circulation de l'information dans l'hippocampe.

L'attention

Les théories attentionnelles de l'hippocampe suggèrent que celui-ci serait impliqué dans le contrôle des niveaux de traitement d'un stimulus, contrôlant ainsi le choix des stimuli à conserver. Notamment lors de conditionnements de type classique [Pavlov, 1927], les traitements pouvant être effectués sur le stimulus conditionnel (CS) sont contrôlés par l'hippocampe. L'hippocampe régule les priorités de l'attention envers tel ou tel stimulus.

Carte cognitive

Sur la base de travaux montrant les déficits spatiaux de rats auxquels on a lésé la formation hippocampique, O'Keefe et Nadel [O'Keefe and Nadel, 1978] introduisent l'idée que l'hippocampe représente une carte cognitive spatiale et que celui-ci ne manipule que des informations relatives aux représentations de l'environnement. Les résultats sur le conditionnement classique sont alors interprétés selon une vue spatiale. Selon O'Keefe et Nadel, l'hippocampe comporte (1) un système qui combine les stimuli environnementaux en une représentation de lieu (2) un système de représentation des transitions entre lieux (3) un système signalant les changements dans l'environnement.

Carte temporelle

Les théories des cartes temporelles suggèrent que l'hippocampe est impliqué dans le traitement temporel de séquences d'événements. L'hippocampe serait nécessaire pour corrélérer des stimuli temporellement disjoints.

Mémoire de travail

La théorie concernant la mémoire de travail suggère que l'hippocampe sert à déceler les aspects changeants (spatiaux et temporels) des expériences vécues. Cette mémoire plus flexible permettrait donc une meilleure préservation des stimuli et de leur séquençement temporel.

Mémoire de reconnaissance

Cette théorie implique l'hippocampe dans la reconnaissance mais pas dans la mémoire associative, ce qui signifie que l'hippocampe peut agir comme détecteur de nouveauté mais n'est pas capable d'associer par exemple deux stimuli.

Comparateur

Le rôle de comparateur de l'hippocampe suggère que celui-ci recevrait des informations sensorielles de la part du cortex entorhinal et les comparerait aux informations mémorisées au niveau du septum, déclenchant un signal en cas de similitude permettant de stocker l'information dans le cortex temporal.

Mémoire déclarative

Cette théorie implique l'hippocampe dans la mémorisation d'informations de nature déclarative seulement. Selon cette théorie, l'acquisition et la mémorisation de connaissances de type procédural est effectuée ailleurs dans le cerveau.

Rappel contextuel

Le rappel contextuel est la capacité à rappeler une information sur la base d'indices en rapport avec cette information.

4.3.4 L'hippocampe, une mémoire déclarative

L'énumération rapide des différentes théories concernant le rôle de l'hippocampe dans le fonctionnement global du cerveau nous montre donc que le rôle exact de celui-ci n'est pas réellement établi. Cependant, il faut remarquer que ces théories ne sont pas toutes incompatibles entre elles et peuvent notamment être unifiées par ce rôle de mémoire déclarative que nous souhaitons donner à l'hippocampe. En effet, nous avons expliqué rapidement comment les mécanismes des traitements de l'information effectués par le cortex induisaient des représentations multimodales intégrées dans les aires corticales associatives. Autrement dit, l'activité de l'ensemble de ces aires corticales constitue, à un instant donné, une représentation multimodale et intégrée de l'information. De plus, nous avons expliqué que l'ensemble des aires associatives (i.e. celles détenant les représentations les plus élaborées) se projetaient dans le cortex entorhinal et l'activité de ce dernier constitue alors une représentation intégrée et compacte de l'activité corticale. Or, si les différents traitements corticaux sont intégrés au sein du cortex entorhinal, cela signifie en particulier que, le cortex ayant effectué des traitements visuels sur la scène perçue, il existe en conséquence des aires corticales dont l'activité reflète les résultats de ces traitements qui sont intégrées au sein du cortex entorhinal. Une partie de l'activité de ce dernier reflète donc l'intégration de ces traitements visuels (cf. figure 4.9).

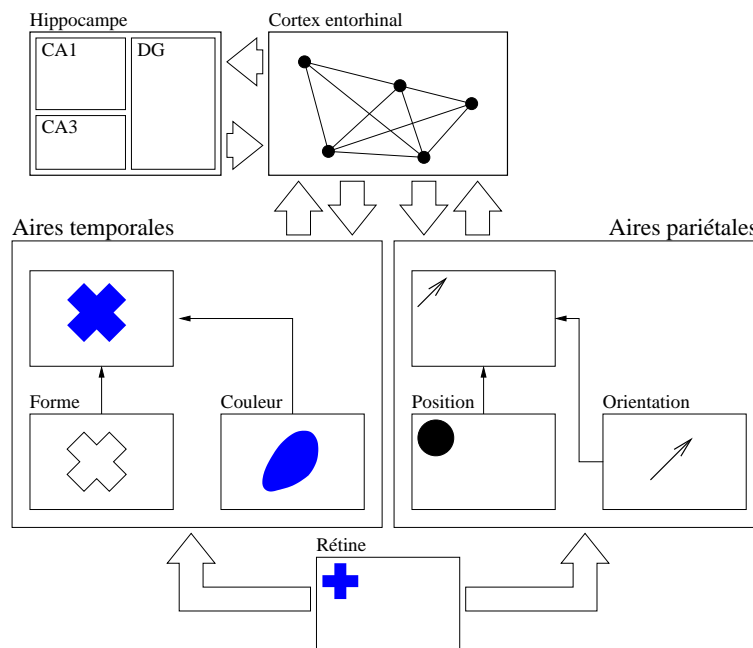


FIG. 4.9 – Un exemple schématisé où une croix bleue perçue sur la rétine implique des traitements (par exemple de reconnaissance ou de localisation) dans différentes aires corticales et se retrouve de façon très intégrée au sein du cortex entorhinal, ce qui sera exploité par l'hippocampe.

Si cette cascade de traitements corticaux est suffisamment discriminante, alors une perception

induit un profil d'activité particulier dans le cortex entorhinal qui pourra servir de base à une catégorisation efficace. Dans un vocabulaire plus technique, nous parlerons plus loin de signature discriminante. On peut ainsi appréhender la notion de cellule de lieu au sein du cortex entorhinal (et par extension dans l'hippocampe) comme un profil caractéristique du cortex entorhinal qui reflète en partie l'intégration des traitements visuels corticaux.

Ce point de vue sur le traitement cortical de l'information est alors cohérent avec ce rôle de mémoire déclarative que nous souhaitons attribuer à l'hippocampe. En effet, le cortex entorhinal, seule structure du cerveau à recueillir l'ensemble de l'activité corticale, représente l'entrée principale de l'hippocampe et la structure de ce dernier suggère qu'il est en mesure de mémoriser ce contenu, le rôle de l'hippocampe est alors de catégoriser ces représentations afin de détecter si elles ont été vues ou non auparavant. Nous verrons plus tard que, selon notre modèle, cette information de déjà vu associée à la mémoire de l'épisode similaire déjà vécu peut permettre à l'hippocampe d'agir sur le cortex pour débruiter son activité et même de faciliter son apprentissage.

Ce point de vue déclaratif est donc compatible avec une partie des capacités spatiales observées chez le rat. Le modèle d'hippocampe, que nous présenterons par la suite et qui se trouve explicitement orienté vers ce rôle de mémoire déclarative, peut alors soutenir un modèle de navigation basé sur l'emploi de cartes cognitives topologiques.

Deuxième partie
Modélisations

Introduction

« Il semble donc exister trois niveaux d'organisation de l'action. Le premier, le plus primitif, à la suite d'une stimulation interne et/ou externe, organise l'action de façon automatique, incapable d'adaptation. Le second organise l'action en prenant en compte l'expérience antérieure, grâce à la mémoire que l'on conserve de la qualité, agréable ou désagréable, utile ou nuisible, de la sensation qui en est résultée. L'entrée en jeu de l'expérience mémorisée camoufle le plus souvent la pulsion primitive et enrichit la motivation de tout l'acquis dû à l'apprentissage. Le troisième niveau est celui du désir. Il est lié à la construction imaginaire anticipatrice du résultat de l'action et de la stratégie à mettre en oeuvre pour assurer l'action gratifiante ou celle qui évitera le stimulus nociceptif. Le premier niveau fait appel à un processus uniquement présent, le second ajoute à l'action présente l'expérience du passé, le troisième répond au présent, grâce à l'expérience passée par anticipation du résultat futur. »

Henri Laborit, Eloge de la fuite.

Nous avons introduit dans la première partie de ce travail l'ensemble du contexte de nos modélisations. Nous avons notamment souligné que, bien qu'il existât différents types de mémoires, trouvant chacune son rôle dans différents domaines d'applications, la mémoire parallèle et distribuée, telle que celle réalisée par les réseaux de neurones artificiels, représentait *a priori* la solution la plus efficace et la plus robuste. Nous avons par ailleurs montré que parmi les diverses techniques de navigation existantes, celles construites sur la base de cartes cognitives topologiques semblaient représenter un compromis en termes de complexité des algorithmes et de résultats. Enfin, dans un souci de revenir à des bases biologiques de la modélisation, nous avons introduit brièvement deux structures du cerveau (le cortex et l'hippocampe) ainsi que leurs rôles fonctionnels supposés dans les mémoires de type procédurale et déclarative. Nous disposons dès lors du matériel nécessaire pour présenter les modélisations que nous proposons dans le cadre de la navigation autonome qui fait partie de la problématique générale de la modélisation de comportements autonomes d'agents artificiels.

Frezza-Buet a montré dans son travail de thèse [Frezza-Buet, 1999] comment doter un agent d'un comportement motivé autonome. Sur la base d'une architecture connexionniste inspirée

par les données biologiques concernant le cortex cérébral, il a proposé une approche originale du problème de contrôle d'un agent autonome et souligne la nécessité de modéliser des notions telles que la motivation et la récompense dans l'élaboration du comportement d'un robot. Or, ce modèle est limité car il repose sur une notion explicite de mémoire procédurale : si l'agent « sait » ce qu'il veut faire à tout instant, il ne se trouve pas forcément dans un état sensoriel l'autorisant à accomplir ses buts. Si par exemple à un instant donné l'agent a faim (notion implantée artificiellement dans le modèle) alors il doit manger (règle inférée par le modèle). Si maintenant la zone de nourriture se trouve derrière l'agent (et donc hors de portée des capteurs), alors cet agent est condamné. Sans mémoire déclarative, il est impossible pour l'agent de savoir que de la nourriture se trouve derrière lui. De même, sans mémoire procédurale, l'agent ne peut inférer la règle causale que la faim implique qu'il faut manger [Frezza-Buet, 1999]. De façon plus générale, la compréhension des rôles respectifs joués par les mémoires dans la navigation autonome requiert la compréhension des notions de *monde* et d'*environnement*. En effet, un *monde* peut être décrit comme un *ensemble abstrait de lois et de règles* défini dans un cadre mathématique précis. Par exemple dans le monde physique que nous connaissons, le monde abstrait sous-jacent est représenté par l'ensemble des lois physiques connues sur la base des mathématiques actuelles, telles que la gravité ou bien encore les lois de la dynamique des solides. Un *environnement* est quant à lui une instance de *monde* où l'ensemble abstrait des lois et des règles du monde est applicable sur le support de l'environnement lui-même. Ce support est constitué par différentes entités physiques telles que des particules, des molécules, des objets, etc.

La navigation autonome requiert dans un premier temps d'appréhender les lois du monde et ce, dans le contexte de l'environnement présent. Cependant, la compréhension de ces lois n'est pas nécessaire au sens où elles peuvent être appréhendées sous la forme de propriétés et de règles de causalité inférées sur la base des régularités observées. Par exemple, il est tenu pour acquis dans notre système que le soleil se lève chaque matin et il existe par ailleurs des lois de la physique démontrant cette propriété. En d'autres termes, il est nécessaire d'acquérir, de mémoriser et d'exploiter les lois du monde vis-à-vis d'un environnement particulier. Le rôle de la mémoire procédurale est alors d'approximer et d'exploiter ces lois et ces règles du monde. Que l'on soit dans le désert ou au dernier étage de l'Empire State Building, les façons de marcher ou d'attraper un objet restent les mêmes, ce sont là des aptitudes qui demeurent valables quel que soit l'*environnement*, car il existe un modèle unique de *monde* sous-jacent. Cependant, cette connaissance des lois et règles du monde est insuffisante. En effet, les caractéristiques d'un environnement particulier doivent être aussi acquises, mémorisées et exploitées. Par exemple, lorsque l'on désire se rendre d'un point A à un point B, il faut connaître le chemin par avance (ou à la rigueur en avoir une vague notion). Or, ce type d'information n'est valable que dans l'environnement présent et n'est donc valable que de façon temporaire. En sus d'une mémoire procédurale, il est donc requis pour la navigation autonome de posséder un système comparable à une mémoire déclarative permettant de mémoriser des informations explicites de façon temporaire avec un éventuel transfert vers une mémoire à long terme si cela se révèle nécessaire (par exemple parce que le contenu de cette mémoire est souvent sollicité). Concernant la navigation par carte cognitive topologique, cette mémoire déclarative permettrait notamment de mémoriser les caractéristiques des différents lieux de l'environnement. Il semble donc essentiel à la robotique autonome d'être capable de manipuler la connaissance selon l'aspect procédural et déclaratif ainsi que de pouvoir faire coopérer les deux systèmes. Le schéma d'action consistant à éviter un obstacle afin de se rendre à une source d'énergie relève de la coopération des fonctionnalités procédurales et déclaratives.

Le problème est alors le suivant : Il faut d'une part apprendre les règles et les lois du monde et dans le même temps mémoriser des connaissances explicites. Or, comme le souligne McClelland et al. [McClelland *et al.*, 1994], ces deux types d'apprentissage ne sont pas directement compatibles. L'apprentissage procédural est **lent** car il requiert l'extraction des régularités du monde et la modification progressive des représentations internes sous-jacentes alors que l'apprentissage déclaratif est lui **rapide** parce que la connaissance qu'il manipule est de nature unique et temporaire. On ne peut donc pas posséder un seul et même système permettant de remplir les rôles respectifs de la mémoire procédurale et de la mémoire déclarative. L'acquisition séquentielle et rapide d'informations n'est pas compatible avec la découverte des structures sous-jacentes et la découverte progressive des structures dans les flux d'information n'est pas compatible avec un apprentissage déclaratif. Comme nous l'avons souligné dans la première partie, il semble qu'une telle distinction structurelle existe au sein du cerveau. La mémoire procédurale peut être grossièrement attribuée à la structure du néocortex alors que la mémoire déclarative peut-être attribué à la formation hippocampique. Le but de notre travail de modélisation est donc dans un premier temps de proposer des modèles respectifs de mémoire procédurale (sur la base des données biologiques sur le cortex) et de mémoire déclarative (sur la base des données biologiques sur l'hippocampe). Or, comme nous l'avons souligné auparavant, les mémoires procédurales que l'on peut appréhender comme des généralisateurs de fonctions ont fait l'objet de nombreuses modélisations. En conséquence, notre travail s'est principalement orienté sur l'aspect de la mémoire déclarative et le modèle de mémoire procédurale que nous proposons est relativement simple dans la mesure où il sert ici à illustrer les principes qui nous serviront dans la mise en coopération des deux modèles de mémoires. Si l'on souhaite un modèle de mémoire procédurale plus consistant, on pourra étudier les travaux de [Frezza-Buet, 1999] qui possèdent la même base biologique, à savoir les travaux de modélisation de [Burnod, 1989], et qui proposent des mécanismes plus complets. Le modèle de mémoire déclarative que nous proposons est quant à lui inspiré par les nombreuses données neurobiologiques existantes sur la structure de l'hippocampe chez le rat et chez l'Homme et s'apparente à une mémoire auto-associative telle que décrite dans la première partie. L'intérêt de ces modélisations d'inspiration biologique est qu'elles offrent un cadre unifié de modélisation où il est possible d'envisager l'unification des modèles. En effet, les mémoires procédurales et déclaratives, bien que différentes, se trouvent intimement liées au sein même du cerveau et coopèrent. Ainsi, une théorie suppose un rôle de professeur pour l'hippocampe qui serait dédié à l'acquisition de l'information *brute* et permettrait de *réinstancier* celle-ci au sein du cortex, autorisant alors celui-ci à en découvrir les régularités structurelles. Notre vision de la coopération entre ces mémoires est légèrement différente. Comme il a été souligné auparavant, la carte cognitive topologique semble représenter le meilleur compromis entre les performances et la complexité des algorithmes sous-jacents. En regard de quoi, nous souhaitons proposer dans cette deuxième partie un modèle de navigation topologique reposant sur ces notions de mémoire procédurale et de mémoire déclarative ainsi qu'un modèle de leur coopération. Cette coopération s'incarne sous la forme d'une carte cognitive topologique complètement distribuée entre les modèles respectifs de la mémoire procédurale et de la mémoire déclarative. La mémoire déclarative sert à mémoriser les lieux alors que la mémoire procédurale sert à établir les liens entre les différents lieux.

Chapitre 5

Un modèle de mémoire procédurale

« Savoir par cœur n'est pas savoir : c'est tenir à ce qu'on a donné en garde à sa mémoire. »

Michel Eyquem de Montaigne, Essais

Sommaire

5.1	Définition de l'application	95
5.1.1	Simulation robotique	95
5.1.2	Supervision	96
5.2	Architecture du modèle	96
5.2.1	Architecture	96
5.2.2	Les cartes visuelles primaires	97
5.2.3	La carte perceptive intégrée	97
5.2.4	La carte motrice	98
5.2.5	La carte associative	98
5.2.6	Les flux d'information	98
5.3	Le modèle de maxicolonne	99
5.3.1	Les bases d'un modèle unifié	99
5.3.2	Un modèle incrémental	99
5.3.3	Les connexions	101
5.3.4	Les différents états de la colonne	101
5.3.5	Critères d'excitation d'une colonne	102
5.4	Résultats expérimentaux	104
5.4.1	Construction d'une carte cognitive	106
5.4.2	Utilisation de la carte	106
5.5	Discussion	107

Nous proposons dans ce chapitre un modèle de cortex simplifié offrant les mécanismes nécessaires à l'établissement de liens reliant deux lieux afin de permettre d'établir au final une cartographie d'un environnement à l'aide d'une carte cognitive topologique. Cette construction requiert d'appréhender dans un premier temps la notion de lieu. Un lieu peut se définir comme un ensemble de localisations physiquement voisines de l'environnement qui possède une même fonctionnalité vis-à-vis d'une ou plusieurs actions qui peuvent y être effectuées. Cette notion de lieu est alors plus ou moins précise selon la classe des actions considérées. Par exemple si l'on considère le lieu où l'on effectue l'action *habiter*, alors la réponse peut être faite en terme de villes, mais si l'on considère le lieu où l'on effectue l'action *dormir* alors la réponse se traduit en termes de lit. Il est important de comprendre que ces nuances ne résultent pas d'un exercice de rhétorique mais se situent au contraire au cœur même de notre problème. Cette notion de lieu manipulé va en effet induire la « sémantique » de la carte cognitive topologique construite. Cependant, les principes mêmes de construction des liens entre les différents lieux que nous souhaitons proposer ici sont eux indépendants de cette notion de lieu. En effet, établir un lien entre un lieu A et un lieu B signifie simplement « savoir » que lorsque que l'on se trouve dans un lieu A, on peut rallier un lieu B, il n'est donc pas requis dans un premier temps de posséder une notion précise de ces lieux. Dans le présent modèle, la classe d'actions retenue se réduit à des mouvements élémentaires de déplacement (haut, bas droite, gauche) induisant ainsi la notion de lieu implicitement manipulé. Le modèle de cortex que nous avons conçu permet alors de construire les chemins entre les différents lieux sous la forme d'un graphe équivalent (cf. figure 5.1) où les noeuds représentent les lieux et les arcs représentent les chemins.

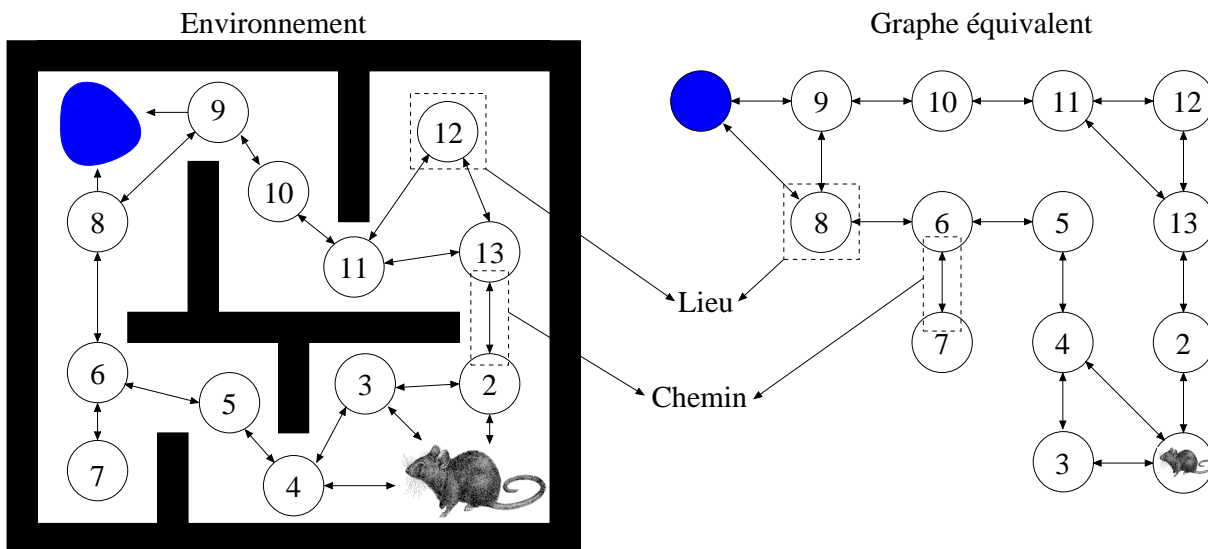


FIG. 5.1 – Un environnement et le graphe représentant cet environnement.

Enfin, nous avons précisé auparavant que la notion de lieu requiert l'utilisation d'un système de mémoire déclarative dans la mesure où reconnaître un lieu signifie identifier une perception (bruitée) à une mémorisation de ce lieu qui a été effectuée par le passé. Or si cette reconnaissance est tout à fait fondamentale à la navigation autonome et semble être réalisée par la structure de l'hippocampe, cette reconnaissance sera émulée dans le présent modèle. En effet, comme nous venons de le préciser, il n'est pas nécessaire de manipuler une définition réaliste de lieu pour pouvoir créer des liens entre les différents lieux.

Le but de ce modèle est donc d'élaborer une carte de l'environnement sous forme de graphe à partir du flot des perceptions. L'idée sous-jacente est d'utiliser le mécanisme d'appel des colonnes corticales (cf. 4.2.6 de la partie I) afin d'effectuer une recherche guidée par le but sur le support du graphe construit.

5.1 Définition de l'application

L'application qui a été réalisée (cf. figure 5.2) pour illustrer le modèle de mémoire procédurale repose sur une simulation relativement simple de navigation dans un monde de blocs. Le but est notamment de montrer comment il est possible d'implanter à l'aide de mécanismes neuronaux une stratégie de navigation par carte topologique selon la description qui en a été faite dans la section 3.2.4 de la partie I.

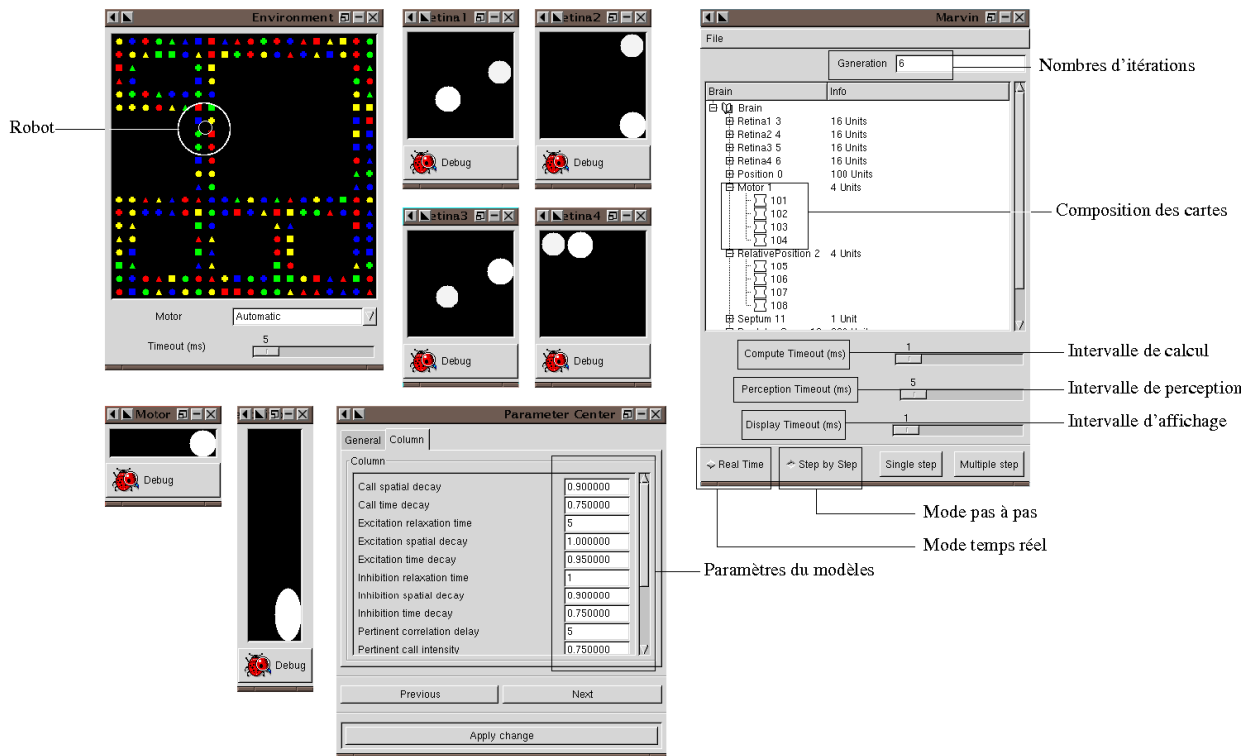


FIG. 5.2 – La plateforme réalisée pour tester le modèle de cortex permet de régler les différents paramètres du modèle et de suivre le déroulement de chaque étape (il existe un mode temps réel et pas à pas). On peut voir notamment la carte de l'environnement ainsi que l'agent autonome simulé représenté par un rond.

5.1.1 Simulation robotique

L'environnement est une surface plane rectangulaire subdivisée en zones carrées de taille égale. Chaque zone est caractérisée par un ensemble de 4 signes de forme et de couleur distinctes (cf. figure 5.3). L'agent simulé peut se mouvoir grâce à des séquences motrices représentant des mouvements de direction absolue (ce qui est équivalent à l'utilisation d'une boussole) : haut, bas,

droite et gauche. Par ailleurs, l'hypothèse est faite que *le monde est statique* dans le sens où la perception du monde externe demeure inchangée tant qu'aucune action motrice n'est effectuée par l'agent autonome.

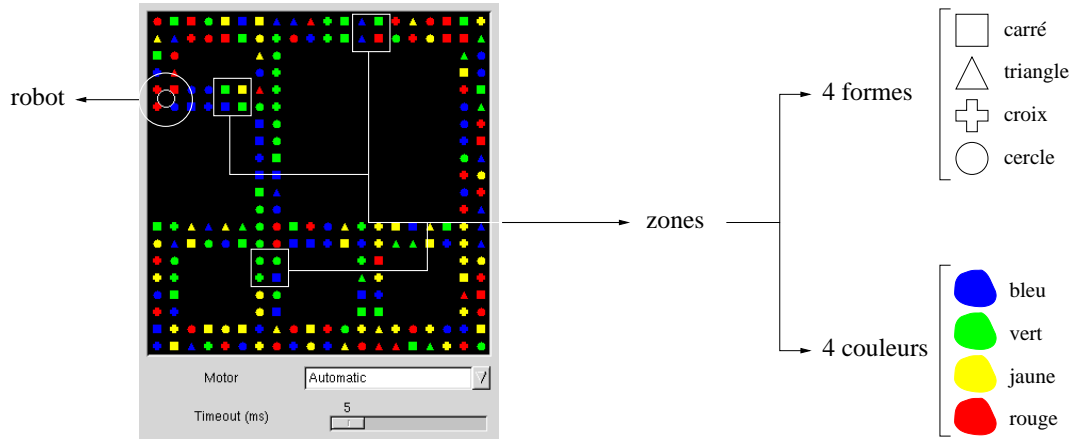


FIG. 5.3 – Un exemple d’environnement. Chaque zone est caractérisée par un ensemble de 4 signes dont la forme peut être un triangle, un cercle, un carré ou une croix et la couleur vert, bleu, rouge ou jaune.

5.1.2 Supervision

Le processus d’apprentissage se déroule en deux temps :

- **Exploration de l’environnement** : Le robot se déplace aléatoirement dans l’environnement afin de construire une représentation de celui-ci (apprentissage des transitions entre les différentes zones). Toutefois, afin d’accélérer le processus d’apprentissage, le robot est guidé via le simulateur afin qu’il emprunte le plus rapidement possible l’ensemble des chemins possibles.
- **Désignation de cible** : Lors de la phase de test, le robot se voit désigner une zone par le modélisateur et il est attendu que le robot rallie cette zone en utilisant un chemin non aléatoire.

5.2 Architecture du modèle

Le modèle que nous détaillons dans cette section autorise la construction effective des liens entre les différents lieux dans le contexte de la construction d’une carte cognitive topologique. L’architecture du modèle est organisée en cartes corticales et la construction de la carte cognitive repose sur le mécanisme de spécialisation de la maxicolonne qui a été évoqué auparavant (voir section 4.2.6 de la partie I). C’est à dire que les maxicolonnes de notre modèle vont se spécialiser sur des séquences perceptives établissant ainsi un lien entre deux lieux.

5.2.1 Architecture

Le comportement du modèle est en relation directe avec le choix des différentes cartes corticales (perceptives, motrices et associatives) ainsi que de leur organisation structurelle. Ce choix

n'est pas neutre en ce sens qu'il induit ainsi l'introduction d'une part non négligeable de connaissances de la part du modélisateur. L'architecture du modèle repose sur un squelette de type *perception/action*. Les capteurs autorisent la perception du monde via les cartes perceptives et les effecteurs autorisent l'action sur le monde via les cartes motrices. L'association des perceptions et des actions se fait au sein des cartes associatives.

5.2.2 Les cartes visuelles primaires

Comme il a été précisé auparavant, chaque zone de l'environnement correspond à un ensemble de 4 signes repérés par leur forme et leur couleur respective. Ces zones correspondent en fait à la notion de lieu que nous souhaitons manipuler. La perception de l'environnement par le robot s'effectue via un modèle simple de rétine qui se décompose en 4 zones de vision. Chacune de ces zones de vision est dédiée à la reconnaissance de l'un des 4 signes d'un lieu donné (cf. figure 5.4). La rétine se décompose donc en 4 cartes visuelles associatives: *rétine1*, *rétine2*, *rétine3*, *rétine4*. La taille de chacune de ces cartes associatives est de 16 unités (4 couleurs \times 4 formes) dont chacune se trouve dédiée à la reconnaissance d'une conjonction particulière d'une forme et d'une couleur (cf. figure 5.4).

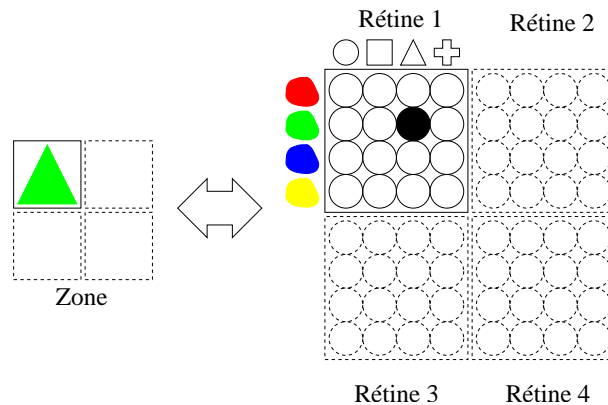


FIG. 5.4 – La présence d'un triangle vert dans l'une des zones visuelles active l'unité (*triangle+vert*) dans la carte visuelle associative correspondante.

5.2.3 La carte perceptive intégrée

En posant l'hypothèse qu'une zone est caractérisée de façon unique par cet ensemble de 4 signes, alors la carte perceptive intégrée *position* est construite de manière à pouvoir détecter les conjonctions des 4 signes détectées par les cartes visuelles primaires. La détection de la totalité des conjonctions possibles ne requièrerait donc pas moins de $16 \times 16 \times 16 \times 16 = 65536$ unités si l'on souhaitait pouvoir détecter chacune de ces conjonctions de perceptions. Or, le modèle d'hippocampe permettant la reconnaissance effective des lieux n'étant pas présent dans ce modèle, celui-ci n'est pas en mesure de les discriminer sur la base de leur perception, réduisant ainsi la combinatoire. Dans le présent modèle, les fonctions de l'hippocampe sont émulées par l'application et toutes les conjonctions ne sont pas détectées par la carte *position*: seule la sous-partie des perceptions désignant un lieu effectif de l'environnement considéré sont détectées. Ceci est rendu possible par le réglage « à la main » des différents poids des connexions. Chacune des

unités de cette carte **position** se trouve donc « dédiée » à la détection d'une zone particulière de l'environnement.

5.2.4 La carte motrice

Chaque action motrice est détectée au sein d'une carte **moteur** qui est une carte primaire ne contenant que les 4 unités correspondant respectivement aux actions : *aller en haut*, *aller en bas*, *aller à droite*, *aller à gauche*. Par exemple, l'exécution de l'action *aller en haut* active automatiquement l'unité correspondante de la carte motrice. Réciproquement, l'activation par le système de l'unité *aller en haut* déclenche l'exécution de l'action. L'activation d'une unité de cette carte correspond donc dans le même temps à l'activation et à la détection d'une action motrice.

5.2.5 La carte associative

L'association des cartes **moteur** et **position** se fait au sein de la carte **position relative**. La topologie retenue pour cette carte associative n'a pas été le produit des deux cartes **moteur** et **position** mais un motif de connexion particulier qui sera présenté plus avant dans ce chapitre. Cette carte associative est le siège de la construction de la carte cognitive topologique.

5.2.6 Les flux d'information

L'organisation des flux d'information au sein du modèle joue un rôle prépondérant dans le sens où l'apprentissage ainsi que la spécialisation des unités des différentes cartes vont être directement coordonnés à ces flux d'informations. Ainsi, les unités de la carte associative **Position relative** reçoivent toutes des entrées de la carte **Position**, leur permettant ainsi de connaître à tout instant quelle est la position occupée par l'agent. De plus, ces unités reçoivent des entrées de la carte **Moteur**, ce qui leur permet de connaître à tout instant le mouvement moteur actuellement engagé. Les unités de la carte associative sont donc potentiellement capables de détecter les transitions entre les différentes zones de l'environnement et de détecter le mouvement moteur permettant la transition.

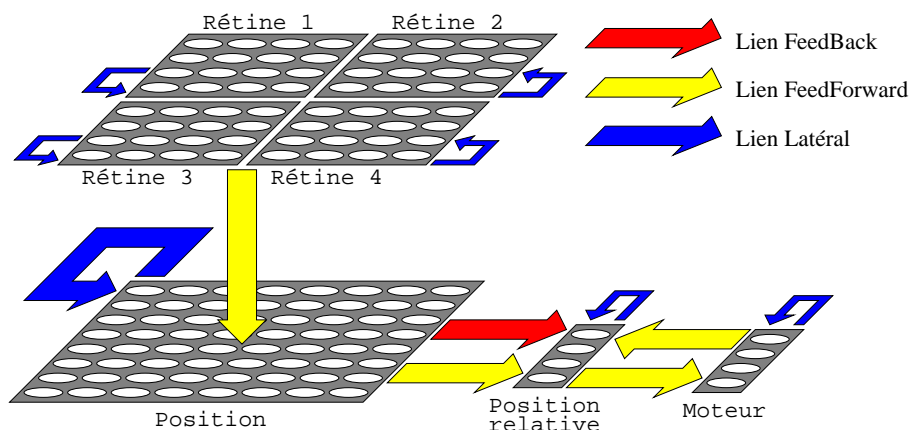


FIG. 5.5 – Architecture du modèle et flux d'information

5.3 Le modèle de maxicolonne

La description architecturale évoquée précédemment au travers de la définition et de l'organisation des différentes cartes permet la compréhension des principaux flux d'information au sein du modèle. Il est donc requis maintenant de traiter ces flux d'information afin de créer les séquences sensorimotrices adaptées. Pour cela, il nous faut définir l'ensemble des calculs assurés par les maxicolonnes ainsi que les opérations de filtrage qu'elles sont en mesure d'effectuer.

Pendant, il est important de noter ici que si le modèle de maxicolonne présenté dans cette section s'appuie effectivement sur la description formelle de la maxicolonne biologique décrite par [Burnod, 1989], il demeure cependant un modèle informatique dans le sens où il ne représente ici qu'une *adaptation* de son homologue biologique. Cette adaptation est souhaitable dans le sens où le propos est ici de présenter des outils de modélisation et non pas de prétendre expliquer le fonctionnement de la maxicolonne biologique. En ce sens, certaines propriétés des maxicolonnes biologiques ne seront pas prises en compte.

5.3.1 Les bases d'un modèle unifié

Comme il a été expliqué auparavant, une minicolonne corticale est un ensemble d'une centaine de neurones biologiques de nature différente (excitateurs/inhibiteurs) dont les interactions vont permettre l'émergence des propriétés de la minicolonne. Celle-ci peut donc être appréhendée sous l'aspect de ses propriétés émergentes et peut en conséquence être modélisée sous la forme d'un automate cellulaire dont le rôle serait d'assurer ces mêmes propriétés. Par ailleurs, le modèle de maxicolonne que nous proposons ici est unifié dans le sens où toutes les maxicolonnes du modèle possèdent un algorithme de fonctionnement identique. Les différences d'activités entre maxicolonnes se situent à trois niveaux :

- différenciation des entrées
- différenciation des liens
- spécialisation du fait de l'apprentissage

5.3.2 Un modèle incrémental

Comme cela a été rapidement évoqué dans la section 4.2.6 de la partie I, les maxicolonnes corticales possèdent un mécanisme leur permettant de se spécialiser sur un masque d'entrées particulier. Ce phénomène de division du modèle biologique des maxicolonnes repose sur un subtil mécanisme d'inhibition latérale permettant de coupler et de découpler les minicolonnes au sein d'une maxicolonne (cf. figure 5.6). Or, ce mécanisme est coûteux en ressource mémoire et processeur si l'on désire le modéliser puisqu'il faut alors intégrer plusieurs centaines de minicolonnes au sein d'une seule maxicolonne ainsi que les nombreux liens excitateurs/inhibiteurs qui les relie. De plus, il semble encore assez difficile pour le moment de maîtriser l'ensemble de ces phénomènes d'inhibition latérale au sein d'un modèle global et ce problème nécessite de fait un travail de recherche à part entière. Pour pallier ce problème, la solution retenue a été d'utiliser un modèle incrémental de maxicolonne dont l'idée sous-jacente est de créer des copies de minicolonne à la demande (cf. figure 5.7). Ainsi, au début de la simulation, chaque maxicolonne est constituée d'une seule minicolonne appelée minicolonne *mère* et lorsque les conditions requises à la division de la maxicolonne (spécialisation sur un masque d'entrées particulier) sont réunies, la minicolonne *mère* est dupliquée en une minicolonne *fille*. Cette dernière hérite alors des liens de la *mère* impliqués dans la spécialisation. Cette minicolonne *fille* est alors la seule minicolonne capable de s'activer sur la configuration d'entrées pour laquelle elle a été créée alors

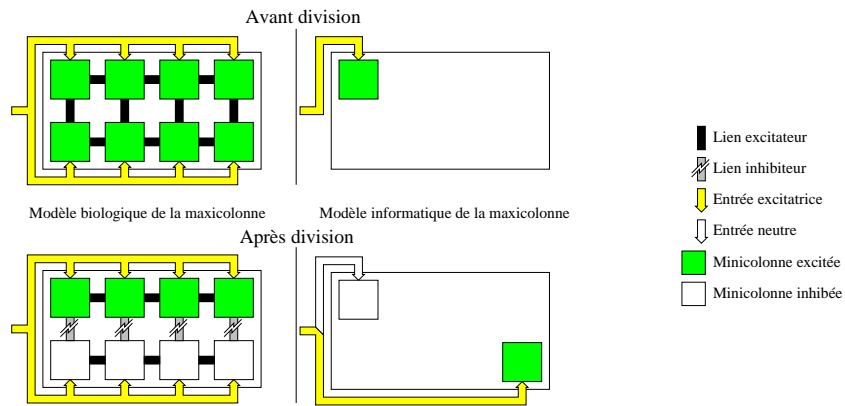


FIG. 5.6 – Mécanismes respectifs de division des maxicolumnes biologique et informatique.

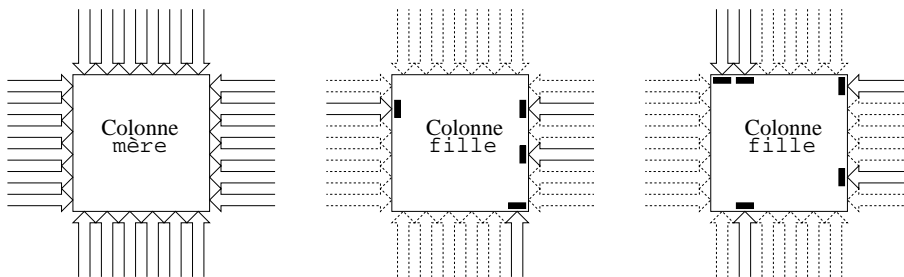


FIG. 5.7 – Division des maxicolumnes : la maxicolonne mère reste générique afin de détecter les combinaisons d'activation particulières alors que les maxicolumnes fille créées se spécialisent sur un masque d'entrées particulier.

que la colonne **mère** reste en mesure de détecter l'ensemble des configurations restantes.

Ce mécanisme incrémental n'opérant pas de réelle distinction entre maxicolonne et minicolonne, nous utiliserons désormais dans notre modèle le terme de colonne pour désigner les maxicolonnes et les minicolonnes.

5.3.3 Les connexions

Une minicolonne biologique étant constituée d'une centaine de neurones, il existe de nombreuses entrées afférentes qui vont engendrer des réponses spécifiques selon qu'elles sont connectées sur tel ou tel neurone de la minicolonne. Or, la structure de notre modèle de colonne ne permet pas de différencier les récepteurs d'une connexion afférente puisque le fonctionnement de la colonne résulte d'un traitement global de ses propriétés. Ce phénomène est donc reproduit au sein de notre modèle grâce à la définition de différents types de liens et les connexions relatives à une colonne sont alors typées de la façon suivante :

- **connexions latérales (lateral)** : chaque colonne possède des connexions inhibitrices en provenance des autres colonnes de la carte à laquelle elle appartient ce qui autorise la mise en œuvre des mécanismes d'inhibitions latérales.
- **connexions feedforward (feedforward)** : chaque colonne possède des connexions excitatrices en provenance des colonnes des autres cartes ce qui autorise la diffusion de l'activité d'excitation et d'appel.
- **connexions feedback (feedback)** : les colonnes de la carte associative possèdent de plus des connexions permettant de transmettre l'activité excitatrice résiduelle des colonnes des autres cartes.

Afin d'affiner le modèle et d'autoriser un contrôle fin des propriétés émergentes, chacune de ces connexions se caractérise par 3 variables d'état (correspondant à 3 poids de connexion différents) représentant respectivement les poids des connexions vis-à-vis des différents états des colonnes et dont les définitions sont les suivantes :

- **poids d'excitation (FTE: facteur de transmission d'excitation)** : ce poids détermine l'influence de l'excitation d'une colonne sur l'excitation d'une autre
- **poids d'inhibition (FTI: facteur de transmission d'inhibition)** : ce poids détermine l'influence de l'excitation d'une colonne sur l'inhibition d'une autre
- **poids d'appel (FTA: facteur de transmission d'appel)** : ce poids détermine l'influence de l'état d'appel d'une colonne sur l'état d'appel d'une autre

Nous verrons dans la section 5.3.5 les lois d'apprentissage relatives à ces connexions.

5.3.4 Les différents états de la colonne

De même que les différentes connexions afférentes à une colonne ont été appréhendées sous la forme de plusieurs types de liens ainsi que de plusieurs poids par lien, l'état d'une colonne est représenté par un ensemble de 3 variables d'état représentant respectivement les états d'excitation, d'inhibition et d'appel. Ces variables d'états ont été modélisées sous la forme d'intégrateur à fuite (voir section 2.1.2, ce qui signifie qu'elles possèdent une activité résiduelle.

Excitation

L'état d'excitation d'une colonne possède un sens précis dépendant de la nature de la modalité qu'elle représente. Ainsi, dans le cas d'une colonne appartenant à une carte sensorielle, l'excitation

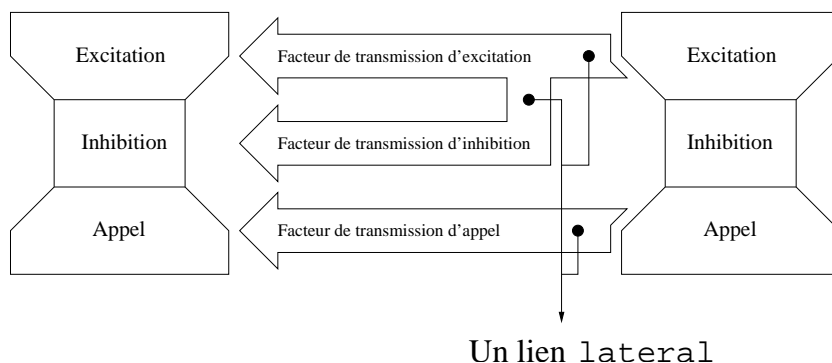


FIG. 5.8 – Exemple d'un lien lateral entre deux colonnes

correspond à la détection de l'événement perceptif particulier auquel elle est associée (soit par construction du modèle, soit par apprentissage). Par exemple, dans le cas des cartes visuelles, cette excitation est directement contrainte par les capteurs, la colonne étant alors une image de l'activité des capteurs. Dans le cas d'une carte motrice, l'excitation de la colonne correspond au déclenchement de l'action **et** à la détection de la réalisation de l'action.

Inhibition

L'état d'inhibition de la colonne ne peut quant à lui être initié que par l'excitation d'une colonne possédant un lien latéral vers cette première. Cette inhibition a notamment pour caractéristique d'inhiber toute autre activité éventuelle de la colonne.

Appel

Enfin, l'état d'appel correspond à la demande de la réalisation du but de la colonne, réalisation d'une perception dans le cas d'une colonne perceptive, réalisation d'une action élémentaire dans le cas d'une colonne motrice. Or, cette réalisation du but est soumise à condition et de manière similaire à leurs homologues biologiques, cet appel peut être propagé vers d'autres colonnes lorsque la réalisation du but n'est pas directement faisable.

5.3.5 Critères d'excitation d'une colonne

Excitation par conjonction d'activité d'excitations

L'excitation d'une maxicolonne via les liens feedforward s'effectue sur la base d'une somme des entrées et d'un seuillage classique à l'aide d'une fonction seuil. Ainsi, les colonnes de la carte **position** se trouvent reliées à l'ensemble des colonnes des cartes rétinienne via des connexions feedforward dont les poids ont été préalablement réglés. Ce pré-réglage autorise en fait la reconnaissance d'une position particulière comme étant la conjonction de 4 indices uniques.

Soit une colonne M reliée à un ensemble de colonnes $M_{i,i \in [1..n]}$, alors l'excitation $E_M(t + 1)$ et l'inhibition $I_m(t)$ de la colonne M se calculent de la façon suivante :

$$E_M(t + 1) = \sigma \left(\sum_{i \in [1..n]} [FTE_{feedback_i}(t) + FTE_{feedforward_i}(t)] \times E_{M_i}(t) \right) \quad (5.1)$$

$$I_M(t+1) = \sigma \left(\sum_{i \in [1..n]} [FTI_{lateral_i}(t) \times E_{M_i}(t)] \right) \quad (5.2)$$

De plus, une colonne ne pouvant être dans l'état excité et inhibé au même moment, les critères suivants sont utilisés afin de sélectionner l'état pertinent de la colonne :

- si $E_M(t) > \text{INTENSITE_EXCITATION_PERTINENTE}$ alors la colonne M est excitée, cela signifie qu'au delà d'un certain seuil d'excitation, la colonne est assez « forte » pour résister aux inhibitions latérales.
- si $E_M(t) < \text{INTENSITE_EXCITATION_PERTINENTE}$ et $I_M(t) > \text{INTENSITE_INHIBITION_PERTINENTE}$ alors la colonne M est inhibée, cela signifie que l'excitation éventuelle de la colonne n'est pas considérée comme suffisante pour résister à l'inhibition.

Les valeurs `INTENSITE_EXCITATION_PERTINENTE` et `INTENSITE_INHIBITION_PERTINENTE` correspondent à des paramètres de la simulation permettant de régler le comportement du réseau et dont les valeurs sont incluses dans l'intervalle $[0,1]$.

Appel par disjonction d'activité d'appel

Dans le cas où la colonne n'est ni excitée ($E_M(t) < \text{INTENSITE_EXCITATION_PERTINENTE}$) ni inhibée ($I_M(t) < \text{INTENSITE_INHIBITION_PERTINENTE}$), alors le calcul de l'activité d'appel $C_M(t+1)$ de la colonne M se fait selon l'équation suivante :

$$C_M(t) = \max (FTA_{feedback_i}(t) \times C_{M_i}, FTA_{feedforward_i}(t) \times C_{M_i}, FTA_{lateral_i}(t) \times C_{M_i})_{i \in [1..n]} \quad (5.3)$$

Il y a une compétition sur les appels reçus de la part des autres colonnes. La colonne passe alors dans un état d'appel et pourra transmettre cet appel vers d'autres colonnes.

Excitation par appel

L'excitation d'une maxicolonne peut aussi être provoquée par la conjonction d'une activité d'appel en provenance d'une colonne (via les liens feedforward) et d'une activité d'excitation reçue en provenance d'une autre colonne (via les liens feedback). On considère en fait dans ce cas là que l'appel sensibilise la colonne et que l'excitation afférente provoque l'excitation de la colonne. On demande à la colonne de s'exciter (appel reçu par les lien feedforward) et celle-ci voit que ses pré-conditions sont réalisées (excitation reçue par les liens feedback).

- si $\sum_{i \in [1..n]} [FTE_{feedforward_i}(t) \times C_{M_i}(t)] > \text{INTENSITE_APPEL_PERTINENT}$ et $\sum_{i \in [1..n]} [FTE_{feedback_i}(t) \times E_{M_i}(t)] > \text{INTENSITE_EXCITATION_PERTINENTE}$ alors la colonne M est excitée.

Critères de spécialisation d'une maxicolonne

L'apprentissage dans le modèle consiste à spécialiser (donc à diviser) les colonnes sur des masques d'entrées particuliers selon le principe qui a été illustré dans la section 4.2.6 de la partie I. Selon la règle de Hebb, lorsque deux colonnes (reliées par une connexion) sont activées de façon co-occurente, alors le poids de leur connexion est renforcé. Il faut noter ici que cette co-occurrence d'activité peut s'étaler sur plusieurs itérations puisque le principe de l'intégrateur à fuite (voir section 2.1.2 de la partie I) nous assure une activité résiduelle après excitation d'une colonne. Lorsque les poids respectifs de connexions sont suffisamment forts (i.e. supérieurs à

une valeur donnée), alors la colonne mère se duplique et crée une colonne fille qui sera dédiée à la détection du masque d'entrée pour lequel elle a été créée (cf. figure 5.9). La colonne mère ne pourra alors plus détecter ce masque d'entrées particulier (afin d'éviter une nouvelle duplication).

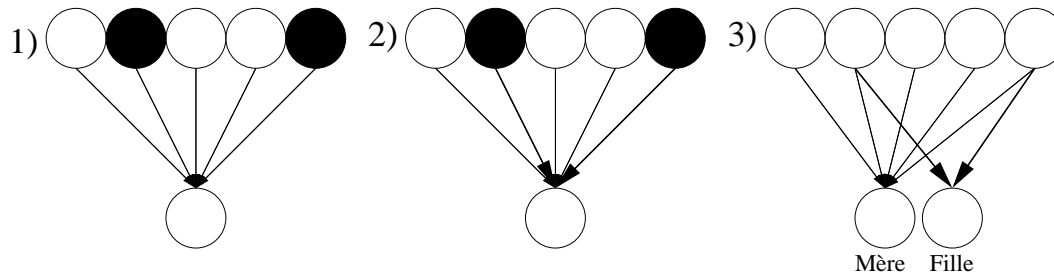


FIG. 5.9 – La duplication d'une colonne. La colonne renforce le poids des connexions la reliant aux entrées activées (1 et 2). Lorsque ces poids sont suffisamment fort, la colonne se duplique et crée une colonne fille qui est dédiée à la détection d'un jeu d'entrées particulier.

Dans notre modèle, seules les connexions des colonnes de la carte **position relative** sont susceptibles de réaliser cet apprentissage puisque les autres colonnes possèdent des connexions avec des poids fixés (pour les raisons données auparavant).

Une première approche de l'apprentissage nous indique qu'une colonne de la carte **position relative** cherche à se dupliquer afin de se spécialiser sur des masques d'entrées particuliers. Etant données l'architecture et l'organisation des flux d'information, ces spécialisations vont s'opérer sur les transitions d'état effectuées par l'agent. Ainsi, lorsque l'agent se déplace d'un lieu A à un lieu B à l'aide du mouvement M, on se trouve dans une configuration d'activité indiquée sur la figure 5.10. Lorsque que ce mouvement est répété, la colonne mère va se dupliquer en une colonne fille qui sera dédiée à la détection du masque « lieu 1 + lieu 2 + mouvement M ».

Cependant, cet apprentissage n'est pas suffisant du fait qu'un masque d'entrée représente une séquence temporelle, c'est à dire que le masque « lieu 1 + lieu 2 + mouvement M » possède en fait une sémantique qui est « lieu 1 + mouvement M \rightarrow lieu 2 ». L'apprentissage doit donc rendre compte de cette sémantique. Cette séquence temporelle peut être détectée grâce aux activations respectives des colonnes impliquées. En effet, lorsque la séquence est susceptible d'être détectée, on se trouve dans la situation indiquée sur la figure figure 5.10, c'est à dire que la colonne détectant le lieu 1 possède une activité résiduelle, et les colonnes détectant le lieu 2 et le mouvement moteur sont elles pleinement activées. Dans notre modèle, cette activité résiduelle est transmise via les liens feedback alors que l'activité forte est transmise via les liens feedforward. La spécialisation de la colonne détectant la séquence va donc prendre en compte cette causalité temporelle comme indiqué sur la figure 5.10.

5.4 Résultats expérimentaux

La construction et l'utilisation de la carte cognitive dans notre modèle peuvent être appréhendées par la notion de graphe et de recherche de chemins dans un graphe et l'algorithme de Bellman-Ford (connu aussi sous le nom de « algorithme des flots » dont on trouvera une description dans l'annexe A) sous-tend le mécanisme implicite d'utilisation de la carte cognitive dans notre modèle cortical. En effet, la diffusion d'une variable d'appel des minicolonnes au sein des

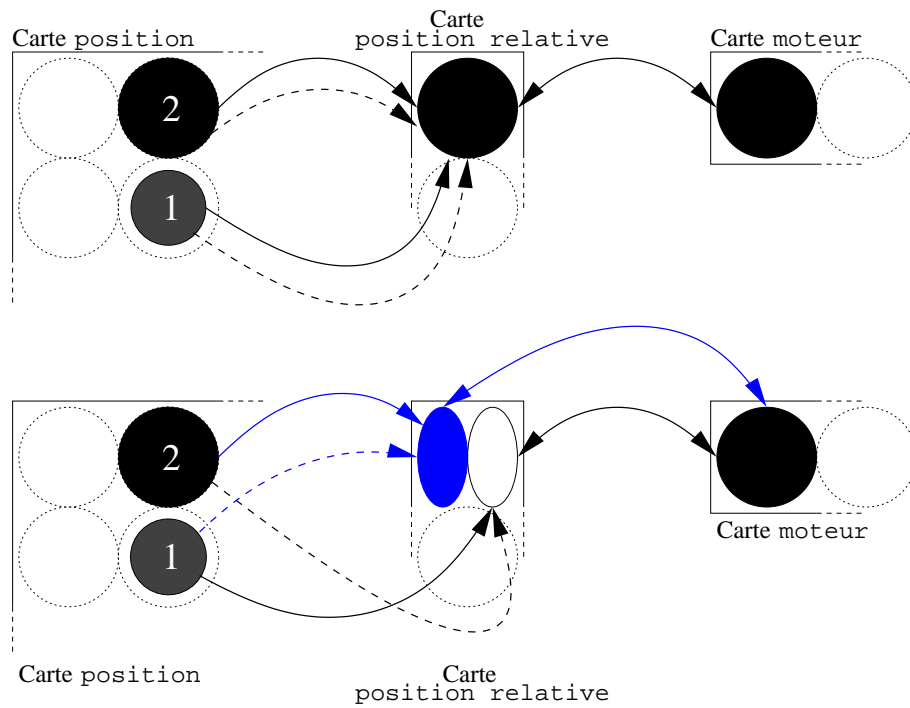


FIG. 5.10 – Exemple de division d'une colonne de la carte position relative qui code implicitement la transition entre les états (lieux) 1 et 2. Les flèches en traits continus indiquent les liens feedforward, les flèches en traits pointillés indiquent les liens feedback.

cartes corticales à partir de la désignation d'un lieu à rallier par l'expérimentateur autorise une recherche guidée par le but dont l'« algorithme des flots » assure la convergence.

5.4.1 Construction d'une carte cognitive

La première étape de la navigation par carte cognitive est la construction même de la carte, et, dans l'hypothèse du monde statique où nous nous sommes placés (cf. section 5.1.1 de la partie I), *toute transition entre états perceptifs est la conséquence de l'engagement préalable d'une action motrice*, ce qui signifie notamment que les « lois du monde » peuvent être entièrement décrites sous la forme de triplets $\{etat_1, action, etat_2\}$ dont la sémantique est $etat_1 \xrightarrow{action} etat_2$. Or, une carte cognitive topologique est équivalente à un ensemble de triplets concernant les transitions possibles entre les différents états perceptifs. La structure et l'organisation des cartes corticales du modèle ont donc été conçues en conséquence et leur but est de :

1. détecter les transitions entre les différents états perceptifs
2. mémoriser les triplets $\{etat_1, action, etat_2\}$ correspondants
3. utiliser ces triplets

Ainsi, la carte corticale **position relative** acquiert ses informations de la part de la carte **position**, permettant de détecter les états perceptifs, et de la carte **moteur**, permettant de détecter l'action motrice qui a été engagée.

Spécialisation des colonnes

Selon les mécanismes de fonctionnement expliqués auparavant, les colonnes de la carte **position relative** sont susceptibles de se spécialiser lorsque les conditions suivantes sont réunies :

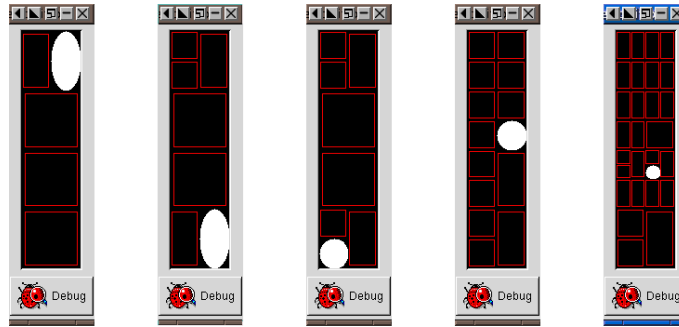
- Une activation feedforward pertinente en provenance de la carte **position**
- Une activation (rémanente) feedback de la carte **position**
- Une activation feedforward pertinente de la carte **moteur**

Comme illustré sur la figure 5.10, la transition entre deux états perceptifs (deux lieux dans ce cas précis) se caractérise par un état perceptif courant (ici la position 2), un état perceptif rémanent (ici la position 1) et une action motrice (ici l'action **aller en haut**). Or, par construction du modèle, il existe une colonne de la carte **position relative** qui est en relation avec ces trois colonnes en particulier et qui est donc en position de repérer cette séquence temporelle. Celle-ci va donc se spécialiser en se divisant, et la colonne **fille** ainsi créée héritera des liens engagés dans sa spécialisation. Cette colonne **fille** est alors la seule colonne de la carte **position relative** à même de détecter cette séquence particulière.

La détection de l'ensemble des transitions entre les différents états perceptifs va amener la spécialisation d'autant de colonnes détectant ces transitions, indexées par l'action motrice correspondante (cf. figure 5.11). La carte cognitive topologique se trouve alors construite sous la forme d'un ensemble de colonnes spécialisées.

5.4.2 Utilisation de la carte

Lorsque l'expérimentateur choisit un lieu à rallier, une activité d'appel est générée au niveau de la colonne de la carte **position** représentant ce lieu. Dans le cas où cet état perceptif n'est pas directement voisin de l'état perceptif courant, l'appel ne peut être directement satisfait, i.e. la colonne ne s'excite pas. En revanche l'appel est propagé en direction des colonnes voisines reliées via les liens transversaux. De proche en proche, cet appel va aboutir sur une colonne voisine

FIG. 5.11 – *Divisions successives des colonnes de la carte associative*

de l'état perceptif courant. Cette colonne peut alors être excitée puisque que les conditions de son excitation sont réunies. En s'excitant, elle déclenche alors le mouvement moteur associé et devient la nouvelle situation perceptive courante. Par ailleurs, l'activité d'appel présente dans la carte est inhibée par l'excitation de cette colonne. L'appel, toujours présent au niveau du lieu à rallier va de nouveau être propagé vers les autres colonnes provoquant de nouveau un mouvement moteur permettant de rapprocher l'état perceptif courant de l'état perceptif souhaité. Ainsi, de proche en proche, l'agent peut rallier le lieu but.

5.5 Discussion

L'application présentée dans cette section repose sur une simulation robotique faisant partie intégrante de ce que l'on appelle communément les *problèmes jouets*, ce qui signifie notamment que les modèles utilisés dans ce cadre précis ne sont pas directement applicables aux problèmes du monde réel. En effet, si ce type de problème autorise généralement une illustration efficace des principes de fonctionnement sous-jacents aux modèles, un risque majeur consiste à penser que ces modèles (modulo quelques adaptations) peuvent être virtuellement utilisés dans le monde réel. Cela est généralement faux et il appartient alors au modélisateur d'expérimenter en situation réelle ou bien d'expliquer précisément le cadre d'utilisation.

Le modèle de cortex associatif présenté dans ce chapitre est un modèle simple qui est dans une certaine mesure adapté au problème que nous souhaitons traiter mais dont l'architecture et les règles d'apprentissage élaborées permettent, dans le contexte de la navigation, la détection, la mémorisation et l'utilisation de transitions indexées par l'action. Or, le point fondamental de ce modèle est que ces propriétés de détection, de mémorisation et d'utilisation des transitions sont indépendantes de la perception manipulée ainsi que de l'action engagée. Dans l'application que nous avons présentée, cette perception se résume à l'activité d'une unité représentant à elle seule un lieu, rejoignant alors la définition du neurone grand-mère. Or si l'on considère maintenant une perception plus réelle au sens d'une activité distribuée sur plusieurs unités, le principe de liens indexés par l'action reste le même. L'immersion de ce modèle dans le monde réel nécessite donc les seules modifications des systèmes de perception et d'action. Les principes et mécanismes sous-tendant le fonctionnement de la carte associative peuvent être, eux, transposés.

Par ailleurs, il faut noter ici que la connaissance du monde acquise n'est pas directement généralisable puisque la nature même du problème (cartographie de l'environnement) requiert

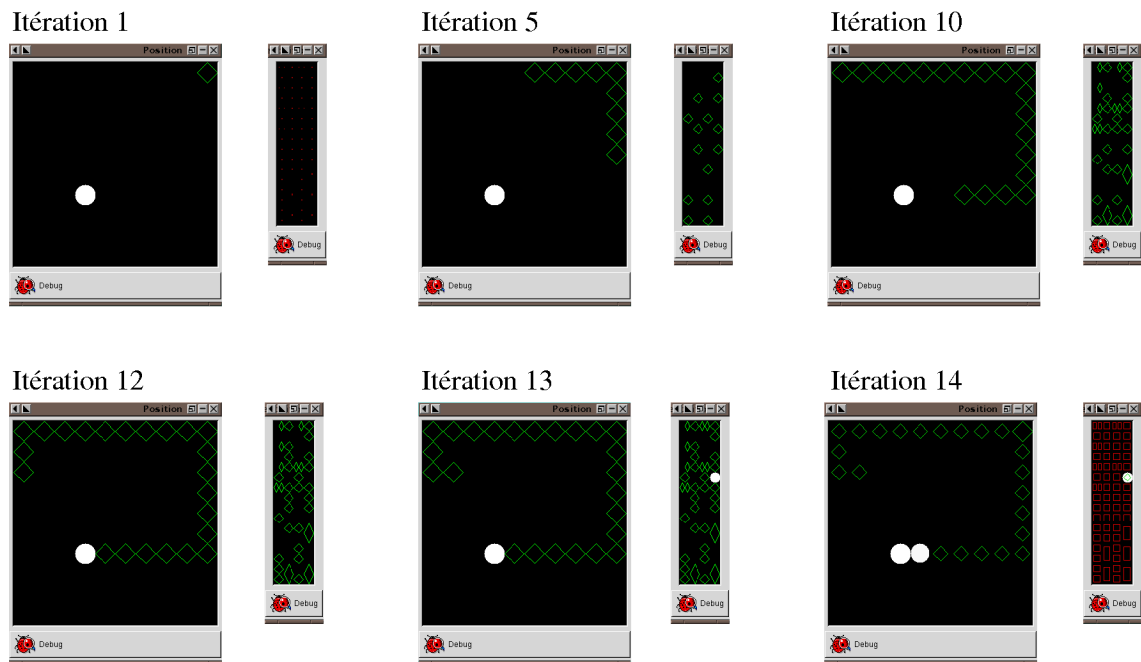


FIG. 5.12 – *Exemple d'utilisation de la carte cognitive. Itération 1 : le point de ralliement a été choisi, un appel est initié au niveau de la colonne but de la carte position. Itération 5 : l'appel est propagé via la carte position relative vers les autres colonnes de la carte position. Itération 10 : l'appel continue de se propager le long des colonnes via les transitions apprises, c'est pour cette raison que cet appel n'emprunte pas l'ensemble des chemins. Itération 12 : L'appel a été propagé jusqu'à la colonne représentant la position actuelle. Itération 13 : la colonne de la carte position relative détecte la configuration d'activité et s'excite, provoquant ainsi le mouvement moteur. Itération 14 : le mouvement moteur a été déclenché provoquant le déplacement du robot, alors que l'excitation de la colonne de la carte position relative provoque l'inhibition des autres colonnes. En conséquence, les séquences d'appels dans la carte position s'éteignent.*

l'apprentissage explicite d'un environnement spécifique du problème. La raison en est simple : la nature explicite de l'information manipulée induit les représentations perceptives explicites sous-jacentes (ici il s'agit de lieux et donc de perceptions « à usage unique »). On peut noter qu'il est facile d'attribuer une sémantique aux colonnes de la carte **position relative** dans la mesure où, comme il a été décrit auparavant, ces colonnes représentent en fait des transitions entre des états perceptifs (des lieux) indexés par une action motrice (des mouvements absolus). Cette sémantique des actions motrices induit une sémantique sur les colonnes associatives. Par exemple, toutes les colonnes représentant des transitions indexées par l'action **aller à droite** peuvent être interprétées comme des relations de localisation relationnelle (i.e. tel lieu se trouve à droite de tel lieu puisqu'il faut engager l'action **aller à droite** pour passer de l'un à l'autre). La carte topologique est alors équivalente à une description relationnelle de l'ensemble des lieux de l'environnement. Or, cette notion de relation est généralisable à toute action induisant un changement dans l'état perceptif. Ainsi, si l'on ajoute par exemple une action **manger** ou **boire** dont le déclenchement provoque un changement dans l'état perceptif (sensation de satiété par exemple), alors il est possible de la même façon de spécialiser des colonnes à même de représenter ces transitions particulières, la sémantique devenant alors « il y a de la nourriture à tel endroit » ou « il y a de l'eau à tel endroit ». Enfin, si l'on autorise des perceptions plus génériques comme par exemple le point de focalisation, alors ces mécanismes sont à même d'apprendre que « lorsqu'un objet se trouve à ma droite et que je tourne vers ma droite, alors l'objet se trouve devant moi ».

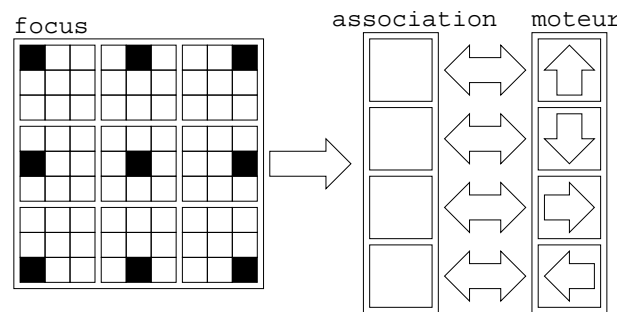


FIG. 5.13 – Exemple d'architecture associative autorisant l'apprentissage des procédures du mouvement du point de focalisation.

Le mécanisme proposé ici relève donc de l'apprentissage générique de type $S_1 - R_{(S_1, S_2)} - S_2$, i.e. à chaque présentation du stimulus S_1 , le système est capable de prédire le stimulus S_2 s'il engage l'action R . Or, ce type de règle se trouve à la base de l'apprentissage animal ([Tolman, 1932] cité par [Balkenius, 1995]). Posséder par exemple la connaissance des séquences $S_1 - R_{(S_1, S_2)} - S_2$ et $S_2 - R_{(S_2, S_3)} - S_3$ permet de passer de S_1 à S_3 , même si cette séquence n'a jamais été utilisée auparavant, généralisant ainsi la connaissance.

Enfin, il est à noter que la détection d'une situation perceptuelle S_1 représente à elle seule un problème. En effet, dans le monde réel, il est peu probable de se retrouver exactement dans une situation perceptuelle vécue auparavant, il existera généralement toujours des différences séparant deux situations similaires. Par exemple, il est inutile d'apprendre que « si je me trouve dans une pièce A où se trouve une chaise alors je peux aller dans le couloir » et que « si je me trouve dans une pièce A sans chaise alors je peux aussi aller dans le couloir ». L'idée sous-jacente est bien de dire « si je me trouve dans la pièce A alors je peux aller dans le couloir ». Or, dans cet exemple,

les deux situations perceptives sont différentes puisque la chaise est présente dans l'une et pas dans l'autre. Il est donc nécessaire de posséder des systèmes capables de réaliser l'identification de ces deux perceptions comme désignant bien la même pièce, car il n'est pas envisageable de mémoriser les transitions séparant chaque situation perceptive distincte au risque de saturer le système. Au lieu de quoi, il est plus judicieux de posséder un système permettant de juger de la similarité ou de la non similarité des situations perceptives. C'est là le rôle que l'on entend donner à la mémoire déclarative et que nous allons développer dans le chapitre suivant.

Chapitre 6

Un modèle de mémoire déclarative

« Et tout d'un coup le souvenir m'est apparu. Ce goût, c'était celui du petit morceau de madeleine que le dimanche matin à Combray (parce que ce jour-là je ne sortais pas avant l'heure de la messe), quand j'allais lui dire bonjour dans sa chambre, ma tante Léonie m'offrait après l'avoir trempé dans son infusion de thé ou de tilleul. La vue de la petite madeleine ne m'avait rien rappelé avant que je n'y eusse goûté ; peut-être parce que, en ayant souvent aperçu depuis, sans en manger, sur les tablettes des pâtisseries, leur image avait quitté ces jours de Combray pour se lier à d'autres plus récents ; peut-être parce que, de ces souvenirs abandonnés si longtemps hors de la mémoire, rien ne survivait, tout s'était désagrégé ; les formes et celle aussi du petit coquillage de pâtisserie, si grassement sensuel sous son plissage sévère et dévot s'étaient abolies, ou, ensommeillées avaient perdu la force d'expansion qui leur eût permis de rejoindre la conscience. Mais, quand d'un passé ancien rien ne subsiste, après la mort des êtres, après la destruction des choses, seules, plus frêles mais plus vivaces, plus immatérielles, plus persistantes, plus fidèles, l'odeur et la saveur restent encore longtemps, comme des âmes, à se rappeler, à attendre, à espérer, sur la ruine de tout le reste, à porter sans fléchir, sur leur gouttelette presque impalpable l'édifice immense du souvenir. »

Marcel Proust, Du côté de chez Swann.

Sommaire

6.1	L'hippocampe pour la mémoire spatiale et la navigation	113
6.1.1	Les cellules de lieu	114
6.1.2	Le système directif de la tête (SDT)	115
6.1.3	L'intégration de chemin	116
6.1.4	Discussion	117
6.2	L'hippocampe pour la mémoire déclarative	117
6.2.1	L'idée originelle de [Marr, 1971]	117
6.2.2	La proposition de [McNaughton and Nadel, 1990]	119

6.2.3	Le modèle de [Hasselmo <i>et al.</i> , 1996]	121
6.2.4	Le modèle de [Murre, 1996]	123
6.3	Un modèle computationnel de l'hippocampe	124
6.3.1	Architecture du modèle	125
6.3.2	Les flux d'information	127
6.3.3	Discussion	133
6.4	Apprentissage de motifs réguliers	134
6.4.1	Définition de l'application	134
6.4.2	Le modèle de référence de Hopfield	136
6.4.3	Le modèle ART [Grossberg, 1976a, Grossberg, 1976b]	137
6.4.4	Le modèle d'hippocampe	141
6.5	Reconnaissance de lieu sur simulation	144
6.5.1	Définition de l'application	144
6.5.2	Apprentissage	144
6.5.3	Les stimuli	146
6.5.4	Protocole expérimental	148
6.5.5	Résultats	148
6.6	Reconnaissance de lieu sur robot réel	150
6.6.1	Définition de l'application	151
6.6.2	Apprentissage	151
6.6.3	Protocole expérimental	152
6.6.4	Résultats préliminaires	153
6.7	Discussion	157

L'hippocampe est sans doute la structure du cerveau qui bénéficie du plus grand nombre d'études, de résultats, de théories et de modèles. L'avantage majeur est que l'on dispose d'une grande base de connaissances sur cette structure, l'inconvénient majeur est que l'on dispose d'une grande base de connaissances sur cette structure. En effet, depuis quelques dizaines d'années, d'innombrables modèles ont vu le jour et chacun d'eux s'attache à caractériser le rôle et la fonction de l'hippocampe dans la mémoire et l'apprentissage, chez les rongeurs, les primates ou l'Homme. Généralement, la plupart de ces modèles sont d'ordre qualitatif et tentent de capturer la nature intime de cette structure au travers d'un mécanisme ou d'une idée particulière permettant de rendre compte de tel ou tel aspect des données expérimentales. La nature des modèles de l'hippocampe se trouve alors intimement liée aux résultats expérimentaux que l'on désire reproduire ou expliquer, qu'il s'agisse des cellules de lieux chez le rat ou bien de l'amnésie rétrograde induite par la lésion de l'hippocampe chez l'Homme. De plus, certains modèles ou certaines idées peuvent être contradictoires (voir [Eichenbaum *et al.*, 1999] et [O'Keefe, 1999]) et peu de modèles sont de nature véritablement computationnelle. Il devient alors difficile de justifier de l'utilisation de tel ou tel modèle. Nous ne pouvons donc prétendre faire ici une étude bibliographique exhaustive de cette littérature foisonnante. Cependant, nous souhaitons détailler ici quelques idées et modèles qui nous semblent représentatifs de l'état de la recherche actuelle. A cet effet, nous introduirons séparément les idées et modèles concernant respectivement l'hippocampe chez le rat et l'Homme. Nous verrons en effet que les rôles respectifs qu'on leur attribue sont sensiblement différents, l'hippocampe chez le rat semble en effet dédié à des traitements spatiaux alors que l'hippocampe chez l'Homme semble plutôt dédié à une mémoire véritablement déclarative. Notre modèle est orienté quant à lui vers ce rôle de mémoire déclarative que l'on semble s'accorder à donner à l'hippocampe chez l'Homme, nous présenterons essentiellement les modèles représentatifs du domaine et qui ont inspiré certains des mécanismes utilisés dans notre propre modèle. Cependant, nous verrons que ce rôle de mémoire spatiale peut s'expliquer par la fonction de mémoire déclarative.

6.1 L'hippocampe pour la mémoire spatiale et la navigation

Les idées concernant le rôle de l'hippocampe chez les rongeurs sont intimement liées aux aspects spatiaux de la cognition et plus particulièrement à l'aspect de la navigation. L'origine de cet état de fait provient de la découverte des *cellules de lieu* au sein de l'hippocampe du rat par John 'Keefe [O'Keefe and Dostrovsky, 1971]. Ces cellules de lieu localisées dans l'hippocampe possèdent en effet la particularité fonctionnelle de s'exciter lorsque l'animal se trouve à un endroit précis de l'environnement, se rendant ainsi comparables à un système de repérage dans l'environnement. Depuis cette découverte, de nombreuses expériences ont confirmé l'existence de ces cellules de lieux et ont de plus permis de montrer l'existence de système annexes pouvant venir supporter un système global de navigation basé sur ces cellules de lieux :

- les cellules de lieux, autorisant la localisation du rat (voir section 6.1.1)
- le système directif de la tête (SDT), l'équivalent d'un compas interne (voir section 6.1.2)
- l'intégration de chemin, permettant de retourner à un endroit par une ligne droite (voir section 6.1.3)

Ce que l'on peut noter ici est que les cellules de lieux et le système directif de la tête suffisent à assurer au rat un système cohérent de navigation. Les cellules de lieux indiquent la position de l'animal et le système directif de la tête permet de connaître l'orientation de l'animal. Il suffirait alors de connaître une manière de relier les différents lieux pour posséder l'équivalent d'une carte cognitive topologique (voir section 3.2.4 de la partie I). De plus, le système d'intégra-

tion de chemin permet l'utilisation de raccourcis métriques, ce qui offrirait alors des propriétés comparables à une carte topologique métrique (voir section 3.2.6 de la partie I). La formation hippocampique chez le rat pourrait donc posséder en son sein toutes les capacités requises pour la navigation. Ainsi, les modèles de [O'Keefe and Dostrovsky, 1971], [McNaughton *et al.*, 1996] et [Redish, 1997], qui possèdent tous trois une forte composante biologique, tentent de rendre compte d'observations expérimentales du comportement spatial et proposent de tels systèmes de navigation au travers de leurs modélisations respectives.

Note : Notre description viendra s'appuyer sur la thèse de D. Redish [Redish, 1997] qui est aujourd'hui un document de référence dans le domaine. Le lecteur intéressé pourra en particulier s'y reporter pour une étude bibliographique détaillée de l'ensemble des modèles biologiques de l'hippocampe chez le rat.

6.1.1 Les cellules de lieu

Ces cellules sont caractérisées par une activité qui se trouve en relation étroite avec une localisation spatiale précise (appelée *champ d'activation*) du sujet. Une cellule de lieu typique

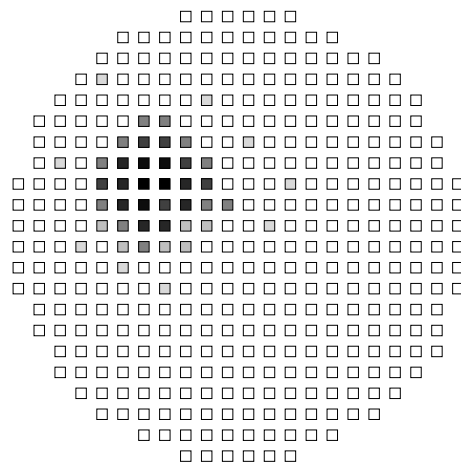


FIG. 6.1 – *Enregistrement de l'activité d'une cellule de lieu selon les différentes localisations d'un sujet dans un environnement circulaire*

couvre en général une zone qui est de l'ordre de plusieurs fois la taille du rongeur et possède les propriétés suivantes :

- Les cellules de lieu continuent de fonctionner lorsque les différents indices de l'environnement sont enlevés
- Les cellules de lieu continuent de fonctionner dans l'obscurité
- Les cellules de lieu sont associées à différents champs dans différents environnements
- Les champs d'activation peuvent être convexes ou concaves
- Certains champs ne sont pas compacts et certaines cellules peuvent être associées à plusieurs sous-champs, même au sein d'un même environnement

On pourra se reporter aux descriptifs des expériences EX.63 à EX.93 (p 54-71) de [Redish, 1997] pour un compte rendu précis des diverses expériences menées sur les cellules de lieu.

De plus, ces cellules de lieu peuvent être directionnelles, c'est à dire que la présence en un lieu précis engendrera ou non une activation des cellules selon la direction de l'animal. Typiquement, une aire relativement découverte aura tendance à "générer" des cellules de lieu non directionnelles, alors qu'une aire "encombrée" telle qu'un labyrinthe en forme de croix aura plutôt tendance à engendrer des cellules directionnelles. Il faut enfin remarquer que les cellules de lieu commencent à fonctionner dès l'entrée dans un environnement, même inconnu.

6.1.2 Le système directif de la tête (SDT)

Le système directif de la tête est un ensemble de cellules qui indiquent par leur activation respective la direction instantanée de la tête du sujet par rapport au plan horizontal (défini par le champ de gravité terrestre). A chaque cellule est associée une direction privilégiée (i.e. cette direction engendre une activité maximale de la cellule) qui est constante pour un environnement donné, cette direction pouvant changer lorsque l'animal se trouve dans un autre environnement. Le profil d'activité de l'ensemble de ces cellules peut être approximé par une gaussienne (cf fig. 6.2).

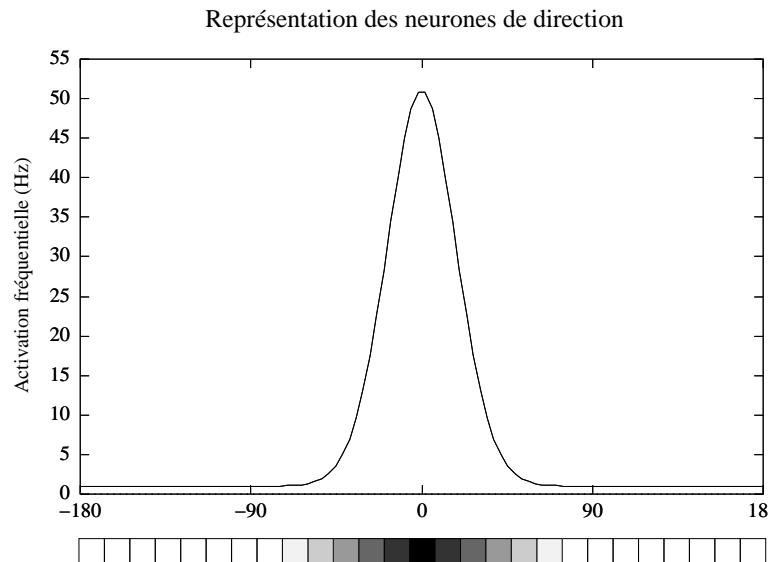


FIG. 6.2 – Exemple de profil d'activation dans le cas où la tête se trouve dans la direction 0.

Les nombreuses expériences effectuées sur les rongeurs ont permis de faire émerger des propriétés caractérisant le système directif de la tête :

1. Activation directionnelle

Une cellule SDT voit son activité augmenter (i.e. : augmentation de la fréquence) si et seulement si la tête de l'animal pointe dans la direction "associée" à la cellule.

2. Utilisation d'amers

Des indices peuvent être utilisés pour « calibrer » le système. Ainsi, si l'animal est placé dans un environnement, puis enlevé, puis placé de nouveau dans le même environnement, chaque cellule possédera de nouveau la même association activité/direction. En effet, lorsque le rat se « souviendra » d'un endroit, il « saura » que son système directif était dans telle configuration et il sera alors en mesure de le recalibrer.

3. Variance/Invariance du système

Les associations cellules/directions sont invariantes pour un environnement donné mais

peuvent varier d'un environnement à un autre.

4. Mise à jour interne

Le système directif de la tête fonctionne encore lorsque l'animal est plongé dans l'obscurité, prouvant ainsi la capacité à intégrer des informations internes. Cependant, une dérive du système est constatée lorsque l'obscurité est prolongée de façon sensible.

5. Rigidité de l'ensemble

Les directions privilégiées attachées à chaque cellule constituent un ensemble rigide dans le sens où la différence d'angle des directions associées à deux cellules quelconques sera constante et indépendante de l'environnement.

On pourra se reporter aux descriptifs des expériences EX.94 à EX.113 (p 72-80) de [Redish, 1997] pour un compte rendu des diverses expériences menées. Parmi les résultats intéressants, on notera que si certaines cellules sont effectivement liées à la position courante de la tête, d'autres cellules peuvent être liées à la position qu'occupera la tête dans le futur (approximativement 20 à 40 ms plus tard) [Zhang, 1996].

6.1.3 L'intégration de chemin

L'intégration de chemin est un processus de localisation/navigation permettant à l'animal de revenir directement à une zone base, et ce, en présence ou non d'indices extérieurs. Le système

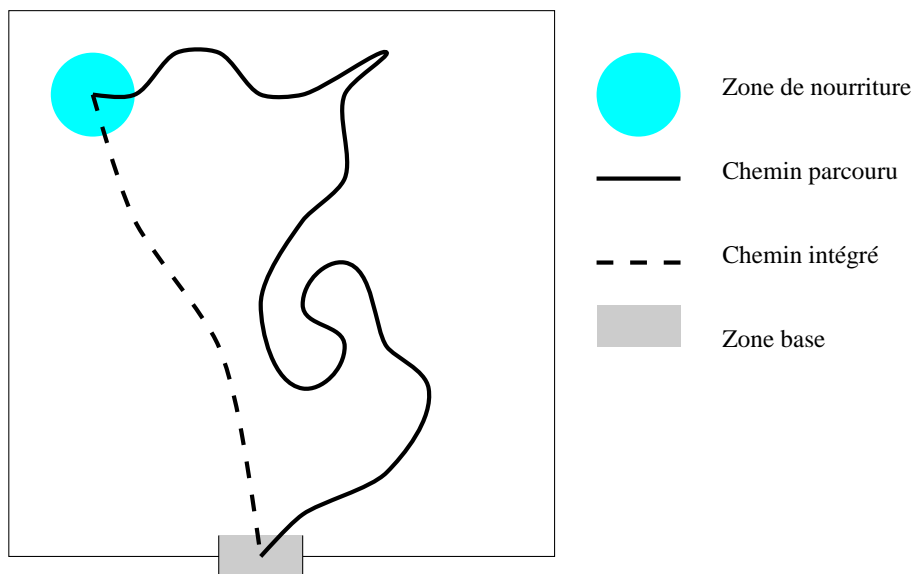


FIG. 6.3 – Exemple d'intégration de chemin réalisé par un rat.

d'intégration de chemin n'a pas encore été finement localisé au sein du cerveau et plusieurs hypothèses existent quant à son possible fonctionnement. Il semble donc difficile d'établir une liste de ses propriétés puisqu'il est difficile d'attribuer la responsabilité de tel ou tel comportement à tel ou tel système. On peut toutefois établir une base de faits (cf. [Redish, 1997], p 231) nécessaires à la réalisation de l'intégration de chemin. Ainsi la ou les structures impliquées doivent satisfaire aux exigences suivantes :

- Elles doivent être collectivement capables de représenter la position de l'animal
- Elles doivent recevoir des informations de la part du système directif de la tête, du système vestibulaire et du système moteur

- Elles doivent mettre à jour la représentation interne lorsque l'animal se déplace dans l'environnement
- Elles doivent envoyer des informations en direction du système des cellules de lieu

On se reportera aux descriptifs des expériences EX.57 à EX.61 (p 50-52) de [Redish, 1997] qui semblent mettre en évidence les propriétés de ce système. Parmi les résultats intéressants, on notera que le système d'intégration de chemin semble présenter des erreurs systématiques qui sont corrigées par l'intervention d'autres systèmes, notamment celui des cellules de lieu qui autorise un recalage du système par rapport à la perception courante.

6.1.4 Discussion

Cette notion de cellule de lieu localisée dans l'hippocampe que nous venons de présenter est donc fondamentale puisqu'elle constitue une preuve de l'existence d'un système de repérage spatial chez le rat. Cela vient donc renforcer la thèse selon laquelle le rat posséderait une carte cognitive au sens d'une représentation interne de l'environnement. L'hippocampe du rat doit-il être alors considéré comme un centre de traitements spatiaux de l'information? Le débat est toujours d'actualité quant à la réponse.

Nous allons voir maintenant que le rôle de cette même structure chez l'Homme semble lui différer en ce sens qu'il semble impliqué de façon plus générale dans la mémoire déclarative et, comme nous allons l'expliquer, ce rôle de l'hippocampe n'est pas incompatible avec les aspects spatiaux.

6.2 L'hippocampe pour la mémoire déclarative

La structure de l'hippocampe fait aussi l'objet de nombreuses études chez l'Homme et chez le singe, mais, alors que les études concernant le rat s'attachent principalement aux aspects spatiaux, les études chez l'Homme concernent plus volontiers les aspects déclaratifs de la mémoire. Ce point de vue n'est d'ailleurs pas incompatible avec l'aspect spatial comme le souligne [Eichenbaum *et al.*, 1999]. L'existence des cellules de lieu n'est remise en question par personne du fait de nombreuses expériences ayant confirmé le fait depuis maintenant près de 30 ans. Il n'existe en revanche aucune preuve établie de l'organisation de ces cellules de lieu en une carte cognitive résidant au sein de l'hippocampe. Les oppositions principales soutenant cette thèse viennent s'appuyer sur diverses constatations expérimentales. Par exemple le fait que les cellules de lieu ne sont pas organisées topologiquement au sein de l'hippocampe ou bien encore que l'hippocampe chez le rat est impliqué dans une large gamme de tâches non directement spatiales, etc. On se reportera donc à [Eichenbaum *et al.*, 1999] et à [O'Keefe, 1999] pour un débat fortement contradictoire concernant ce rôle de l'hippocampe chez le rat. Concernant l'Homme, le débat est moins virulent puisque la fonction du langage permet de mieux qualifier et quantifier ce qui est perdu lors d'une lésion de la formation hippocampique. Le rôle de l'hippocampe dans la mémoire déclarative semble désormais bien établi et il existe en conséquence de nombreux modèles tentant de rendre compte de cet aspect déclaratif.

6.2.1 L'idée originelle de [Marr, 1971]

Ainsi que le souligne [McNaughton and Nadel, 1990] la plupart des opérations effectuées au sein du système nerveux concernent la possibilité d'établir des correspondances entre des états internes, le cas stéréotypique étant alors la mémoire associative simple, i.e. l'association de deux motifs (on parle d'hétéro-association). Les bases de ce mécanisme reposent sur le renforcement des

liens entre les unités actives d'un système, créant ainsi ce que l'on appelle des bassins d'attraction. D'un point de vue mathématique, l'association d'une paire de vecteurs binaires (X, Y) peut être effectuée grâce aux matrices de corrélation (cf. figure 6.4).

A	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">Y3</td></tr> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">Y2</td></tr> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">Y1</td></tr> </table>	1	0	0	1	1	0	Y3	0	0	1	0	1	1	Y2	1	1	0	1	0	0	Y1	<p>Rappel correct</p> <p>X3 = [001011]</p> <p>X3.A = [322332]</p> <p>[322332]/3 = [100110] = Y3</p>
1	0	0	1	1	0	Y3																	
0	0	1	0	1	1	Y2																	
1	1	0	1	0	0	Y1																	
0 1 0	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td></tr> </table>	0	0	1	0	1	1																
0	0	1	0	1	1																		
0 0 0	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td></tr> </table>	0	0	0	0	0	0																
0	0	0	0	0	0																		
1 1 0	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td></tr> </table>	1	0	1	1	1	1	<p>Complétion</p>															
1	0	1	1	1	1																		
0 0 1	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td></tr> </table>	1	1	0	1	0	0	<p>[001001] inclus dans X3</p>															
1	1	0	1	0	0																		
1 1 1	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td></tr> </table>	1	1	1	1	1	1	<p>[01001].A = [211221]</p>															
1	1	1	1	1	1																		
1 0 1	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td style="border-right: 1px solid black; padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">1</td><td style="padding: 2px 5px;">0</td></tr> </table>	1	1	0	1	1	0	<p>[211221]/2 = [100110] = Y3</p>															
1	1	0	1	1	0																		
X3 X2 X1																							

FIG. 6.4 – Les principes fondamentaux des mémoires distribuées associatives peuvent être illustrés par l'exemple de l'appariement de paires d'événements X_i et Y_i via une matrice de corrélation. Dans cet exemple, il y a trois exemples de deux entrées (X_i, Y_i) de 6 informations binaires qui convergent donc sur une matrice de 6×6 nœuds. Chaque nœud est initialement à 0 et prend (de façon définitive) la valeur 1 lorsque les entrées X_i^j et Y_i^j ont toutes deux la valeur 1. N'importe quel membre d'une paire peut être rappelé en multipliant l'autre membre par la matrice et en divisant le résultat par le nombre de bits à 1 dans ce membre. De plus, ce mécanisme fonctionne encore lorsque l'entrée est tronquée, à la condition qu'il n'y ait pas de recouvrement entre les diverses entrées. Le même mécanisme peut être mis en place pour les matrices auto-associatives. En ce cas, on peut effectuer de la complétion et de la correction d'erreur.

Comme on peut le voir sur la figure 6.4, la mémorisation d'une association de deux vecteurs est formée à partir du produit vectoriel de ces deux vecteurs. Etant donné un vecteur d'entrée, le rappel du vecteur de sortie associé s'effectue grâce au produit scalaire avec la matrice de corrélation (cf. figure 6.4) suivi d'une normalisation qui consiste à diviser (division entière) le vecteur obtenu par la taille au carré (i.e. le nombre de bits à un) du vecteur d'entrée. On pourra consulter [Kohonen, 1978, Kohonen, 1984] pour une approche mathématique rigoureuse.

Les bases mathématiques étant établies, la question est de savoir si le cerveau est susceptible de posséder des mécanismes équivalents. La réponse va être donnée par Marr [Marr, 1971] qui proposa le premier la modélisation de ce mécanisme sur la base de données anatomiques du cerveau donnant ainsi naissance à ce que [McNaughton and Nadel, 1990] appellera plus tard les réseaux Hebb-Marr (cf. figure 6.5).

Cependant, nous avons évoqué auparavant (section 2.3.3 de la partie I) que les recouvrements possibles entre les différents vecteurs devant être mémorisés par un système de mémoire associative représentaient un problème dans la mesure où ils provoquaient des phénomènes d'interférences empêchant ainsi une exploitation fiable et robuste de la mémoire. Les réseaux de Hebb-Marr n'échappent pas à cette règle et ils peuvent en conséquence être saturés par l'apprentissage d'un trop grand nombre de vecteurs. Il existe aujourd'hui diverses techniques permettant de pallier ce problème parmi lesquelles celle de Marr qui la présenta sous le nom de *formation du codon*. L'idée était alors que si deux représentations sont projetées d'un petit ensemble de

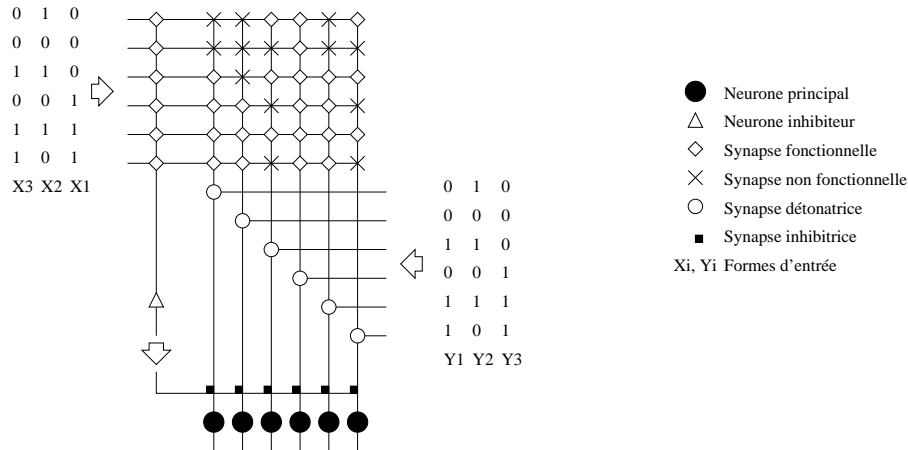


FIG. 6.5 – Un exemple de réseau Hebb-Marr implantant sous forme neuronale le mécanisme matriciel présenté dans la figure 6.4. Chaque entrée Y forme une (puissante) synapse avec un neurone principal. Chaque entrée X forme une synapse avec chacun des neurones principaux, ces synapses étant initialement à zéro et se modifiant selon la règle de Hebb (conjonction X - Y). De plus, ces entrées X forment des connexions avec un neurone inhibiteur qui effectuera l'équivalent de la division nécessaire lors de la phase d'utilisation. On peut implémenter similairement un mécanisme auto-associatif.

neurones vers un ensemble plus grand de telle sorte que la somme des éléments actifs soit la même dans les deux représentations, alors les connexions entre ces deux populations peuvent être établies de telle façon que les représentations dans la seconde population possèdent moins de neurones communs (cf. figure 6.6).

Cette technique est alors intéressante dans le sens où elle peut expliquer la façon d'orthogonaliser l'information au sein de l'hippocampe. Elle n'est cependant pas tenable du fait de l'explosion combinatoire de l'espace de projection.

6.2.2 La proposition de [McNaughton and Nadel, 1990]

Sur la base de données anatomiques précises concernant l'hippocampe chez le rat, McNaughton proposa une solution au problème de l'explosion combinatoire de la solution de Marr. La taille du cortex entorhinal (EC) est d'approximativement 100 000 neurones, celle du gyrus dentelé (DG) de 1 000 000 et celles de CA3 et CA1 de 100 000 neurones. L'expansion de EC vers DG fait légitimement penser qu'il y a une formation de codon au sein de DG. L'information présente dans DG est donc une information éparse (moins de neurones activés) et orthogonalisée (moins de recouvrements entre les différents motifs). Or, la projection de DG vers CA3 est une recompression dans la mesure où la taille de CA3 est près de 10 fois inférieure à celle de DG, mais, selon MacNaughton, les propriétés de projection parallèle et divergence réduite entre DG et CA3 et EC et CA3 expliquerait que la dispersion obtenue dans DG durant la projection dans CA3 est conservée. Ainsi, en passant par l'étape intermédiaire de la projection dans DG, on obtient dans CA3 une représentation orthogonalisée.

Cette idée d'expansion dans DG et de compression dans CA3 est tout à fait essentielle puisqu'elle va influencer de façon importante la plupart des modèles (dont le nôtre comme nous le verrons dans la section 6.3.1). En effet, on obtient dans CA3, une structure de taille comparable

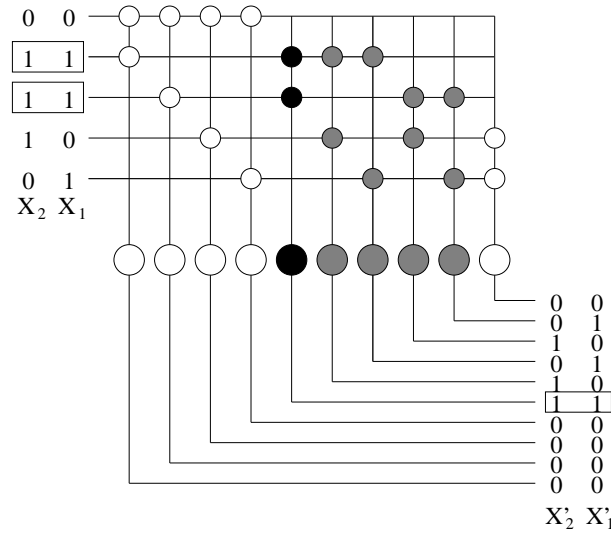


FIG. 6.6 – Le principe sous-tendant l'orthogonalisation de l'information selon le codon de Marr [McNaughton and Nadel, 1990]. Deux motifs d'entrée (X_1 et X_2) possédant une partie commune (40%) voient celle-ci considérablement réduite (10%) par projection sur un espace plus grand (X'_1 et X'_2). Le problème est cependant la dimension de l'espace de projection dont la taille croît exponentiellement avec la taille de l'entrée, rendant cette technique coûteuse et concrètement inapplicable.

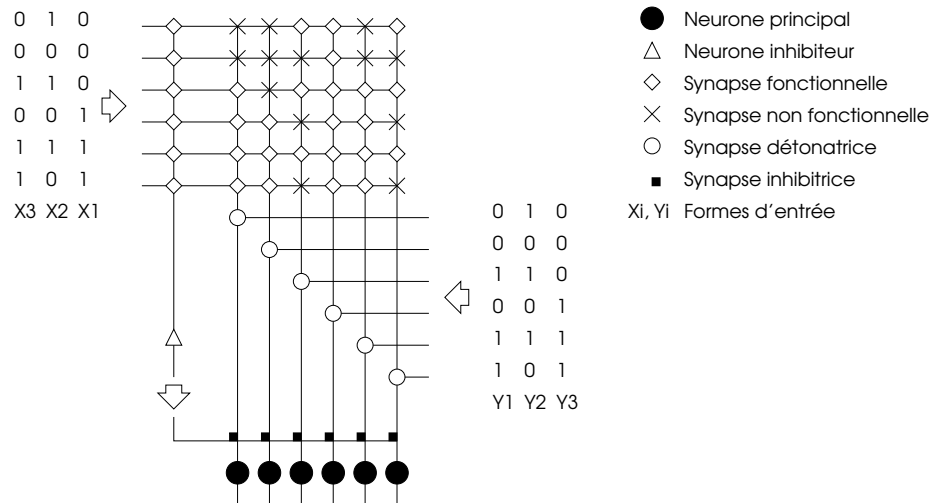


FIG. 6.7 – Les tailles respectives du cortex entorhinal, du gyrus dentelé et de CA3 amènent à penser qu'il y a expansion selon le codon de Marr dans DG puis une compression dans CA3. la projection géométrique de DG vers CA3 permettrait de conserver dans CA3 l'orthogonalisation obtenue dans DG.

à EC, une représentation orthogonalisée de l'information qui peut alors être manipulée plus efficacement durant les processus éventuels de mémorisation.

6.2.3 Le modèle de [Hasselmo *et al.*, 1996]

Le modèle de Hasselmo reprend les idées de [McNaughton and Nadel, 1990] en les complétant par un mécanisme original de contrôle. En effet, les mécanismes proposés par McNaughton ne semblant pas suffisants pour pallier les problèmes d'interférences entre les différents motifs, Hasselmo propose de contrôler ces phénomènes en intégrant dans son modèle une nouvelle structure (le septum) dont le rôle supposé serait de moduler certaines des connexions de l'hippocampe.

De façon plus précise, ce modèle propose la modélisation d'un mécanisme de neuro-modulation au sein de l'hippocampe basé sur l'acétylcholine qui permet de bloquer la transmission des synapses excitatrices. Le modèle est organisé en 5 régions parmi lesquelles le *septum* qui va permettre une neuro-modulation (cf. figure 6.8). Le cortex entorhinal représente à la fois l'entrée et la sortie du système, la couche II représente l'entrée et reçoit en conséquence les motifs d'activation à mémoriser. La couche IV représente quant à elle la sortie du système et c'est elle qui permettra l'évaluation du modèle en se comparant à la couche II. Les connexions reliant le cortex entorhinal et le gyrus dentelé sont aléatoires et relient une unité de DG à un groupe aléatoire d'unités de EC, implémentant ainsi le codon de Marr. Pour chaque motif présent dans EC, un petit groupe d'unités de DG sera actif et ces unités de DG apprendront alors à répondre sélectivement à ces motifs particuliers. Cette activité présente dans DG est alors « copiée » dans CA3. En fait, il existe une connectivité entre DG et CA3 reliant une unité de DG à une unité de CA3, l'activation d'une unité de DG étant suffisante pour déclencher l'activation d'une unité de CA3. Dans CA3, les nombreuses connexions récurrentes vont permettre l'auto-association proprement dite. Dans le même temps, une représentation de l'activité de EC est formée au sein de CA1, chaque unité de CA1 étant reliée à un groupe aléatoire d'unités de EC. A cette étape, on dispose donc d'une représentation de l'activité de EC au sein de CA1 ainsi que de la représentation de l'état attracteur le plus proche au sein de CA3 (en raison des liens récurrents présents dans CA3). La formation de connexions hétéro-associatives entre CA1 et CA3 permet alors l'implantation d'un mécanisme de comparaison entre les deux représentations. L'idée de ce modèle est alors de se servir explicitement du résultat de cette comparaison.

La région CA1 contrôle en effet le septum qui régit la neuro-modulation des connexions récurrentes de CA3 et des connexions CA3→CA1. Lorsqu'un nouveau motif est présenté, l'activité dans la région CA1 est relativement peu élevée (les unités ne sont pas encore spécialisées). En conséquence, le septum n'est pas inhibé et vient donc naturellement inhiber les connexions de l'hippocampe. Or cette inhibition est sélective dans le sens où elle prévient la diffusion de l'activité mais pas la modification des connexions. Ainsi, durant l'apprentissage, les connexions récurrentes de CA3 et les connexions CA3→CA1 peuvent être modifiées mais ne transmettent pas l'activité. L'hétéro-association entre la région CA1 et la région CA3 peut être apprise. Lorsqu'un motif est mémorisé, la région CA1 possède une activité relativement élevée qui permet d'inhiber le septum. En retour, le septum n'inhibe plus les connexions de l'hippocampe, et, cette fois, l'activité peut être transmise via les liens récurrents et de CA3 vers CA1, corrigeant alors éventuellement le motif présent au sein de EC. En fait, ce mécanisme d'inhibition permet de pallier dans une certaine mesure les problèmes d'interférence propres aux réseaux de type auto-associatif. Cependant, si ce modèle propose un mécanisme intéressant d'auto-modulation, il ne semble pas appréhender l'ensemble des phénomènes d'interférence pouvant survenir. Ainsi, si les auteurs expliquent comment la suppression des transmissions synaptiques entre CA3 et CA1 prévient les interférences, ils ne détaillent pas les transmissions synaptiques présentes au sein de

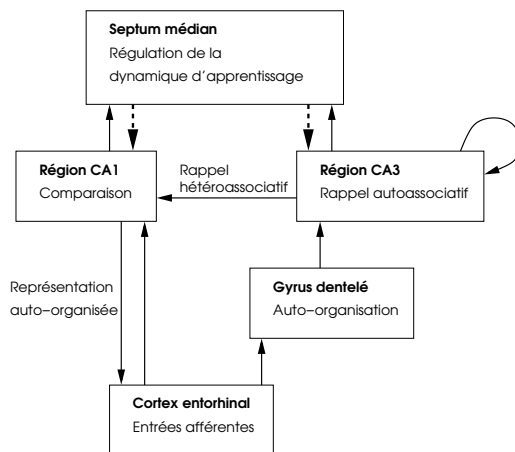


FIG. 6.8 – Le modèle de Hasselmo et al. 1. La couche II du cortex entorhinal se projete dans le gyrus dentelé où se forme une représentation rapide auto-organisée 2. La représentation dispersée se projete dans CA3 3. Une auto-association est effectuée dans CA3 via les liens récurrents 4. L'information se projete dans CA1 permettant une hétéro-association 5. L'information en provenance de la couche IV de EC permet la comparaison avec l'information en provenance de CA3 6. CA1 se projete dans la couche IV de EC permettant l'activation du motif mémorisé 7. CA1 peut influencer la région septale et contrôler le niveau de ACh. La région septale peut inhiber les liens récurrents de CA3 et les liens CA3→CA1

CA3 durant la phase de rappel.

6.2.4 Le modèle de [Murre, 1996]

La vocation première de ce système (TraceLink) est de modéliser le phénomène d'amnésie (rétrograde et antérograde) ainsi que le phénomène de consolidation de la mémoire. Le modèle d'hippocampe utilisé se distingue donc des autres modèles par le fait qu'il ne cherche pas à reproduire de façon détaillée l'ensemble de son fonctionnement neurobiologique mais essaye plutôt de s'intégrer dans une plus large structure comprenant entre autres parties le cortex. Ainsi le système TraceLink se compose principalement des trois sous-systèmes suivants :

- Un système de traces (l'équivalent du néocortex)
- Un système de liens (l'équivalent de l'hippocampe)
- Un système de modulation (l'équivalent d'une structure du cerveau impliquée dans la modulation de l'apprentissage)

Le néocortex est modélisé par un grand nombre de modules qui contiennent chacun un nombre limité de nœuds. Un nœud représente un groupe compact de cellules fonctionnellement apparentées et se trouve connecté avec les nœuds voisins ainsi qu'avec des nœuds en provenance d'autres modules (connectivité topologique rendant partiellement compte du volume de matière blanche du cerveau). Initialement, la connectivité inter-nœud est donc relativement faible. Le néocortex est supposé constituer le support de la mémoire épisodique et sémantique sous forme de l'activation éparse d'un certain nombre de nœuds. Apprendre consiste donc à être en mesure de relier ces nœuds entre eux afin que la seule activation de l'un d'eux entraîne l'activation des nœuds corrélés. L'hippocampe est quant à lui modélisé sous forme d'un regroupement de neurones dont la caractéristique principale est d'être fortement liés avec les neurones du néocortex et ce, de façon bilatérale. Ainsi, alors que la probabilité de connexion directe de deux neurones corticaux est relativement faible, le probabilité de connexion indirecte via l'hippocampe est significative et permet l'apprentissage au sein du néocortex, comme le montre la figure 6.9. Le troisième système permet quant à lui de moduler l'apprentissage au sein de l'hippocampe afin d'autoriser à ce dernier une grande plasticité permettant l'apprentissage en quelques essais (voire en un seul). Enfin, pour que le modèle soit opérationnel, il est nécessaire de supposer que des connexions cortico-corticales sont en mesure de se développer entre deux cellules quelconques du cortex.

Chaque module du néocortex possède un neurone inhibiteur qui permet de garder un nombre moyen k de neurones activés (*k-winner-take-all*). Les connexions sont modifiées selon les lois de Hebb ([Hebb, 1949], ce qui signifie que les liens sont renforcés si les cellules pré-synaptiques et post-synaptiques sont activées simultanément), De plus, les liens sont affaiblis si la cellule post-synaptique est active alors que la cellule pré-synaptique ne l'est pas) Singer ([Singer, 1990].

Finalement, ce modèle permet de tester les effets de trois types de lésions :

- Lésion de l'hippocampe : Apparition d'une amnésie rétrograde selon le gradient de Ribot (meilleure préservation des mémorisations anciennes).
- Lésion du système de modulation : Apparition d'une amnésie antérograde
- Lésion du néocortex : Le système est en situation de dysfonctionnement total

Cependant, si ce modèle propose des mécanismes plausibles concernant le transfert de la mémoire de l'hippocampe vers le cortex, il ne résout pas les problèmes d'interférences entre les différents motifs corticaux. En effet, la liaison directe des neurones au sein du cortex provoque à court terme des interférences dans le rappel des motifs mémorisés possédant des recouvrements. Ce modèle ne peut donc être utilisé dans notre approche.

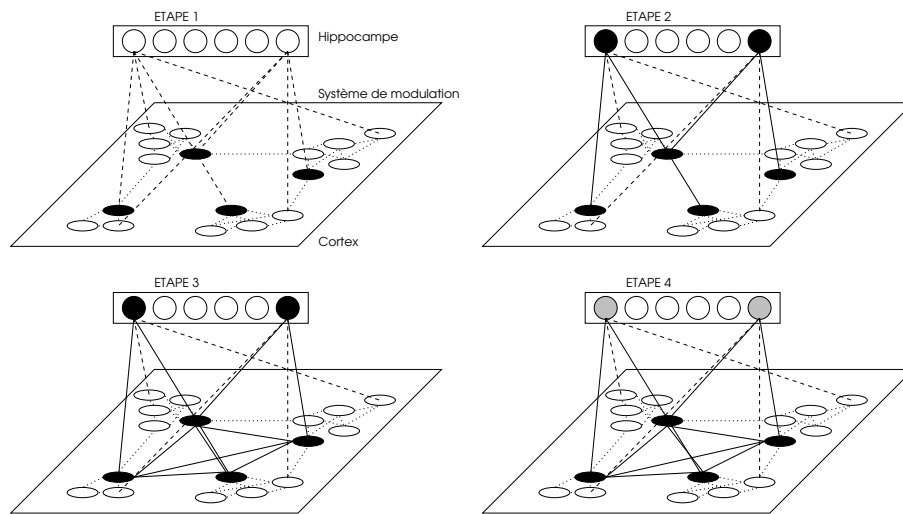


FIG. 6.9 – *Modèle de Murre : Une représentation est activée au sein du néocortex (étape 1), ce qui entraîne une activation au niveau de l’hippocampe (étape 2), ce qui va alors renforcer les liens hippocampe/néocortex (étape 3). Finalement, les réactivations successives via l’hippocampe vont permettre le développement de connexions fortes au sein du néocortex (étape 4). La complétion d’une séquence corticale ne dépend donc plus de l’hippocampe.*

6.3 Un modèle computationnel de l’hippocampe

Ayant présenté les principales idées, propriétés et limitations de quelques modèles de l’hippocampe, nous souhaitons maintenant présenter le modèle que nous avons réalisé au cours de notre travail. Le choix de concevoir ce nouveau modèle de l’hippocampe fut initialement motivé par la volonté de concevoir un système de *mémoire auto-associative robuste* qui puisse en particulier appréhender les données réelles telles que celles manipulées par un robot en évolution dans son environnement. Or, comme nous l’avons expliqué auparavant, la plupart des modélisations existantes de l’hippocampe ont généralement été conçues dans le cadre de la biologie ou de la psychologie. Ces modélisations s’attachent à l’aspect qualitatif au travers de la description d’un mécanisme (orthogonalisation) ou d’un concept (amnésie rétrograde) précis de cette structure. Le résultat est que l’on possède alors tout un éventail de mécanismes qui, s’ils sont susceptibles d’expliquer telle ou telle propriété de l’hippocampe, ne sont pas forcément compatibles entre eux. Plus grave est que certains modèles, au travers d’une modélisation qualitative pure, oublient de resituer le mécanisme proposé dans un modèle global. C’est en partie dans ces limitations que se situe la différence entre modèles informatiques et modèles biologiques. C’est aussi là que se situe notre problème. Le modèle biologique qui propose l’explication qualitative d’un mécanisme peut se contenter de manipuler une dizaine de neurones pour rendre compte des expériences. Que se passe-t-il si l’on désire maintenant manipuler plusieurs centaines de neurones, se rapprochant ainsi des requis de la navigation autonome? Les mécanismes sont-ils encore viables? L’expérience montre que cela n’est généralement pas le cas. Le modèle informatique qui se veut computationnel doit, lui, proposer des mécanismes robustes qui, s’ils ne sont pas forcément toujours en parfaite adéquation avec l’expérience, permettent cependant d’atteindre les buts fonctionnels, à savoir ici, une mémoire déclarative robuste.

Il nous faut maintenant avertir ici le lecteur que des abus de langage seront utilisés dans la

suite de ce document. Il ne nous est en effet pas apparu nécessaire d'alourdir le style en précisant aussi souvent que nécessaire que nous parlons effectivement d'un modèle informatique et non d'une réalité biologique. Ainsi, lorsque nous parlerons par exemple du *cortex entorhinal* ou bien de *CA1*, il faudra comprendre respectivement *la modélisation du cortex entorhinal au sein de notre application* ou bien *la modélisation de la structure CA1 au sein de notre application*.

6.3.1 Architecture du modèle

L'architecture du modèle que nous souhaitons présenter ici est en partie basée sur les données anatomiques concernant l'hippocampe chez le rat. Il se compose en conséquence des trois structures principales que sont le gyrus dentelé et les régions CA1 et CA3 (cf. figure 6.10).

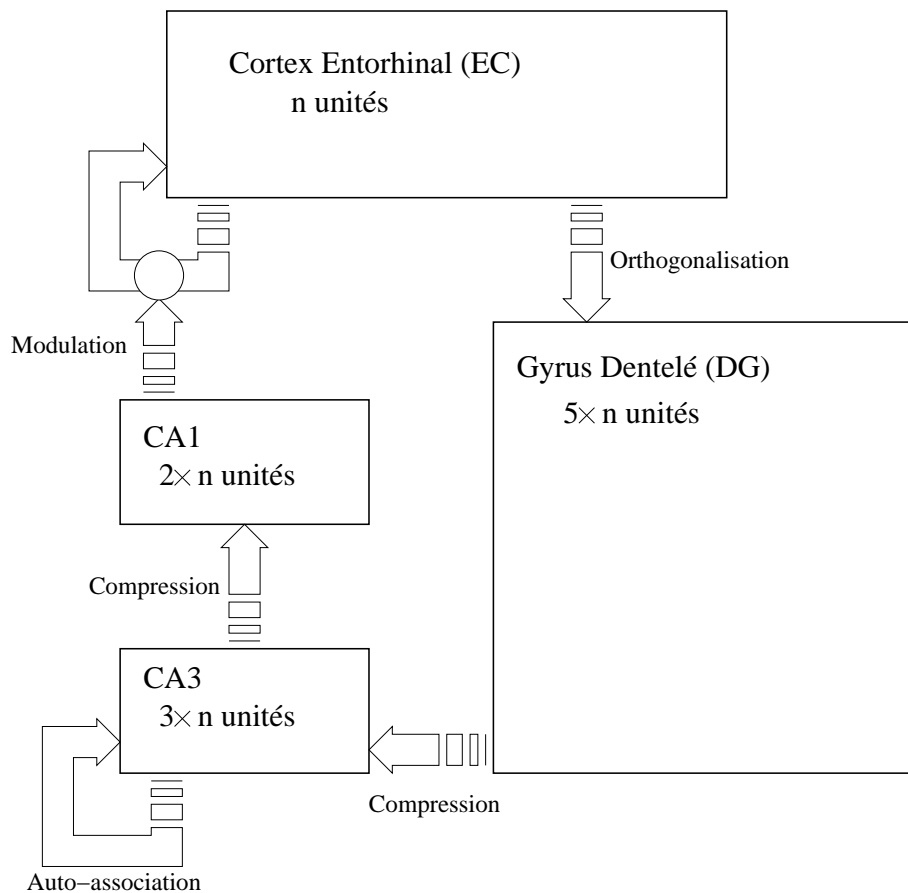


FIG. 6.10 – Une vue globale des différentes structures de notre modèle ainsi que des flux de connexions et leurs rôles respectifs

De plus, le modèle intègre un modèle de *cortex entorhinal* (EC) qui constitue l'entrée et la sortie du modèle d'hippocampe. De façon très schématique, EC reçoit la projection de l'information corticale en provenance des *aires corticales postérieures et frontales*. C'est cette information que notre modèle d'hippocampe se doit de mémoriser. Pour cela, l'information va circuler selon une boucle $EC \rightarrow DG \rightarrow CA3 \leftrightarrow CA3 \rightarrow CA1 \rightarrow EC$ dont nous détaillerons le fonctionnement dans la section 6.3.2.

Le cortex entorhinal (EC)

Le cortex entorhinal constitue l'entrée et la sortie de notre modèle. Son activation résulte de la projection des aires corticales postérieures et frontales et il est à noter que, durant cette projection, la topologie des aires est conservée, ce qui signifie que deux neurones voisins dans ces aires se projeteront sur deux neurones voisins au sein du cortex entorhinal. Cette conservation de la topologie n'est pas fondamentale dans notre modèle mais permet néanmoins une interprétation aisée des résultats. Le but de notre modèle d'hippocampe est alors de mémoriser les motifs d'activation qui seront successivement présents au sein de EC. Enfin, pour la suite de notre description, nous désignerons par n la taille de EC. De plus, il est à noter dès maintenant que les unités de EC sont richement interconnectées via des connexions d'un type particulier dont le poids peut être modulé par d'autres unités. Nous donnerons l'explication de cette connectivité par la suite.

Le gyrus dentelé (DG)

Le gyrus dentelé constitue la première étape du traitement de l'information. Selon l'idée du codon de Marr, les connexions reliant les unités de DG aux unités de EC ont été mises en place de façon à disperser (moins d'unités activées) et à orthogonaliser (moins de recouvrement entre les différents motifs) l'information. En conséquence, la taille du gyrus dentelé est de $5 \times n$, soit une expansion de 5 par rapport à EC, ce qui correspond approximativement aux ordres de grandeur des tailles relatives du gyrus dentelé et du cortex entorhinal chez le rat (200 000 neurones dans EC et 1 000 000 dans DG selon les données de [Burgess and O'Keefe, 1996]).

La structure CA3 (CA3)

L'étape suivante du traitement de l'information se fait au niveau de la structure CA3 dont la taille est de $3 \times n$ unités, ce qui n'est pas tout à fait le reflet de la réalité biologique puisque l'on compte approximativement 300 000 neurones dans la structure CA3 du rat. Cependant, cette taille est près de trois fois inférieure à celle de DG. Or, l'information de DG étant projetée dans CA3, il faut donc compresser cette information. Le problème est alors de pouvoir conserver dans une certaine mesure la dispersion et l'orthogonalisation de l'information présente au sein de DG. De plus, comme dans son homologue biologique, notre modèle de CA3 possède des liens récurrents liant ses unités (de façon similaire à la connectivité dans un réseau de Hopfield). Or, l'information étant « à peu près » dispersée et orthogonale, on pourra alors effectuer une association des unités actives à un instant donné réalisant ainsi une auto-association.

La structure CA1 (CA1)

Enfin, la dernière étape est faite au niveau de CA1 dont la taille est de $2 \times n$ unités, ce qui correspond aux données biologiques chez le rat mais nécessite dans notre modèle de compresser une nouvelle fois l'information tout en conservant les propriétés de dispersion et d'orthogonalité de l'information. A cette étape du traitement de l'information, nous disposons du motif « brut » dans EC et du motif éventuellement corrigé dans CA1. Il faut alors corriger si nécessaire le motif présent dans EC. Cette correction éventuelle peut être potentiellement effectuée par chaque unité active de CA1 qui permet notamment de moduler les synapses reliant les unités de EC aux autres unités de EC. Ce mécanisme, appelé triade synaptique, sera détaillé plus avant dans ce document.

6.3.2 Les flux d'information

L'organisation des différents flux d'information entre les différentes structures de notre modèle va directement contraindre les propriétés de ce dernier. Nous avons donc conçu cette connectivité en fonction des propriétés souhaitées pour chacun des flux (cf. figure 6.10) et des données anatomiques dont nous disposons.

EC → DG : orthogonalisation

Les connexions reliant les unités de DG aux unités de EC ont pour but de permettre une dispersion et une orthogonalisation de l'information présente dans EC. Or, les différents motifs composant l'information présente dans EC, eux même issus des projections des aires corticales postérieures et frontales, sont susceptibles de comporter de larges zones de recouvrement. Si nous avons vu que l'expansion selon le codon de Marr représente sans doute une solution efficace, celle-ci ne peut être appliquée ici du fait de la taille limitée de DG. Il nous faut donc effectuer ici une orthogonalisation « réduite » au sens où celle-ci sera moins efficace mais nécessitera moins d'unités dans DG. Cependant, il faut noter que cette orthogonalisation réduite est viable du fait de la présence d'une certaine régularité sous-jacente dans les aires corticales. Les motifs présents dans EC ne sont donc pas aléatoires et bénéficient d'une certaine structure [McClelland and Goddard, 1996] qui peut alors bénéficier aux représentations établies dans DG. En effet, cette structuration de l'information contenue dans EC implique que les motifs de EC sont en fait composés d'un ensemble de motifs élémentaires locaux et les unités de DG peuvent alors se spécialiser sur ces motifs locaux et permettre ainsi une représentation efficace de l'information.

L'orthogonalisation de l'information s'effectue grâce à une connectivité particulière que nous allons détailler ici. Chaque unité X_{DG}^i de DG est ainsi reliée à un ensemble aléatoire d'unités X_{EC}^j de EC via des liens *feedforward* (W_{ij}). Ces liens possèdent initialement un poids fixé et ainsi chaque motif présent au sein de EC est susceptible d'activer un certain nombre d'unités de DG (voir le tableau 6.1 pour les valeurs numériques utilisées).

Connexion	Taux de connexion	Poids initiaux
EC → DG	12%	0.075
DG → CA3	20%	0.2
CA3 → CA1	20%	0.05
CA3 → CA3	100%	0
CA1 → EC	100%	0
EC → EC	100%	0

TAB. 6.1 – Taux et poids respectifs des connexions entre les différentes sous-structures

De plus et afin d'assurer la propriété de dispersion de l'information au sein de DG, un algorithme de *k-winners take all* est appliqué. Cet algorithme consiste à contrôler l'activité globale de DG en fixant l'activité des k unités les plus actives à 1 et à éteindre les autres unités. Il y a donc à tout moment au plus k unités actives au sein de DG (voir le tableau 6.2 pour les valeurs numériques utilisées). L'idée de cet algorithme de *k-winners take all* est d'éviter dans une certaine mesure de recruter trop de neurones de DG pour représenter l'information présente dans EC.

Pour rendre cette compétition significative (i.e. pour éviter que trop d'unités de DG possèdent le même niveau d'activation), le calcul de l'activité d'une unité de DG est légèrement différent

taux kWTA	
EC (75 units)	28% (21 unités)
DG (375 units)	1.6% (6 unités)
CA3 (225 units)	2% (5 unités)
CA1 (150 units)	3% (5 unités)

TAB. 6.2 – Paramètres k respectifs pour l'algorithme du k -winners take all

de celui du neurone formel :

Soit une unité Y de DG reliée à n unités X_i de EC, alors l'activité $y(t)$ de Y se calcule selon les équations suivantes :

$$s(t) = \left(\sum_{i \in [1..n]} w_i(t) x_i(t) \right) \times \frac{\sum_{i \in [1..n]} x_i(t)}{n} \quad (6.1)$$

$$Y(t) = 1 - 0.1/s(t) \quad (6.2)$$

avec $\alpha = 0.05$ et $\lambda = 0.01$ dans nos implantations respectives.

Ces équations permettent d'obtenir une sélection plus fine de l'activité globale lors de l'application du k -winners take all. Par exemple, considérons une unité A et une unité B du gyrus dentelé (cf. figure 6.11) respectivement reliées à 4 unités du cortex entorhinal. Supposons de plus

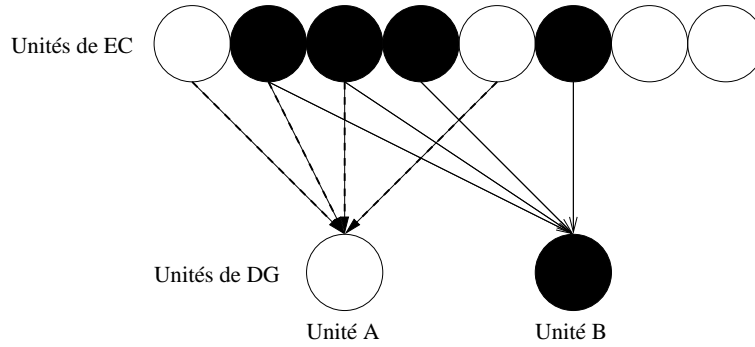


FIG. 6.11 – Détail des connexions des unités du gyrus dentelé. Les traits pointillés représentent des connexions dont le poids vaut 1, les traits continus représentent des connexions dont le poids vaut 0.5.

que les poids des connexions vers l'unité A possèdent la valeur 1 et ceux vers l'unité B possèdent la valeur 0.5. Le calcul « classique » de l'activité affecte une valeur égale à l'activité respective des unités A et B . Le calcul de l'activité des unités A et B selon les équations 6.1 et 6.2 donne quant à lui :

$$\begin{aligned} s_A(t) &= \left(\sum_{i \in [1..n_A]} w_i(t) x_i(t) \right) \times \frac{\sum_{i \in [1..n_A]} x_i(t)}{n_A} = 2 \times \frac{2}{4} = 1 \\ s_B(t) &= \left(\sum_{i \in [1..n_B]} w_i(t) x_i(t) \right) \times \frac{\sum_{i \in [1..n_B]} x_i(t)}{n_B} = 2 \times \frac{4}{4} = 2 \\ Y_A(t) &= 1 - 0.1/s_A(t) = 0.9 \\ Y_B(t) &= 1 - 0.1/s_B(t) = 0.95 \end{aligned}$$

On voit ici que les activités respectives ne sont plus identiques, l'unité A a une activité moindre que l'unité B . L'idée est en fait d'avantager dans une certaine mesure les unités qui possèdent un plus grand nombre d'unités afférentes activées parce qu'on les considère comme des meilleurs représentants de l'activité d'EC. Dans l'exemple précédent, l'unité B possède 4 unités afférentes activées contre 2 pour l'unité A , on considère donc que l'unité B est un meilleur représentant.

L'apprentissage est alors effectué sur les unités vainqueurs du *k-winners take all* selon l'équation :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha x_i(t)(1 - s(t))Y(t) - \lambda Y(t) \quad (6.3)$$

Cet apprentissage, en inspiration directe de la règle de Rescorla-Wagner [Rescorla and Wagner, 1972], permet aux unités vainqueurs de se spécialiser sur une configuration d'entrée et donc d'apprendre un masque d'activation sur les unités de EC.

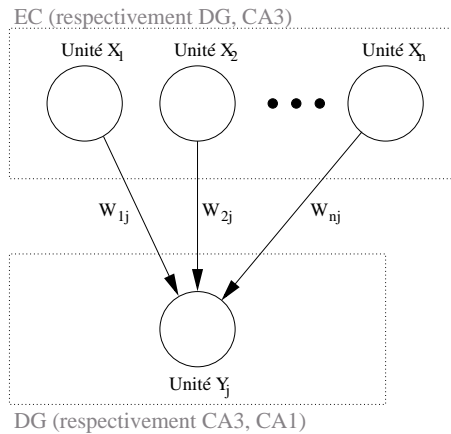


FIG. 6.12 – Détails d'une synapse entre une unité de EC (respectivement DG, CA3) et une unité de DG (respectivement CA3, CA1).

DG → CA3 : compression

La deuxième étape du traitement de l'information est de compresser l'information présente au sein de DG dans CA3. En effet, CA3 étant de taille inférieure à DG, cette compression est nécessaire, mais il faut alors tenter de préserver au mieux les propriétés de dispersion et d'orthogonalisation obtenues à l'étape précédente. Cette compression est réalisée en deux temps. Dans un premier temps, chaque unité de CA3 se trouve reliée à un ensemble aléatoire d'unités de DG de façon similaire aux connexions présentes entre DG et EC. L'activité Y d'une unité de CA3 reliée à n unités X_i de DG se calcule alors comme suit :

$$s(t) = \sum_{i \in [1..n]} w_i(t)x_i(t) \quad (6.4)$$

$$Y(t) = 1 - 0.1/s(t) \quad (6.5)$$

Dans un deuxième temps, un algorithme de *k-winners take all* est appliqué à CA3 afin de s'assurer de la propriété de dispersion et d'éviter une nouvelle fois de recruter trop de neurones pour représenter l'information (voir le tableau 6.2 pour les valeurs numériques utilisées). L'apprentissage se fait alors sur la même base que celui des unités de DG selon l'équation 6.3.

CA3 → CA3 : auto-association

Comme nous l'avons précisé auparavant, la structure CA3 bénéficie d'une connectivité particulière (récurrente) au sens où chacune de ses unités se trouve reliée à toutes les autres unités de CA3. On se trouve alors avec une connectivité équivalente à celle d'un réseau de Hopfield et on peut donc sur ce même principe établir des associations entre les unités co-actives. Le point fondamental est ici que l'on dispose d'une information dispersée et orthogonalisée, on minimise ainsi les problèmes d'interférence que nous avons présentés auparavant (cf. figure 6.13) puisque nous réduisons les possibilités de recouvrement entre les motifs. Une partie des propriétés de débruitage et de complétion de notre modèle trouvent donc leur origine dans la présence de cette auto-association.

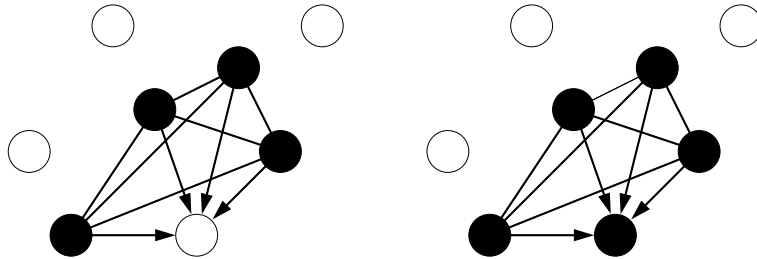


FIG. 6.13 – Les liens récurrents au sein de la structure CA3 permettent la réactivation des unités composant un motif.

Lorsqu'une sous-partie d'un motif est présentée, les liens récurrents vont permettre l'activation de la partie manquante du motif. En effet, les unités actives de la sous-partie vont transmettre leur activité via les connexions renforcées vers les unités composant le motif entier, réinstanciant ainsi dans CA3 le motif complet. Il faut encore souligner ici que ce principe est viable parce que l'information présente au sein de CA3 est relativement orthogonalisée et on évite alors le phénomène d'interférence classique.

CA3 → CA1 : compression

La troisième étape du traitement de l'information consiste à compresser une nouvelle fois l'information au sein de la structure CA1 selon le même principe de la connectivité aléatoire à un petit ensemble d'unités de CA3. L'activation se calcule alors selon les équations 6.4 et 6.5 et l'apprentissage est effectué grâce à l'équation 6.3. Cette étape de compression permet de disposer d'une représentation de taille très réduite de l'information présente dans EC et, comme nous allons le détailler par la suite, cette propriété est importante pour la suite du traitement.

CA1 → EC : modulation

A cette étape du traitement de l'information, nous disposons donc au sein de CA1 d'une représentation compressée d'une information, or, cette information peut être interprétée selon deux cas de figures :

- Le motif présent dans EC a été vu auparavant et les différentes spécialisations des neurones ainsi que le mécanisme d'auto-association de CA3 ont permis d'instancier dans CA1 la représentation du motif original (qui peut donc être différente du motif actuellement présent dans EC).

- Le motif présent dans EC n'a jamais été vu auparavant. Les différents neurones impliqués vont alors se spécialiser et les liens entre les unités co-actives de CA3 vont se renforcer. On dispose alors dans CA1 de la représentation du contenu exact de EC.

L'idée est alors de se servir de cette représentation présente dans CA1 pour moduler l'activité présente dans EC via un mécanisme de triade synaptique (cf. figure 6.14).

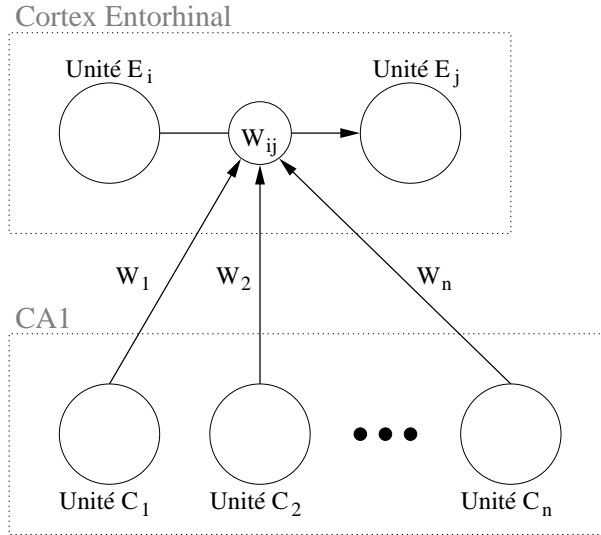


FIG. 6.14 – *Détail d'une triade synaptique entre une unité pré-synaptique E_i et une unité post-synaptique E_j du cortex entorhinal contrôlé par des unités de CA1.*

La triade synaptique [Dehaene *et al.*, 1987] est en effet un mécanisme permettant de moduler le poids d'une connexion entre deux neurones via un troisième neurone qui joue le rôle de modulateur. Considérons un neurone N relié via des triades synaptiques aux neurones X_i dont

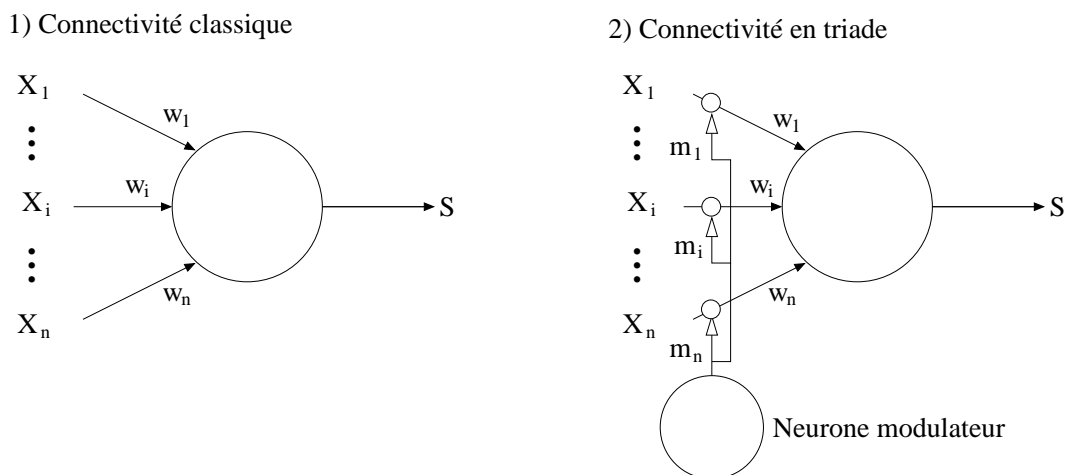


FIG. 6.15 – *Connectivité respective selon le modèle classique et le modèle de la triade synaptique*

le modulateur est M . Alors, l'activité $Act(N)$ du neurone N se définit ainsi :

$$Act(N) = f \left(\sum_{i=1}^n m_i Act(M) \times w_i x_i \right)$$

f étant la fonction de seuillage. Les termes w_i désignent les poids des connexions selon le modèle classique du neurone et les termes m_i désignent les modulations respectives de chaque connexion par le neurone M .

Or, notre modèle de cortex entorhinal est entièrement interconnecté par des triades synaptiques (cf. figure 6.16), i.e. chaque neurone de EC se trouve connecté à tous les autres neurones de EC via des triades synaptiques. Les neurones activés de CA1 vont alors jouer le rôle de modulateur de ces triades en permettant notamment de renforcer les excitations ou inhibitions latérales. On retrouve ici l'idée du modèle de Murre qui suppose un rôle de renforcement des connexions

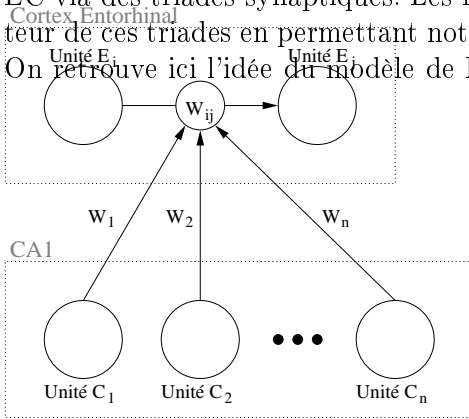


FIG. 6.16 – La triade synaptique. Le neurone C joue ici le rôle de modulateur de la synapse entre le neurone A et le neurone B . Lorsqu'il y a co-occurrence d'activité entre A et B (2), l'activité du neurone C va venir renforcer la force excitatrice de la connexion. Lorsque A est activé et que B est inhibé (3), l'activité du neurone C va venir renforcer la force inhibitrice de la connexion. Dans les autres cas (3 et 4), il n'y a pas modulation.

corticales par l'hippocampe. Ici, le mécanisme est différent et permet d'éviter les interférences dues aux recouvrements entre les différents motifs.

Chacune de ces triades synaptiques étant susceptible d'être contrôlée par chacune des unités de CA1, considérons alors une unité pré-synaptique E_i et une unité post-synaptique E_j du cortex entorhinal (cf. figure 6.14). Le poids de la connexion entre l'unité E_i et l'unité E_j se calcule selon l'équation suivante :

$$W_{ij}(t) = \frac{2}{1 + \exp(-\sum_{k \in CA1} W_k(t) c_k(t))} - 1 \quad (6.6)$$

Ce mécanisme de triade synaptique est donc légèrement différent du mécanisme usuel dans le sens où nous avons ici fixé les poids w_i à 1. Il ne s'agit donc pas réellement d'une modulation de la synapse puisque ce sont les unités de CA1 qui vont en contraindre entièrement le poids. Ainsi, lorsqu'aucune activité n'existe dans CA1, il n'y a en conséquence aucune interaction latérale entre les unités de EC.

Enfin, l'apprentissage va rendre compte des phénomènes d'excitation latérale ou inhibition latérale selon l'algorithme suivant :

- si $(e_i \geq s)$ et $(e_j < s)$ alors le neurone E_i aura tendance à inhiber le neurone E_j

- si $(e_i \geq s)$ et $(e_j \geq s)$ alors le neurone E_i aura tendance à exciter le neurone E_j
- si $(e_i < s)$ alors le neurone E_i n'agit pas sur le neurone E_j

avec $s = \frac{2}{3}$. Les poids w_i (que l'on borne entre -1 et 1) sont alors mis à jour selon les équations :

$$\text{Si } (e_j < s), w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha c_i(t) \left(\frac{e_j(t)}{s} - 1 \right) \quad (6.7)$$

$$\text{Si } (e_j \geq s), w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha c_i(t) \left(\frac{e_j(t)}{1-s} - \frac{s}{1-s} \right) \quad (6.8)$$

avec $\alpha = 0.05$.

6.3.3 Discussion

Les principes de la mémorisation de notre modèle d'hippocampe peuvent donc être appréhendés au travers de 3 mécanismes principaux :

- **Le niveau local** : Le mécanisme de spécialisation des unités de DG, CA3 et CA1 sur un masque d'activation particulier autorise une première phase de reconnaissance puisque la présentation d'un masque similaire aura tendance à réactiver cette même unité. Il suffit pour cela qu'un nombre suffisant d'unités actives (présentes dans le masque original) soient aussi présentes dans le masque présenté.
- **Le niveau global**. Le mécanisme d'auto-association présent dans la structure CA3 de notre modèle permet la reconstruction du motif à partir de ses sous-parties. Il suffit pour cela qu'un nombre suffisant d'unités composant le motif original soient activées dans le motif présenté pour que la représentation compressée du motif original soit réinstanciée dans CA3 (et donc dans CA1)
- **La modulation**. Le mécanisme de triade synaptique présent dans le cortex entorhinal permet de moduler l'activité de celui-ci et de réinstancier dans EC le motif original. L'intérêt de ce mécanisme est qu'il permet aussi bien l'activation que l'inhibition des unités de EC. Ainsi un motif tronqué (comportant moins d'unités activées que le motif original), un motif bruité (comportant plus d'unités activées que le motif original) ou bien encore un motif tronqué et bruité peuvent être néanmoins simplement réinstanciés dans EC.

C'est bien la réunion de ces trois mécanismes qui permet la réalisation d'une mémoire auto-associative. Le niveau local permet la découverte de structures dans les motifs, le niveau global permet la reconstruction d'une représentation du motif et enfin la modulation permet le contrôle de l'activité dans EC. Si on enlève un seul de ces mécanismes, alors le fonctionnement est sérieusement lésé. Nous allons donc maintenant présenter les applications qui ont permis d'évaluer les performances de notre modèle ainsi que les résultats obtenus à partir de notre modèle. Ces applications, au nombre de trois, suivent une progression en complexité croissante permettant au final de tester le modèle sur robot réel afin de vérifier les possibilités de la reconnaissance de lieu. La première application permet de tester notre modèle sur un ensemble de motifs réguliers afin de mesurer notamment ses performances vis-à-vis de motifs d'activation présentant de larges zones de recouvrement. La seconde application propose la simulation d'une navigation continue dans un environnement permettant d'obtenir des données bruitées plus représentatives du monde réel. Enfin, la dernière application permet de tester notre modèle sur des données réelles en provenance de la caméra de notre robot que nous utilisons lors de nos expériences.

6.4 Apprentissage de motifs réguliers

6.4.1 Définition de l'application

La première application qui a été réalisée (cf. figure 6.17) pour illustrer le modèle de mémoire déclarative repose sur l'apprentissage explicite de motifs réguliers. Le but est notamment de montrer comment il est possible d'implanter, à l'aide d'une modélisation basée sur l'hippocampe, une mémoire auto-associative qui soit relativement robuste aux phénomènes de bruit et de recouvrement de motifs.

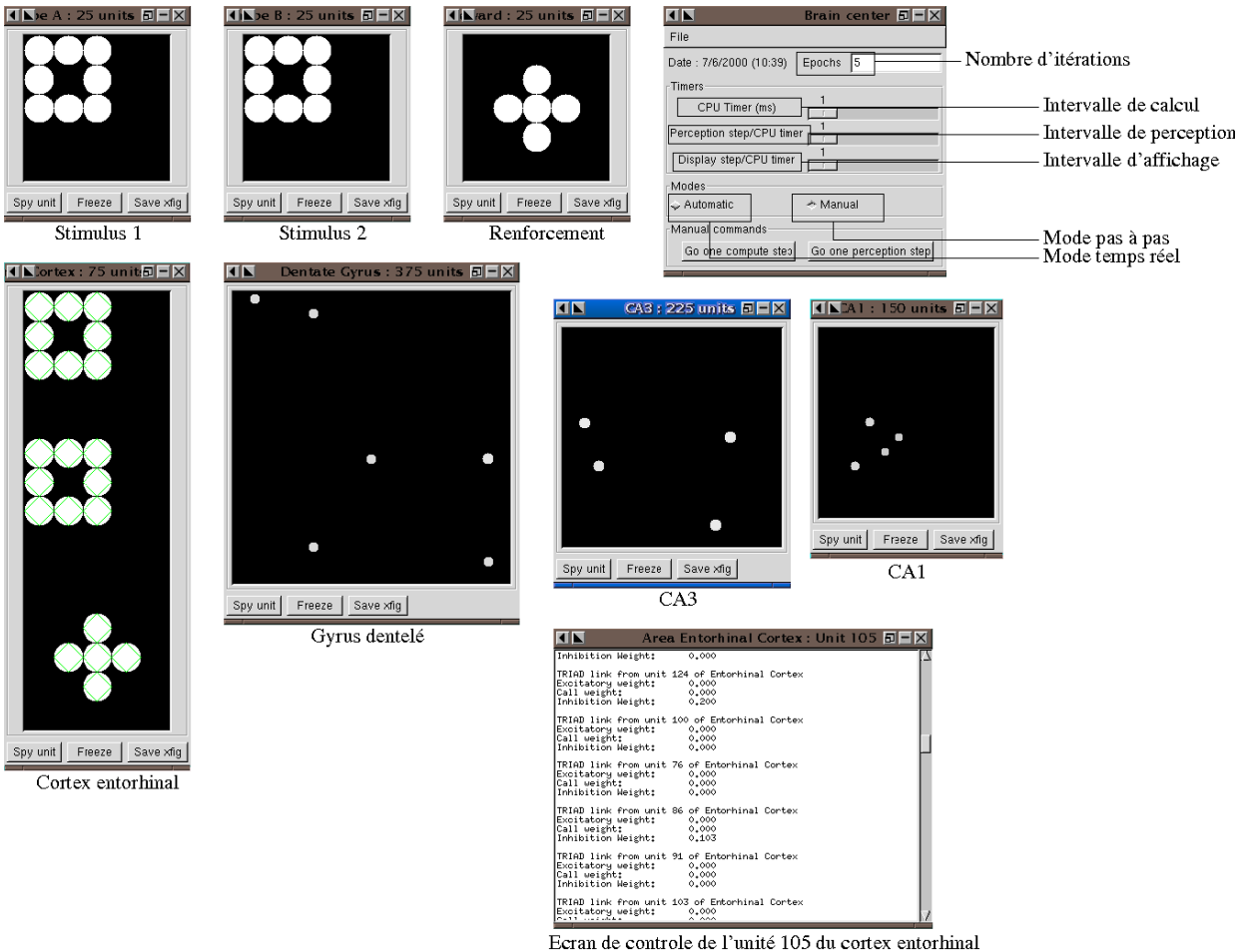


FIG. 6.17 – La plateforme réalisée pour tester le modèle permet de régler les différents paramètres du modèle et de suivre le déroulement de chaque étape (il existe un mode temps réel et un mode pas à pas). De plus, l'application permet un débogage efficace grâce à un mécanisme de sondes qui permettent de suivre finement l'évolution d'une ou plusieurs unités.

Apprentissage

Le corpus d'apprentissage est basé sur l'emploi de l'association de 2 stimuli *A* et *B* (qui sont représentés par des formes distinctes au sein de deux aires corticales) et d'une récompense ou

d'une punition (représentées respectivement par un signe + et \times au sein d'une aire corticale). A cet effet, on définit des aires corticales permettant la prise en compte des stimuli. Ces aires sont donc au nombre de trois et seront désignées par la suite sous les noms **Stimulus 1**, **Stimulus 2** et **Renforcement**. Chacune d'elle se compose de 25 unités selon une topologie 5×5 . Les stimuli *A* et *B* ainsi que le renforcement sont alors projetés dans le cortex entorhinal (ici cette projection se résume à une copie de l'activité) afin de permettre au modèle d'hippocampe d'apprendre les associations de type $AB+$, $AB-$ $AA+$, etc.

Les stimuli

Les stimuli employés sont des motifs d'activation d'une taille de 5×5 unités, soit 25 unités, qui sont détectés dans des aires du cortex. Le taux d'activation de ces stimuli a été choisi constant et s'élève à 32%, ce qui signifie que chaque stimulus comporte exactement 8 unités actives pour 17 unités inactives. La récompense et la punition sont quant à elles projetées dans une autre aire corticale et possèdent un taux d'activation de 20%, soit 5 unités actives pour 20 unités inactives.

Ces pourcentages d'activité ont été choisis constants afin de refléter dans une certaine mesure une réalité biologique [O'Reilly and Rudy, 1999] qui stipule que le pourcentage d'activité moyenne au sein du cortex entorhinal du rat est approximativement constant et de l'ordre de 7%. Ce taux de 7% d'activité n'a cependant pas été repris au sein de notre modèle puisqu'il ne permet pas d'offrir une réelle diversité des motifs d'activation (7% correspondraient dans notre modèle à 5 unités actives car la carte EC compte 75 unités. Pour information, on estime à 200 000 le nombre de neurones dans le cortex entorhinal du rat). L'activité moyenne du cortex entorhinal dans notre modèle est donc constante et s'élève à 28%.

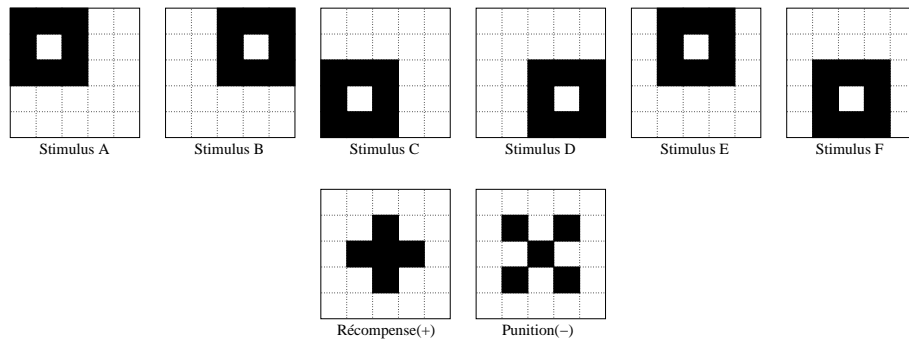


FIG. 6.18 – Les 6 stimuli employés lors de la simulation (*A,B,C,D,E,F*) sont chacun composés de 8 unités actives pour 17 unités inactives (32% d'activité). La récompense et la punition sont elles composées de 5 unités actives pour 20 unités inactives (20% d'activité).

Le corpus d'apprentissage

Un premier corpus d'apprentissage a été choisi afin de tester la robustesse du modèle vis-à-vis des problèmes de bruit et de recouvrement de motifs (cf. figure 6.19(a)), les différents motifs composés possédant en effet de larges zones de recouvrement.

Le deuxième corpus d'apprentissage quant à lui, a été choisi afin de tester les éventuelles capacités de généralisation du modèle. Ainsi, la règle implicite dirigeant la récompense dans ce corpus concerne la similarité des stimuli présentés (cf. figure 6.19(b)). Si les 2 stimuli présentés

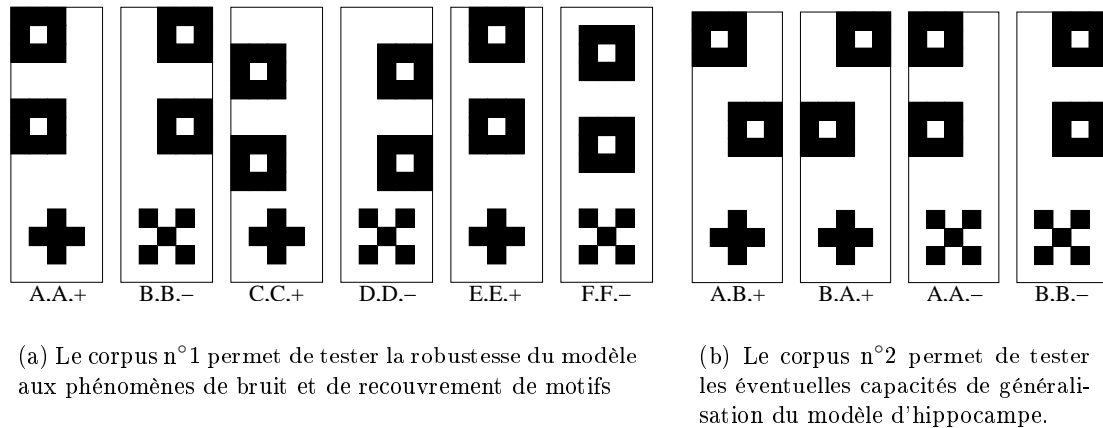


FIG. 6.19 – Les différents corpus d'apprentissage

sont différents alors il y a récompense alors que si les 2 stimuli présentés sont identiques, il y a punition.

6.4.2 Le modèle de référence de Hopfield

Le premier corpus d'apprentissage a été testé avec le modèle de Hopfield dont le fonctionnement a été décrit dans la section 2.3.2 de la partie I. Comme il a été précisé dans cette partie, les réseaux de Hopfield réalisent des mémoires auto-associatives dont nous avons souligné les problèmes d'interférence caractéristiques. Il est donc intéressant d'illustrer ici ce propos à l'aide du corpus qui sert à évaluer notre modèle (on trouvera le code du programme ayant servi à cette évaluation dans l'annexe B).

Apprentissage

L'apprentissage du modèle de Hopfield a été réalisé selon une méthode d'apprentissage classique, i.e. :

Soient E_i les unités du réseau de Hopfield dont l'activité sera notée e_i , w_{ij} le poids de la connexion entre les unités E_i et E_j . Alors,

$$w_{ij} = w_{ij} + \sum_j Act(E_i) \times Act(E_j)$$

Résultats

Comme illustré sur la figure 6.20, ce modèle possède des performances relativement limitées. En effet, on peut voir que, dès la phase d'apprentissage, les états attracteurs (au nombre de 4) trouvés par le réseau ne correspondent pas aux motifs originaux. En fait, les règles d'apprentissage de ce modèle induisent des compromis assez forts sur la représentation de l'information. Bien que la limite théorique du modèle (concernant le nombre maximal de motifs pouvant être mémorisés) se situe aux alentours de $0.15n$ dans le cas idéal où les motifs à mémoriser sont deux à deux orthogonaux (où n représente le nombre d'unités du réseau), celui-ci est limité dans son architecture même et souffre rapidement des problèmes d'interférences évoqués auparavant. Ainsi,

lors de la phase d'apprentissage où l'on demande au réseau de proposer comme sortie l'entrée fournie (mode auto-associatif), on peut voir sur la figure 6.20 que celui-ci n'est pas en mesure de le faire, principalement du fait des recouvrements entre les motifs. On peut voir notamment que seules les sous-parties orthogonales sont efficacement mémorisées comme par exemple le signe croix et le signe plus. Lors de la phase de test en mode hétéro-associatif (on demande la complétion de l'entrée par la sortie adéquate), on peut voir que les phénomènes d'interférence présents durant la phase d'apprentissage subsistent et empêchent en conséquence le rappel des motifs attendus. La présentation des motifs bruités reste toutefois cohérente avec les états mémorisés par le réseau et il est en mesure de rappeler ceux-ci.

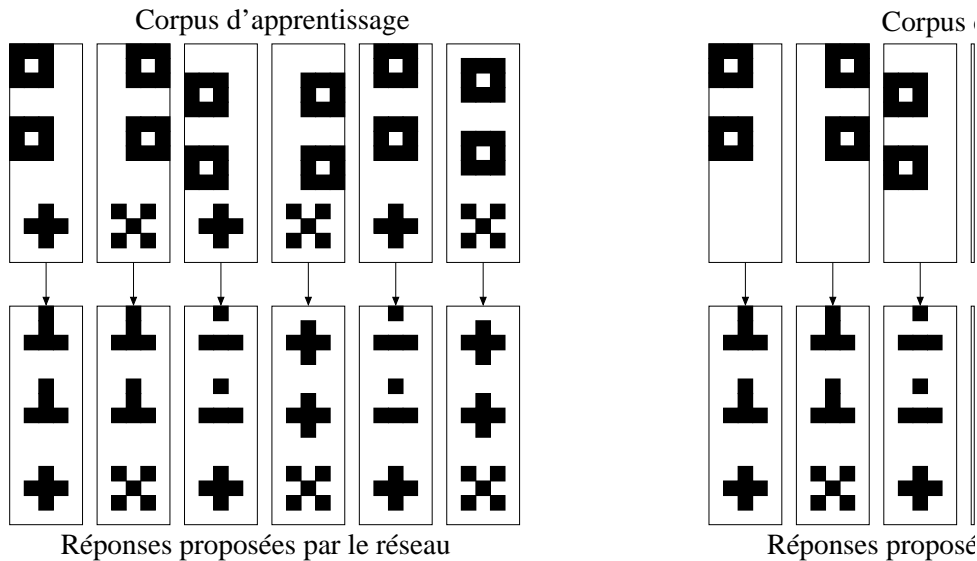


FIG. 6.20 – Réseau de Hopfield: Dès l'apprentissage du corpus d'apprentissage, les états attracteurs trouvés (au nombre de 4 contre 6 exemples) par le réseau ne correspondent pas aux exemples originaux. La présentation des exemples incomplets reste néanmoins cohérente dans le sens où les mêmes états attracteurs sont rappelés pour les mêmes motifs (Ce mode de test peut être interprété comme la réalisation d'une mémoire hétéro-associative où l'on cherche à associer le haut du motif avec le bas).

Le modèle de Hopfield n'est donc pas adapté à notre problème puisque nous cherchons à établir un modèle de mémoire déclarative robuste. Ceci signifie qu'un tel modèle doit être en mesure de débruiter ou de compléter effectivement les motifs qui lui sont présentés via l'intégration de mécanismes supplémentaires tels que par exemple ceux proposé dans notre modèle.

6.4.3 Le modèle ART [Grossberg, 1976a, Grossberg, 1976b]

Les réseaux de type ART (*Adaptive Resonance Theory*) furent proposés par Stephen Grossberg en 1976 [Grossberg, 1976a, Grossberg, 1976b] afin de modéliser une architecture parallèle simulant un réseau non supervisé pour la reconnaissance incrémentale de motifs optiques. L'objectif majeur de ce type de réseau est de résoudre le dilemme stabilité/plasticité se produisant lors d'un apprentissage continu. Ce dilemme, bien connu de la communauté connexionniste, se produit lors de la présentation d'un nouvel exemple qui induit des modifications dans le réseau, modifications qui vont à leur tour induire des erreurs plus ou moins grandes sur les exemples

présentés auparavant. Le dilemme est alors de limiter ces erreurs (**stabilité**) tout en prenant en compte les nouveaux exemples présentés (**plasticité**). La résolution de ce dilemme peut se faire selon 3 méthodes distinctes qui visent toutes à protéger les connaissances ultérieurement acquises :

- Interrompre l'apprentissage avant la phase d'instabilité
- Ne pas tenir compte des exemples non significatifs
- Rendre l'apprentissage conditionnel

Les réseaux de type ART se basent sur cette dernière méthode et mettent en œuvre une mémoire à long terme (la connaissance acquise) ainsi qu'une mémoire à court terme (l'exemple présenté).

Architecture et algorithme

Un réseau de type ART effectue une classification de vecteurs binaires de dimension N parmi M prototypes et se trouve capable d'exhiber à tout instant les prototypes de chaque classe. L'idée principale des réseaux de type ART est de contrôler explicitement la stabilité et la plasticité du réseau. Pour cela, le réseau se compose d'une mémoire à court terme (couches F1 et F2) (cf. figure 6.21) et d'une mémoire à long terme (connexions bi-directionnelles entre les couches F1 et F2). Pour chaque exemple présenté dans la mémoire à court terme, l'algorithme suivant est appliqué :

- Si l'exemple est identifié à un prototype contenu dans la mémoire à long terme (grâce à une mesure de ressemblance et un paramètre de *vigilance*), alors le prototype est modifié afin de se rapprocher au mieux de l'exemple présenté.
- Si l'exemple n'est identifié à aucun prototype contenu dans la mémoire à long terme, alors un nouveau prototype est créé dans la mémoire à long terme.

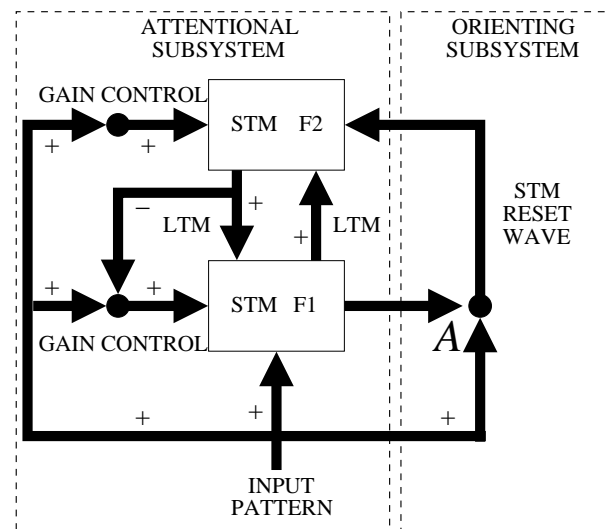


FIG. 6.21 – Le modèle ART

De façon plus formelle, un réseau ART est constitué d'une couche d'entrée (appelée aussi F1 ou couche de comparaison) composée de N unités et d'une couche de sortie (appelée aussi F2 ou couche de reconnaissance) composée de M unités. La couche F1 est entièrement connectée à la couche F2 via des poids $w_{ij, i \in [1..N], j \in [1..M]}$ et la couche F2 est entièrement connectée à la

couche F1 via des poids $t_{ij,i \in [1..N], j \in [1..M]}$. On définit par ailleurs le paramètre de vigilance $0 \leq \rho \leq 1$ définissant le taux de différence admis entre un exemple présenté et le prototype trouvé correspondant. Lorsqu'un exemple x_i est présentée au réseau, l'algorithme se déroule selon les étapes suivantes :

Reconnaissance, le vecteur d'entrée se voit apparier un prototype de sortie j^* tel que

$$\begin{aligned} \forall j \in [1..M], \mu_j &= \sum_{i=1}^N w_{ij} x_i \\ \mu_{j^*} &= \max_j(\mu_j) \end{aligned}$$

Test de vigilance, le prototype t_{ij^*} est comparé à l'entrée afin de vérifier que le taux de ressemblance est supérieur à ρ . Ce test est effectué jusqu'à trouver un prototype qui réponde au test de vigilance. Si le test est faux pour un prototype donné, celui-ci est temporairement éliminée et l'algorithme de reconnaissance est de nouveau appliqué. Si aucun prototype ne répond au test de vigilance, alors un nouveau prototype est créé.

$$\frac{\sum_{i=1}^N t_{ij^*} x_i}{\sum_{i=1}^N x_i} > \rho \quad (6.9)$$

Adaptation, si le test de vigilance est vrai, alors les poids sont adaptés selon les équations suivantes :

$$t_{ij^*}(t+1) = t_{ij^*}(t)x_i \quad (6.10)$$

$$w_{ij^*}(t+1) = \frac{t_{ij^*}(t)x_i}{0.5 + \sum_{i=1}^N t_{ij^*}(t)x_i} \quad (6.11)$$

Le test de vigilance est donc tout à fait crucial dans la résolution du dilemme stabilité/plasticité. Ainsi, en ne modifiant les prototypes mémorisés seulement lorsque l'exemple présenté est pertinent, le réseau se met théoriquement à l'abri d'une trop grande "dérive" des prototypes. Or, [Carpenter and Grossberg, 1987b] ont en fait démontré, au travers de contre exemples probants, que ce type de réseau n'est pas stable et qu'il existe donc des situations d'apprentissage où le réseau devient instable.

Résultats

Les difficultés liées à l'utilisation des réseaux de type ART est qu'ils requièrent la connaissance préalable du nombre maximum de prototypes nécessaires (nombre d'unités sur la couche F2). Choisir un trop petit nombre de prototypes signifie que certains exemples seront purement et simplement rejetés alors que choisir un trop grand nombre de prototypes signifie un coût calculatoire supplémentaire et inutile. Par ailleurs, dans le cadre de la robotique autonome, il peut être extrêmement délicat de connaître par avance un ordre de grandeur du nombre de prototypes nécessaires à la cartographie d'un environnement donné.

Le premier réseau testé comporte 12 unités sur la couche F2, c'est à dire qu'il possède potentiellement la capacité de créer 12 classes pour les 12 entrées qui lui seront présentées (les 6 entrées du corpus d'apprentissage + les 6 entrées tronquées). L'apprentissage du corpus d'exemple ne pose aucun problème au réseau et les six exemples sont bien classés et mémorisés selon 6 classes distinctes (il faut cependant fixer un paramètre de vigilance suffisamment grand, de l'ordre de 0.6 dans notre cas) et les prototypes correspondent parfaitement aux entrées. Dans le cas d'un paramètre de vigilance fixé à 0.7, l'apprentissage des exemples tronqués se fait alors selon ces mêmes classes, c'est à dire qu'aucun autre prototype n'est créé mais les prototypes existants

sont modifiés afin de refléter les derniers vecteurs présentés au réseau. Cela signifie que les représentants des classes sont alors les entrées tronquées et on a donc perdu l'information qui nous intéressait. Dans le cas où l'on augmente le paramètre de vigilance jusqu'à une valeur de 0.8, alors chaque exemple fait l'objet d'une classe distincte, les exemples originaux et tronqués ne sont plus reconnus comme identique (cf. figure 6.22).

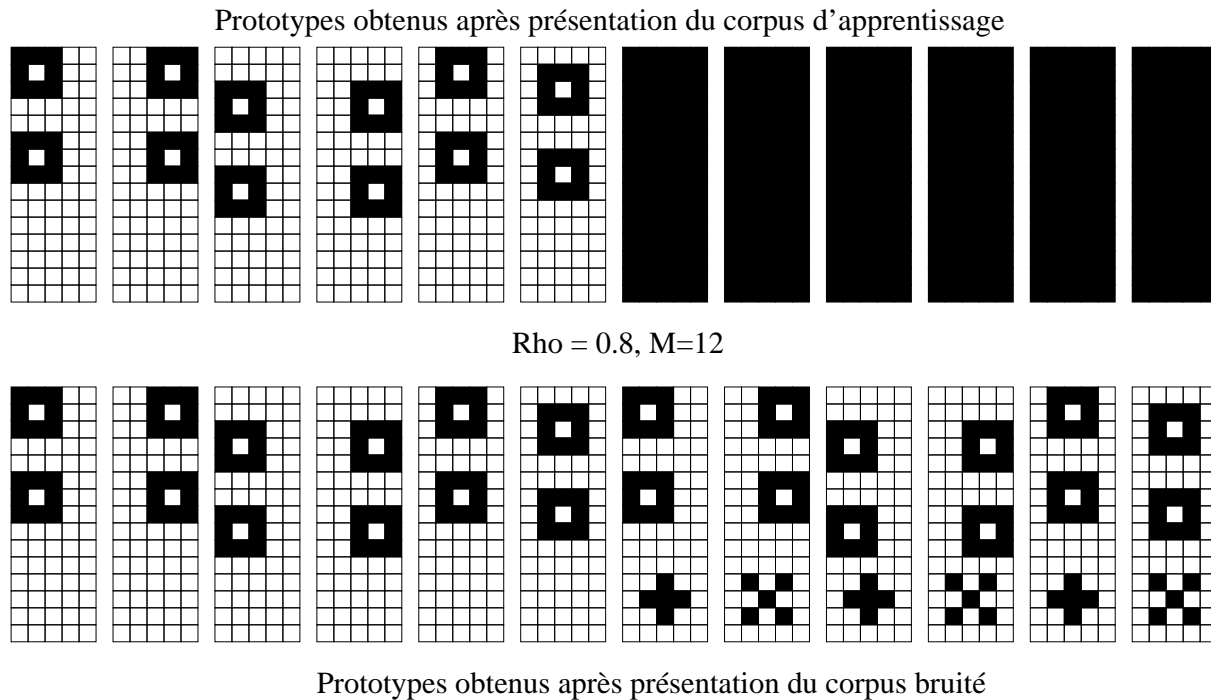


FIG. 6.22 – Résultats obtenus avec un réseau ART comprenant 12 unités sur la couche de sortie

Un deuxième réseau comportant 6 unités sur la couche F2 a été testé. Puisque ce réseau ne peut classer les exemples qu'en six classes, il est légitime de penser qu'il puisse mieux répondre à nos attentes. Or, selon la valeur que l'on affecte à au paramètre de vigilance, on se retrouve dans un cas semblable au cas précédent, à la différence que le réseau est capable de dire explicitement qu'un exemple présenté ne peut être classé puisqu'aucune des classes existantes ne correspond à l'exemple.

Comme il a été souligné auparavant, les réseaux de type ART permettent effectivement de classer des exemples (présentés en continu) selon différentes classes et de rejeter les exemples non pertinents. Cependant, les représentants de ces classes sont sans cesse modifiés dès lors qu'un nouvel exemple est apparié à une classe donnée. Ils tentent de refléter dans une certaine mesure les éléments stables composant les différents exemples de la classe. C'est en partie sur ce point que ce type de réseau trouve ses limites dans le contexte de la robotique autonome : la non modification des exemples mémorisés est une des caractéristiques que nous cherchons à obtenir dans le cadre de la navigation autonome. Considérons par exemple un lieu où se trouve une source d'énergie. Ce lieu peut être vu selon plusieurs angles et on peut imaginer que selon certains angles de vue, la source d'énergie ne soit plus visible. Or, si tous ces angles de vues doivent être effectivement considérés comme étant le même lieu, il faut néanmoins conserver l'information "source d'énergie"

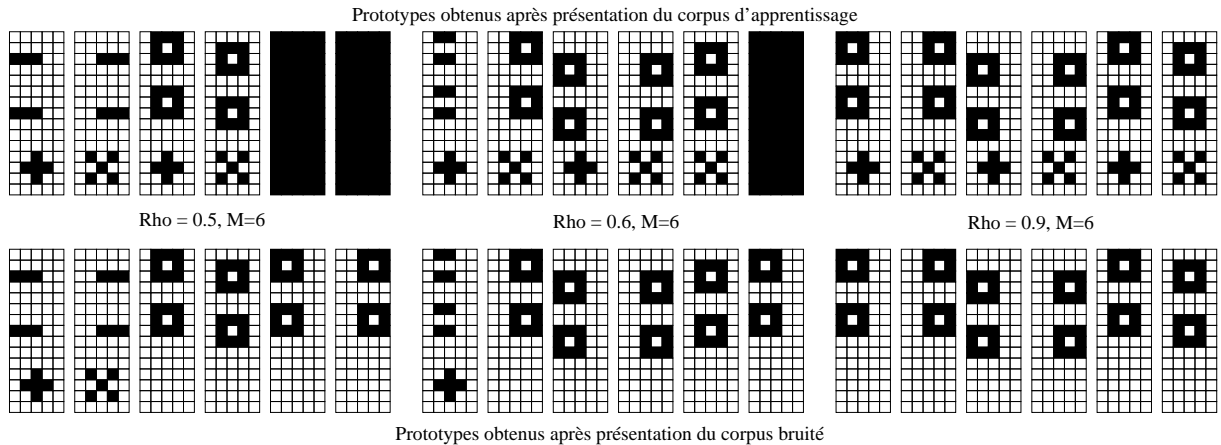


FIG. 6.23 – Résultats obtenus avec un réseau ART comprenant 6 unités sur la couche de sortie

dans le prototype représentant la classe, bien que cette information soit absente dans certains des membres de la classe. De façon plus générale, il est nécessaire de pouvoir "certifier" dans une certaine mesure le prototype comme étant un exemple réel.

Enfin s'il est vrai que la limitation du nombre de classes par la donnée explicite du nombre d'unités dans la couche F2 représente un inconvénient dans le cadre de la navigation autonome, celle-ci peut être résolue par allocation dynamique des unités.

6.4.4 Le modèle d'hippocampe

Protocole expérimental

Chaque motif est présenté au modèle selon le protocole suivant :

1. Les stimuli et le renforcement sont instanciés au sein des aires corticales **Stimulus 1**, **Stimulus 2** et **Renforcement** et l'activité neuronale est propagée au sein du cortex entorhinal EC. Cette instanciation corticale est faite durant une période de 30 itérations, ce qui correspond expérimentalement au temps nécessaire à un apprentissage robuste.
2. Des stimuli et un renforcement blancs (i.e. aucune activité) sont instanciés au sein des aires corticales **stimulus 1**, **stimulus 2** et **renforcement**. Cela correspond à une période de relaxation du système où aucune activité n'est enregistrée.

La période durant laquelle sont instanciés les stimuli et le renforcement blanc correspond à une relaxation du système ayant pour but d'éviter des interférences dans l'apprentissage. En effet, l'évaluation de l'activité des neurones ainsi que leur apprentissage se fait de façon synchrone (i.e. l'activité de tous les neurones est calculée et les lois d'apprentissage sont appliquées à chaque itération). Si cette période n'existe pas alors on assiste à des phénomènes d'interférence dus à l'apprentissage très rapide au sein du modèle. Considérons par exemple un motif d'activation A dans EC présent au temps t_0 . Celui-ci va induire une activité dans DG au temps $t_0 + 1$, une activité dans CA3 au temps $t_0 + 2$ et une activité dans CA1 au temps $t_0 + 3$ et l'association entre CA1 et EC sera donc réalisée au temps $t_0 + 4$. Si maintenant on instancie immédiatement au temps $t_0 + 5$ un nouveau motif B dans EC, alors la représentation correspondante dans CA1 ne sera effective qu'au temps $t_0 + 9$, ce qui signifie que pendant 4 itérations, on se trouve avec une représentation dans CA1 qui ne correspond plus au contenu de EC (puisque'elle correspond

au motif A). L'apprentissage est alors un apprentissage parasite dans le sens où l'on associe les « mauvaises représentations ». Une période de non activité au sein de EC permet donc de remettre le système à zéro et d'éviter ce phénomène.

Résultats

Le modèle d'hippocampe que nous proposons est capable de passer outre les problèmes d'interférence simples évoqués auparavant. Comme illustré sur la figure 6.24, seul le motif n°5 est confondu avec le motif n°1 lors de la présentation du corpus d'exemple. Cela peut-être qualifié d'erreur dans le sens où il était attendu que le modèle propose effectivement le motif n°5 lorsqu'il se voit présenté celui-ci. Cependant, il existe une interprétation différente de cet état de fait. En effet, si l'on observe attentivement les motifs n°1 et n°5, on peut remarquer qu'ils possèdent tous deux un grand nombre d'unités communes (cf. figure 6.25). Plus précisément, l'opération logique ET sur les deux motifs met en évidence l'ensemble des unités communes : près de 62% des unités actives sont communes. Or, dans ce cas de figure précis, le modèle d'hippocampe « juge » que les deux motifs sont semblables. Ce n'est pas là une erreur du modèle (puisque aucun nouveau motif n'a été créé) mais cela procède de fait de la définition des propriétés du modèle : la fonction de débruitage même est ici responsable de cette correction du motif n°5. En effet, débruiter un motif signifie corriger tout motif qui lui ressemble dans une certaine mesure. Ainsi, si l'on présente un motif qui ne diffère que d'une seule unité par rapport à un motif mémorisé, le modèle corrige ce motif présenté et propose alors le motif mémorisé. Or, cette limite de ressemblance entre un motif bruité et un motif original que l'on veut définir est, somme toute, relative et dépend largement de la tâche cognitive dans laquelle elle s'inscrit. Dans notre cas, la limite utilisée par le modèle avoisine les 60% (selon des estimations expérimentales), i.e. tout motif partageant plus de 60% d'unités actives communes avec un motif mémorisé sera identifié à celui-ci, sinon il sera appris comme nouveau motif. Cette limite peut bien entendu être modifiée en modifiant les différents paramètres du modèle, notamment, on peut modifier les taux d'activation respectifs de chacune des structures, la capacité de spécialisation des neurones sur un masque précis ou bien encore la connectivité. L'influence de chacun de ces paramètres n'a cependant pas fait l'objet d'une étude détaillée.

Le premier corpus de test (cf. figure 6.24) soumis au modèle se compose des 6 motifs originaux auxquels on a ajouté du bruit (de l'ordre de 10%) sous la forme d'activation parasite et d'activation manquante par rapport aux motifs originaux. On peut voir sur la figure que le modèle est capable de réinstancier le motif original (i.e. activer les unités manquantes et inhiber les unités parasites dans EC). Le point important à noter ici est que le mécanisme de modulation mis en place au sein de EC permet effectivement de contrôler l'activité. Ainsi, les unités parasites sont inhibées et les unités manquantes sont activées. Ce phénomène est particulièrement visible lors de la simulation puisqu'à partir du motif bruité, on voit l'activité se propager dans DG, puis dans CA3, puis dans CA1 et « retourner » dans EC sous la forme de la correction immédiate du motif. Le motif parasite n'a ainsi pas le temps d'être appris par le modèle puisque le motif original est réinstancié au bout de trois itérations.

Le deuxième et le troisième corpus de test correspondent quant à eux à des interrogations hétéro-associatives du modèle. On présente les stimuli 1 et 2 et on demande au modèle la récompense correspondante. On peut voir sur la figure 6.24 que, encore une fois, le modèle est à même de proposer cette réponse selon les mécanismes expliqués auparavant dans la majorité des cas. On peut cependant remarquer que concernant le troisième corpus de test bruité, les motifs bruités 2 et 5 sont considérés comme trop différents des motifs originaux et sont en conséquence mémorisés en tant que motifs originaux.

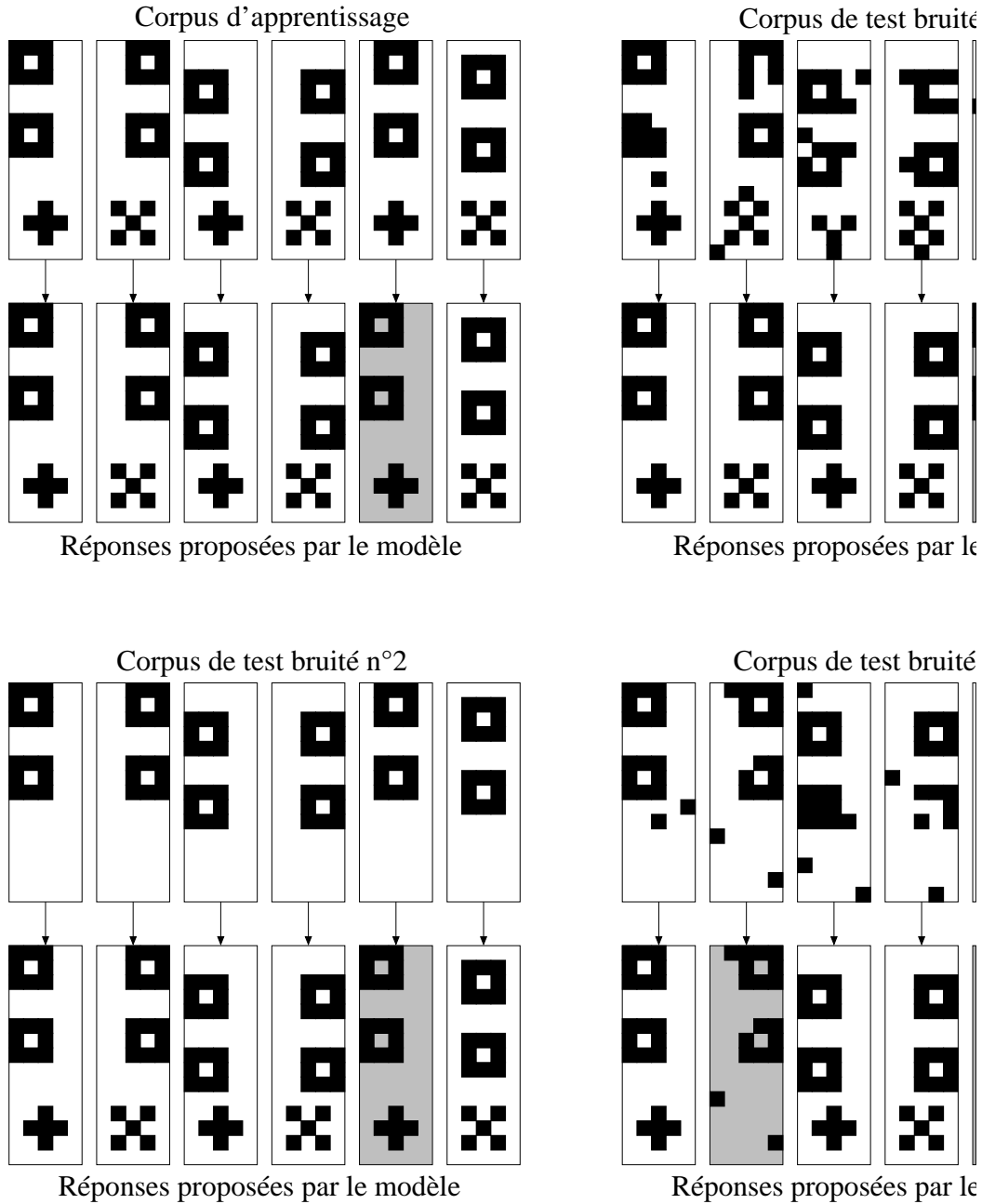


FIG. 6.24 – *Modèle de l'hippocampe* : Les réponses proposées par le modèle correspondent bien aux exemples présentés. On peut cependant remarquer une « erreur » concernant le motif n° 5 qui se trouve être très proche du motif n° 1. La présentation des corpus de test n° 1 (bruit aléatoire sur les motifs), n° 2 (suppression de la partie inférieure des motifs) et du n° 3 (bruit + suppression de la partie inférieure des motifs) provoque le rappel des motifs originaux correspondants.

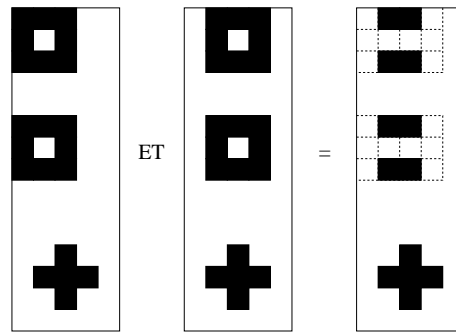


FIG. 6.25 – L’opération logique ET sur les motifs 1 et 2 montre qu’ils partagent tous deux un grand nombre d’unités communes (62%).

Cette première phase de test nous procure donc les résultats attendus. Cependant, il faut noter ici que le corpus de test est relativement régulier et que le bruit est binaire en ce sens qu’il correspond à une unité parasite ou à une unité manquante. Afin de nous rapprocher du contexte du monde réel, nous allons maintenant présenter les résultats obtenus sur une simulation permettant d’obtenir un bruit continu.

6.5 Reconnaissance de lieu sur simulation

Dans le cadre de la navigation autonome à l’aide d’une carte cognitive topologique, nous avons montré dans le chapitre précédent comment un modèle simplifié de cortex pouvait permettre la construction des liens nécessaires pour relier les différents lieux d’un environnement. Nous avons alors expliqué qu’une carte cognitive topologique complète nécessitait un modèle de mémoire permettant de mémoriser les lieux, étape essentielle et complexe dans le monde réel. Or, l’application était simplifiée dans le sens où le robot évoluait dans un monde de blocs (cas que l’on ne retrouve pas dans le monde réel) et où la reconnaissance d’un lieu était émulée grâce à des connexions « câblées » par le modélisateur. Nous allons maintenant nous intéresser à un environnement qui, s’il est toujours simulé, autorise la navigation continue et voir comment notre modèle d’hippocampe peut autoriser la reconnaissance de lieux.

6.5.1 Définition de l’application

L’application qui a été réalisée (cf. figure 6.26) pour illustrer cette reconnaissance de lieu repose sur l’apprentissage explicite de configurations d’amers de l’environnement. Le but est notamment de montrer comment il est possible d’exploiter les propriétés de notre modèle afin d’autoriser la reconnaissance de lieux en milieu bruité. Le robot simulé est autorisé à se déplacer continuellement dans l’environnement et, comme illustré sur la figure 6.26, cet environnement de navigation est composé de zones carrées sur les coins desquelles se trouvent les amers de l’environnement.

6.5.2 Apprentissage

La reconnaissance de lieu est basée sur la présence d’amers dans l’environnement. Ainsi, chaque intersection de blocs se voit affecter un amer la caractérisant. Chacun de ces amers

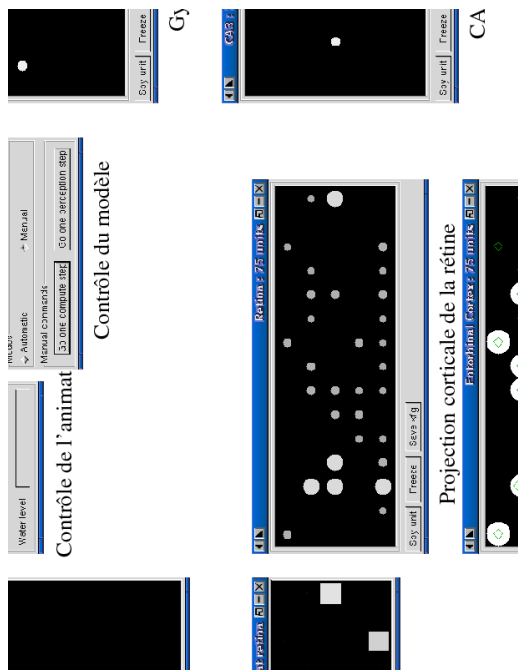


FIG. 6.26 – La plateforme réalisée pour tester la reconnaissance de lieu permet de simuler un environnement continu

correspond à un motif aléatoire d'activation (activation comprise entre 0 et 1) d'un ensemble de 75 unités avec un taux fixe d'activation (cf. figure 6.27) fixé à 24%, soit 18 unités activées. L'idée de la structure de ces amers est de caractériser dans une certaine mesure des lieux de façon similaire à ce que pourrait faire un traitement simple d'images (voir par exemple [Gaussier *et al.*, 2000]). Le but n'est pas ici de reconnaître tel ou tel objet de l'environnement, mais simplement de posséder une signature robuste et caractéristique d'un lieu. Les différentes études sur la navigation des êtres vivants nous montrent d'ailleurs que la reconnaissance d'objets n'est pas explicitement requise pour la navigation. Reconnaître un lieu dans ce contexte revient alors à reconnaître cette signature même lorsqu'elle se présente de façon incomplète ou bruitée, ce qui sera d'autant plus facile qu'elle est bien discriminante. Nous avons évoqué plus haut ce rôle de signature discriminante pour le cortex entorhinal.

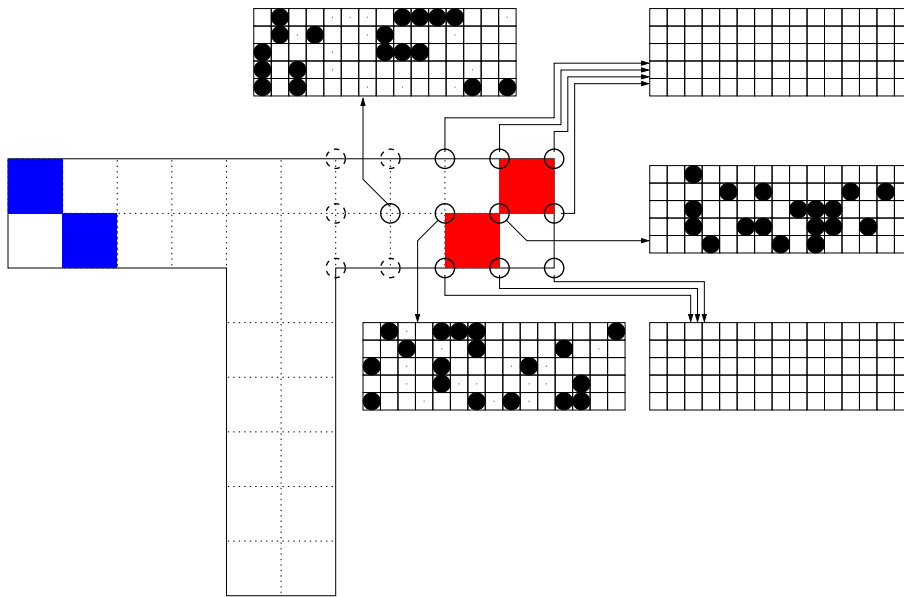


FIG. 6.27 – L'environnement est composé de zones carrées dont chaque coin correspond à un amer spécifique

6.5.3 Les stimuli

L'entrée de notre modèle se compose d'une rétine dont la taille correspond à celle d'un amer, soit 75 unités. Le robot simulé est quant à lui représenté par un rond et possède des coordonnées cartésiennes ainsi qu'une orientation propre. Cette orientation va guider la perception que le robot reçoit au niveau de la rétine. Le point critique considéré est l'avant du robot (qui se situe à l'intersection du rond et du segment de droite représentant la direction).

Ce point critique de coordonnées (x, y) se trouve entouré par 4 intersections qui représentent donc 4 amers (amer 1, amer 2, amer 3 et amer 4) (cf. figure 6.29). Les équations suivantes permettent alors d'obtenir des pondérations d''_i telles que $\sum_{i=1}^4 d''_i = 1$:

$$\forall i \in [1..4], d_i = (x_i - x)^2 + (y_i - y)^2$$

$$d = d_1 + d_2 + d_3 + d_4$$

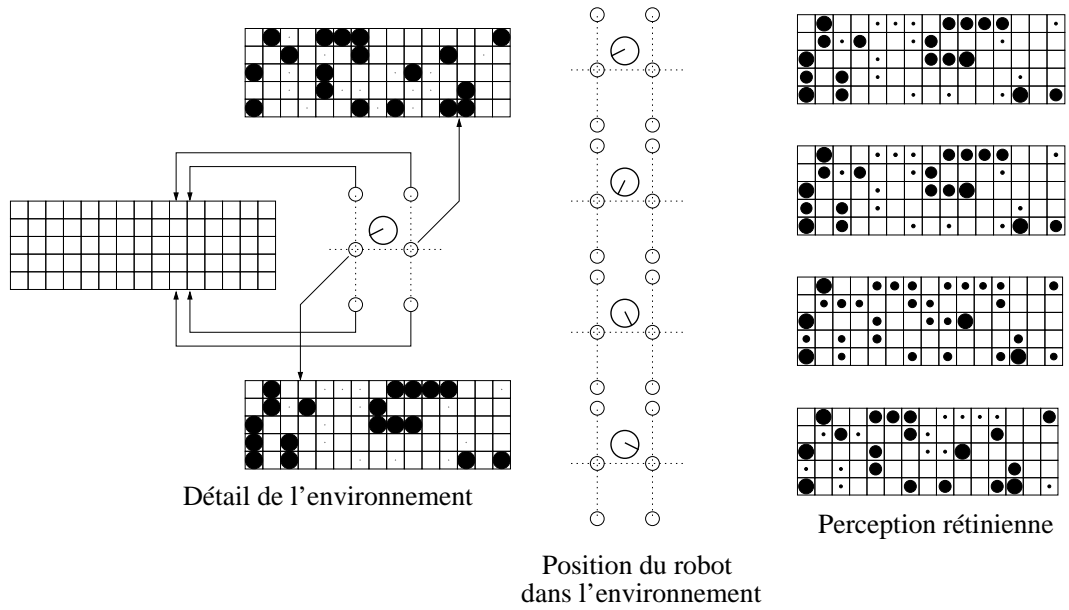


FIG. 6.28 – La rétine perçoit une somme pondérée des amers les plus proches du point critique du robot.

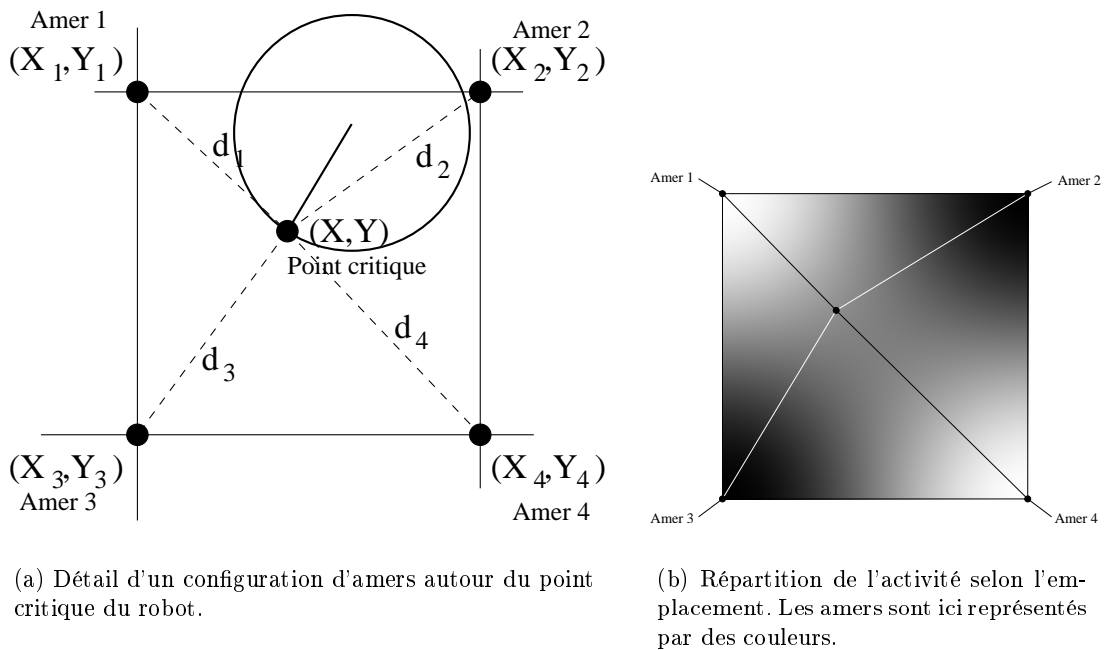


FIG. 6.29 – Calcul de la perception rétinienne

$$\begin{aligned} \forall i \in [1..4], d'_i &= \frac{d}{d_i} \\ d' &= d'_1 + d'_2 + d'_3 + d'_4 \\ \forall i \in [1..4], d'_i &= \frac{d'_i}{d'} \end{aligned}$$

L'activité de la rétine se calcule alors de la façon suivante :

$$\forall j \in [1..75], retine(j) = \sum_{i=1}^4 d''_i * amer_i(j)$$

et on assure ainsi que :

$$\forall j \in [1..75], 0 < retine(j) \leq 1$$

Ce calcul nous assure alors une variation continue de l'activité de la rétine puisque le robot effectue des mouvements continus. Le modèle d'hippocampe (et donc de mémoire déclarative) peut alors servir à reconnaître les lieux. A chaque position du robot, une pondération des 4 amers voisins est projetée sur la rétine qui va alors se projeter elle-même au sein du cortex entorhinal. On possède donc au sein du cortex entorhinal une information bruitée représentant « plus ou moins » la signature d'un lieu. Ce bruit est différent du modèle de bruit binaire utilisé dans l'application précédente puisque l'on a ici la possibilité d'avoir des activations parasites continues. Le rôle de notre modèle d'hippocampe est donc de corriger cette représentation et de réinstancier les représentations qu'il a précédemment apprises.

6.5.4 Protocole expérimental

Chaque amer est présenté isolément au modèle selon le protocole suivant :

1. L'amer est présenté à la rétine et l'activité neuronale est propagée au sein du cortex entorhinal. Cette instanciation corticale est faite durant une période de 30 itérations.
2. Un amer « blanc » est présenté au sein de la rétine ce qui correspond à une période de relaxation du système où aucune activité n'est enregistrée.

6.5.5 Résultats

Seuls quelques uns des résultats obtenus sur la simulation sont montrés sur la figure 6.30. Ces résultats soulignent la capacité de notre modèle à reconstruire un motif d'activation lorsqu'une version bruitée de façon continue lui est présentée. De façon plus précise, la rétine reçoit en permanence une activation brute correspondant aux 4 motifs d'activation différents (les 4 amers) et le cortex entorhinal réalise leur intégration sous la forme de leur pondération selon la position du robot. Le modèle d'hippocampe est capable d'exercer sur cette entrée entorhinale une discrimination du motif le plus saillant (celui correspondant à la pondération la plus forte). Ce motif est alors extrait et le motif original est reconstruit au sein du cortex entorhinal. Il faut noter ici que le motif extrait correspond en fait au motif possédant la pondération la plus forte, cela signifie que les lieux sont notamment caractérisés sur cette base. Dans le cas de notre simulation, cette notion de lieu est alors figée par la définition de l'activité rétinienne. En fait, c'est le choix de notre système de signature qui induit les représentations.

Les expériences plus poussées que nous avons menées soulignent cependant les limitations de ce système de repérage dans l'environnement. En effet, le mode de génération aléatoire des amers que nous avons choisi implique que ceux-ci ne possèdent aucune structure qui puisse être

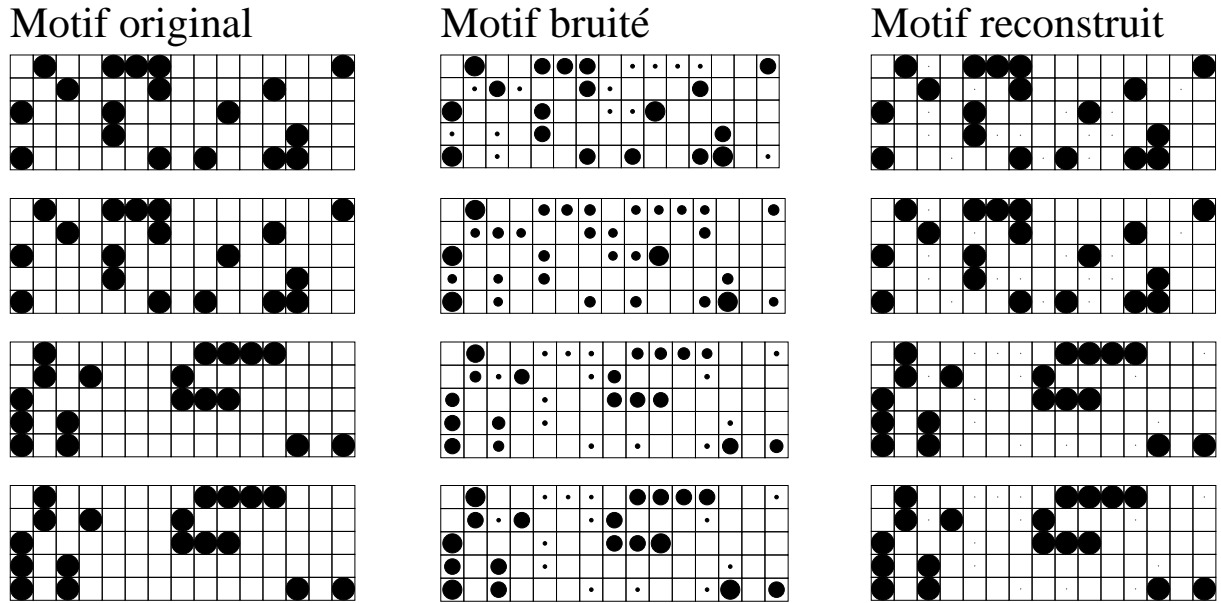


FIG. 6.30 – Exemples de résultats obtenus. On peut voir que le système arrive à reconstruire le motif original à partir de motifs bruités de façon continue (les activités parasites sont continues).

exploitée par le modèle. Lorsque l'on mémorise quelques amers (de l'ordre de la dizaine) ce problème structurel a une incidence réduite sur la mémorisation, en revanche, lorsqu'il s'agit de mémoriser un nombre d'amers de l'ordre de la cinquantaine, on voit alors apparaître des phénomènes d'interférence intéressants. En effet, les recouvrements assez nombreux entre les différents amers provoquent dans un premier temps des confusions telles que celle que nous avons décrite dans la première application (voir section 6.4.4). Comme nous l'avons souligné, ces confusions résultent des propriétés de débruitage des mémoires associatives et peuvent être modulées selon le taux de reconnaissance que l'on souhaite obtenir. Dans un deuxième temps cependant, on voit apparaître des corrections au sein du cortex entorhinal qui ne sont pas valides au sens où le motif corrigé n'a pas été présenté auparavant. Cette correction est effectuée par des neurones actifs de CA1 qui indiquent à tort le caractère excitateur ou inhibiteur de certaines synapses de EC. Or, ce phénomène est théoriquement pris en compte dans le modèle puisque c'est bien l'ensemble de l'activité des neurones de CA1 qui indique les caractères excitateur ou inhibiteur des synapses de EC et non un neurone isolé. Cela signifie donc que trop de neurones de CA1 ont été recrutés « à tort » dans certaines des représentations de EC. Un neurone de CA1 peut effectivement participer à plusieurs représentations car l'effet de modulation est global. Si maintenant la majorité des neurones de CA1 d'une représentation donnée se trouve impliquée dans d'autres représentations, alors on assiste aux phénomènes d'interférences tels que ceux montrés sur la figure 6.31. Ces résultats soulignent donc que les paramètres choisis lors de nos expériences sont dans une certaine mesure mal adaptés à des corpus aléatoires.

En ce qui concerne le monde réel, le système d'amer tel qu'il a été décrit n'est pas directement transposable mais le concept d'une signature évoluant continûment avec les déplacements du robot est quant à elle transposable. Ce principe de continuité paraît relativement évident : si l'on observe un même lieu sous deux angles légèrement différents, alors les caractéristiques extraites du dit lieu seront probablement semblables. Ce principe requiert cependant un traitement adéquat

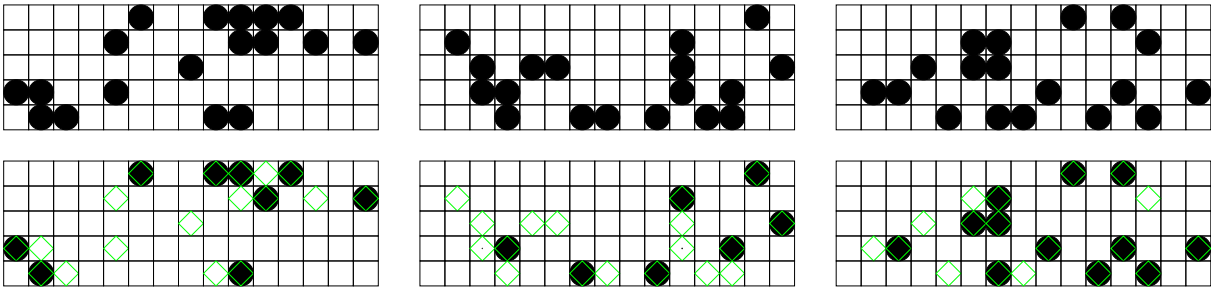


FIG. 6.31 – Exemples d'interférences obtenues sur les simulations

puisqu'au plus bas niveau rétinien, un même lieu perçu sous deux angles différents donnera lieu à deux perceptions rétiniennes différentes (cf. figure 6.32). Ce n'est qu'en intégrant les informations vers des niveaux plus élevés que l'on peut trouver une description similaire.

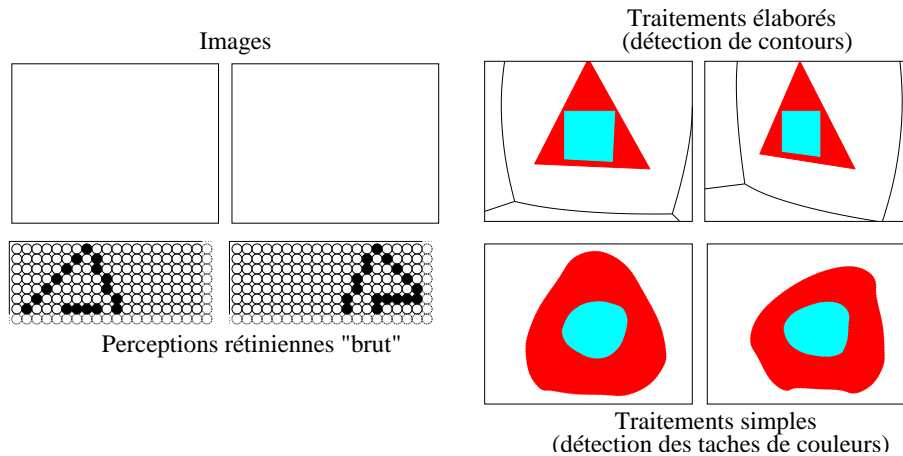


FIG. 6.32 – Un même lieu vu sous deux angles légèrement différents induit des représentations rétiniennes « brutes » très différentes. Des traitements plus élaborés comme la détection de contours peuvent aider l'identification des deux vues comme étant le lieu dont la signature sera alors un carré cyan dans un triangle rouge. Sans aller aussi loin dans les traitements, une signature simple peut être extraite (tache cyan dans grosse tache rouge) qui sera néanmoins moins discriminante.

Nous allons donc montrer comment ces idées de signatures des lieux peuvent être transposées dans le monde réel à l'aide d'une application réalisée cette fois sur un robot réel de type Koala.

6.6 Reconnaissance de lieu sur robot réel

Comme le souligne [Gaussier *et al.*, 1999], la reconnaissance ne signifie pas forcément la reconnaissance au niveau symbolique (comme un téléphone ou un visage) et il est possible de sous-exploiter l'information contenue dans une image pour reconnaître un lieu. La base de cette reconnaissance peut être ce principe de signature que nous venons de présenter dans le cadre d'une simulation. La question est alors de savoir si ce principe de signature est transposable

dans le monde réel où les données sont sans cesse bruitées. Obtenir une signature de taille réduite d'une image ne présente pas de problème en soi, il existe par exemple des algorithmes de hachage permettant de faire cela à partir de n'importe quel type de données numériques. La difficulté se situe ailleurs, dans l'obtention d'une signature qui évolue continûment avec les mouvements continus du robot. Or, dans l'hypothèse où une telle signature peut être obtenue, notre modèle de mémoire déclarative se trouve en mesure de catégoriser les lieux. Selon le degré de ressemblance d'une signature présentée avec celles mémorisées, il est capable d'apprendre la signature présentée ou bien de rappeler une signature mémorisée, indiquant par là que le lieu est reconnu. La propriété recherchée de continuité nous assure alors la cohérence du système.

Nous allons donc présenter ici une application reposant sur ce principe de signature et permettant à notre modèle d'hippocampe de catégoriser les lieux.

6.6.1 Définition de l'application

Nous avons utilisé un robot de type Koala (vendu par la société K-Team en Suisse) muni d'une caméra pan/tilt couleur possédant deux degrés de liberté en rotation. Le robot dispose par ailleurs de capteurs infrarouges et de capteurs de lumières et le déplacement est assuré par des roues indépendantes dont le différentiel permet la rotation, l'avancée ou le recul du robot (cf. figure 6.33).

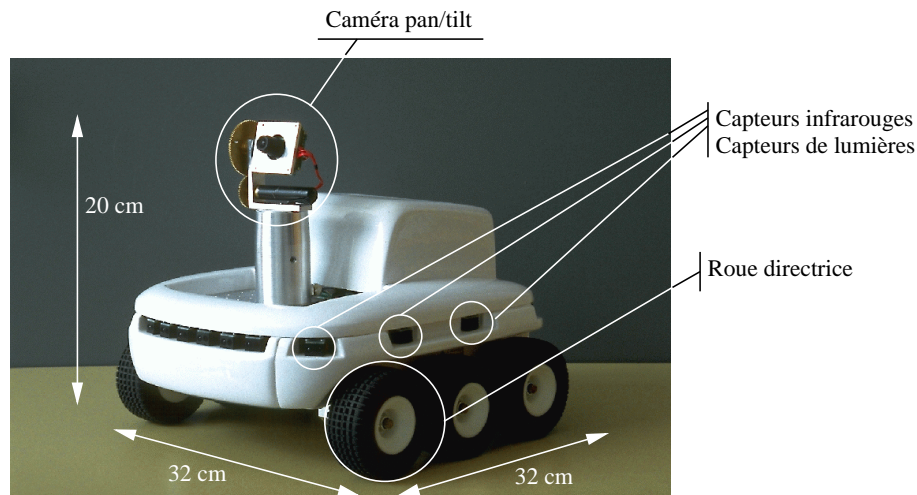


FIG. 6.33 – le robot Koala vendu par la société K-Team (<http://www.k-team.com/>)

L'environnement utilisé est un ensemble de murs cartonnés sur lesquels nous avons placé des signes distinctifs (sans signification particulière) afin de caractériser les différents lieux (cf. figure 6.34).

6.6.2 Apprentissage

Une solution au problème d'intégration nous est donnée par l'obtention d'une signature de l'image telle que décrite auparavant. Cette signature se doit alors de posséder les propriétés suivantes :

- **Unicité** : La signature doit, dans la mesure du possible, être caractéristique d'une image. Si toutes les images possèdent la même signature, il n'est alors plus possible de les discriminer.

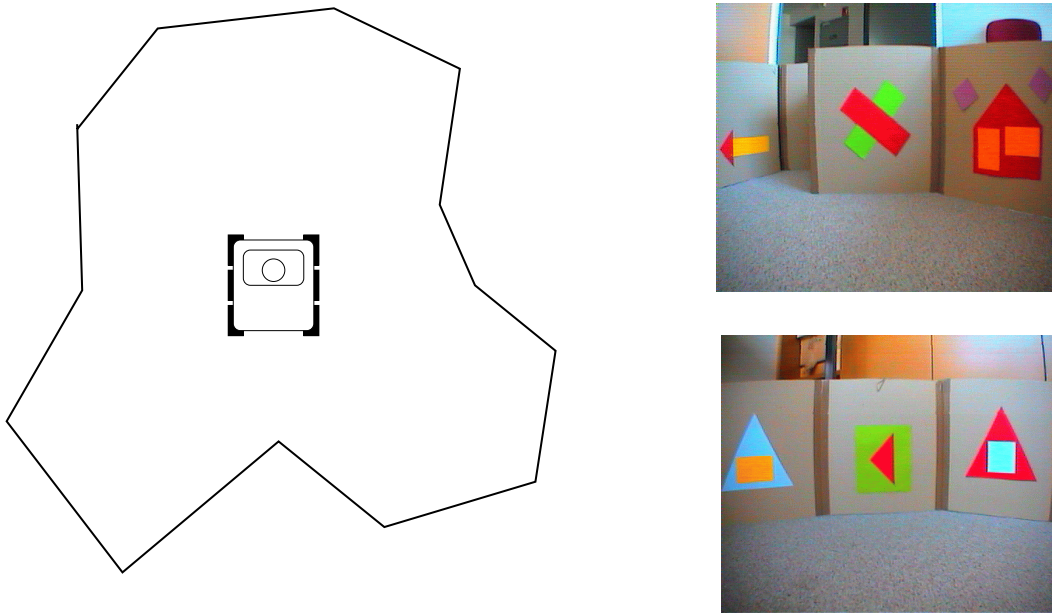


FIG. 6.34 – L'environnement utilisé se compose de murs cartonnés sur lesquels ont été placés des signes distinctifs

- **Continuité** : Les signatures respectives de deux images légèrement différentes doivent posséder des signatures elles aussi légèrement différentes.

Il nous faut maintenant définir ici ce que l'on entend par « images légèrement différentes ». On pourrait définir deux images légèrement différentes comme étant deux images représentant le même lieu physique mais sous des angles de vue légèrement différents. Mais alors qu'est ce qu'un lieu et que sont deux angles légèrement différents ? Il n'existe pas de réponse définitive. Selon l'application que l'on vise, la notion de lieu pourra aussi bien désigner une dizaine de centimètres carrés sur une table (avec par exemple des robots comme le Khépéra de la société K-Team) ou bien une dizaine de kilomètre carrés sur une vaste étendue (avec par exemple le robot Sojourner sur la planète Mars). De même, il peut être nécessaire de distinguer deux angles au centième de degré près dans un cas ou à quelques degrés près dans un autre cas.

En dépit de ces incertitudes, un algorithme permettant d'obtenir des signatures continues a été conçu au sein de notre équipe par Alistair Bray. On en trouvera une description en annexe. Cet algorithme permet d'extraire une signature (dont la taille peut varier de quelques dizaines de neurones à plusieurs centaines) à partir d'images reçues de la caméra du robot. Dans le cadre de notre modèle, nous avons retenu une taille de signature de l'ordre d'une centaine d'unités. De plus, cette signature étant composée de valeurs continues entre 0 et 1, nous avons volontairement rendu cette signature binaire en utilisant un algorithme de *k-winners take all* puisque notre modèle ne peut mémoriser que des motifs binaires.

6.6.3 Protocole expérimental

Le protocole expérimental s'est déroulé hors-ligne (*offline*, ce qui signifie que le programme de l'obtention des signatures est d'abord lancé et seulement ensuite ces signatures sont réutilisées au

sein de notre modèle). Ce déroulement hors-ligne n'est pas obligatoire mais simplifie cependant les phases de test puisque l'on peut créer dans un premier temps des corpus de signatures que l'on peut réutiliser pour tester les différents paramètres du modèle. Concernant l'obtention des signatures, nous avons choisi une position quelconque et nous avons fait évoluer la caméra du robot autour de cette position avec des angles respectifs de $\pm 1^\circ$, $\pm 3^\circ$ et $\pm 6^\circ$. Les signatures obtenues ont alors été présentées au modèle d'hippocampe selon l'algorithme suivant :

1. La signature est présentée à la rétine et l'activité neuronale est propagée au sein du cortex entorhinal. Cette présentation est faite durant une période de 30 itérations.
2. Une signature « blanche » (aucune activité) est présentée à la rétine ce qui correspond à une période de relaxation du système où aucune activité n'est enregistrée.

La première signature présentée est la première position choisie puisque nous voulions savoir dans quelle mesure le système pouvait tolérer les écarts autour de cette position centrale.

6.6.4 Résultats préliminaires

Les résultats que nous présentons ici sont issus des tout premiers essais sur robot réel et ils nécessitent d'être approfondis du point de vue quantitatif. En conséquence, nous nous attacherons ici essentiellement à l'aspect qualitatif.

Comme illustré sur les figures 6.35, 6.36 et 6.37, les premiers résultats obtenus sont encourageants puisque le modèle se trouve en mesure de reconnaître les signatures des différentes scènes. Dans l'exemple présenté, seule la signature correspondant à l'angle -6° n'a pas été identifiée comme étant la signature de la position centrale. En revanche, les autres signatures ($\pm 1^\circ$, $\pm 3^\circ$ et $\pm 6^\circ$) sont bien identifiées comme étant la position centrale, ce qui signifie implicitement que le lieu a été reconnu sur une zone d'une dizaine de degrés. Il faut cependant noter ici qu'il ne s'agit que de résultats préliminaires et que le modèle doit être testé de façon plus intensive.

Par ailleurs, il faut noter que le champ de vision de la caméra est effectivement assez réduit et ne présente donc pas à la rétine un panorama représentatif. Il est donc illusoire de vouloir obtenir la propriété souhaitée d'unicité de la signature sur un environnement quelconque. Le problème peut cependant être pallié par différentes techniques. Celle qui retient actuellement notre attention consiste à réaliser un panorama d'une scène par échantillonnage (i.e on prend plusieurs images d'une scène selon différents angles et on « recolle » des sous parties extraites pour obtenir une image panoramique). Cette solution est par exemple utilisée dans [Gaussier *et al.*, 1997] (où la signature relève cependant d'un algorithme différent).

Cependant, Alistair Bray a prouvé à l'aide d'un réseau de type Kohonen que les signatures obtenues lors d'une révolution complète du robot sont suffisamment discriminantes pour pouvoir les catégoriser avec une tolérance de 30 degrés. En clair, cela signifie que lorsque le robot évolue selon une rotation inférieure à 30 degrés, les signatures obtenues peuvent être identifiées comme représentant le même lieu. Les paramètres de notre modèle doivent donc pouvoir être réglés pour retrouver cette même tolérance.

Les premiers résultats obtenus convergent donc vers notre hypothèse, à savoir qu'il est possible d'effectuer la reconnaissance de lieux via un modèle générique d'hippocampe. De plus, cette notion de lieu se trouve être interne au modèle au sens où c'est bien lui qui décide de la similarité des signatures. Nous obtenons alors un symbole interne et distribué créé par le modèle et qui se trouve être équivalent à la notion de lieu. Sur la base d'un flux numérique, le modèle réussit donc à se créer ses propres représentations internes du monde, en d'autres mots, le modèle crée des symboles qui émergent d'une réalité numérique. C'est là un point essentiel de notre démarche. Cette émergence du symbole représente en effet une étape importante dans la conception de

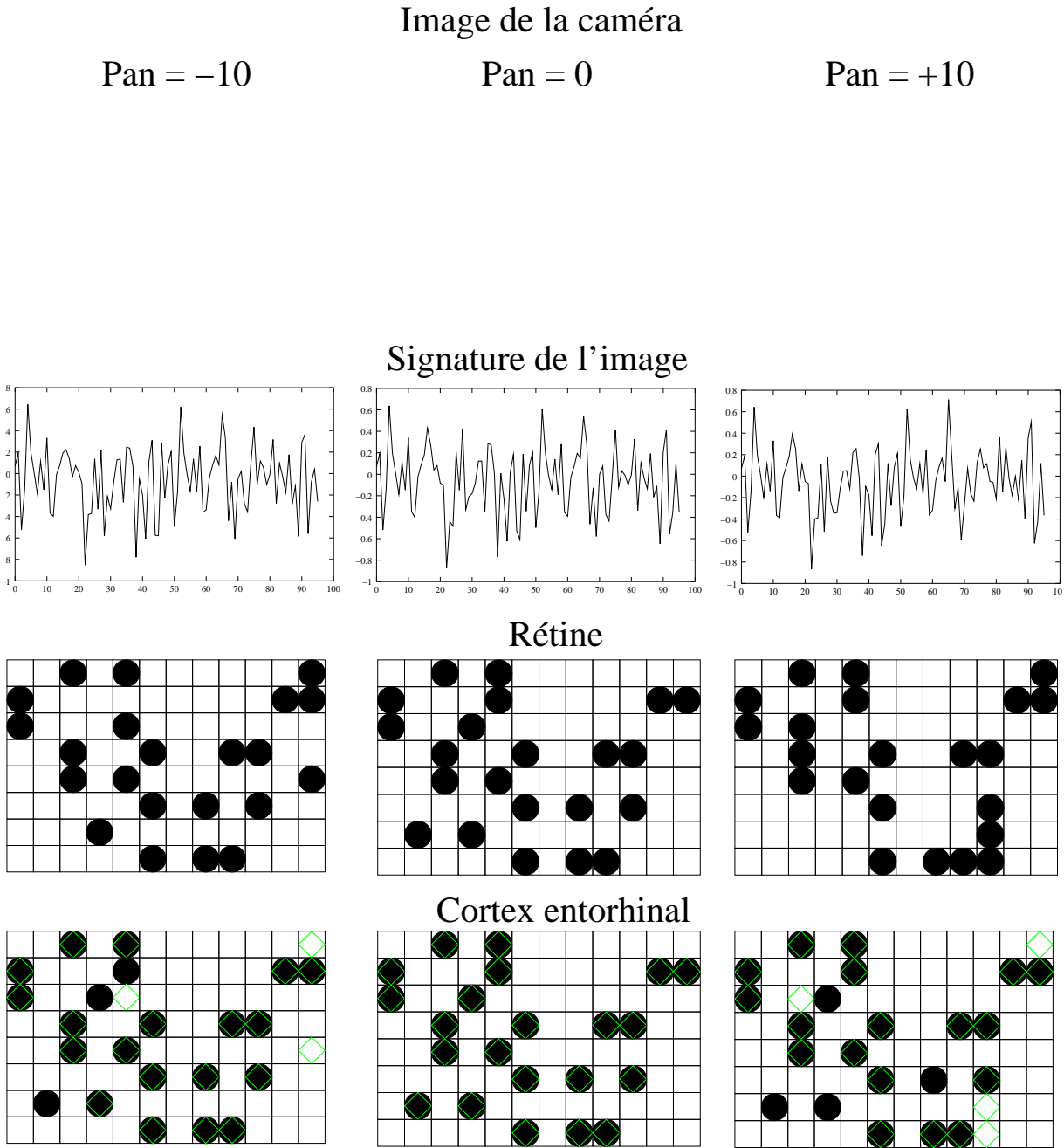


FIG. 6.35 – Résultats obtenus pour des angles de +1 et -1 degrés

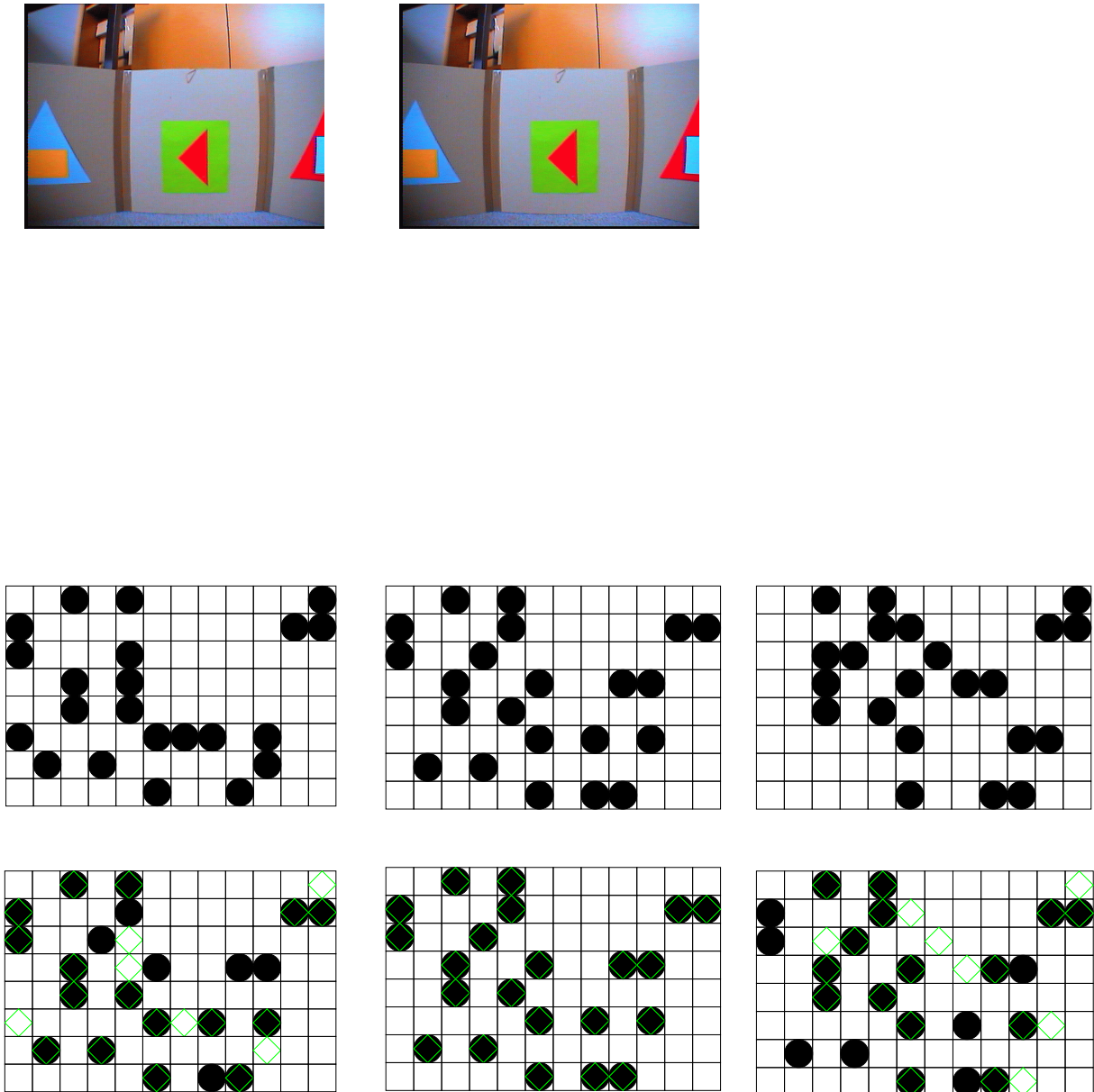


FIG. 6.36 – Résultats obtenus pour des angles de $+3$ et -3 degrés

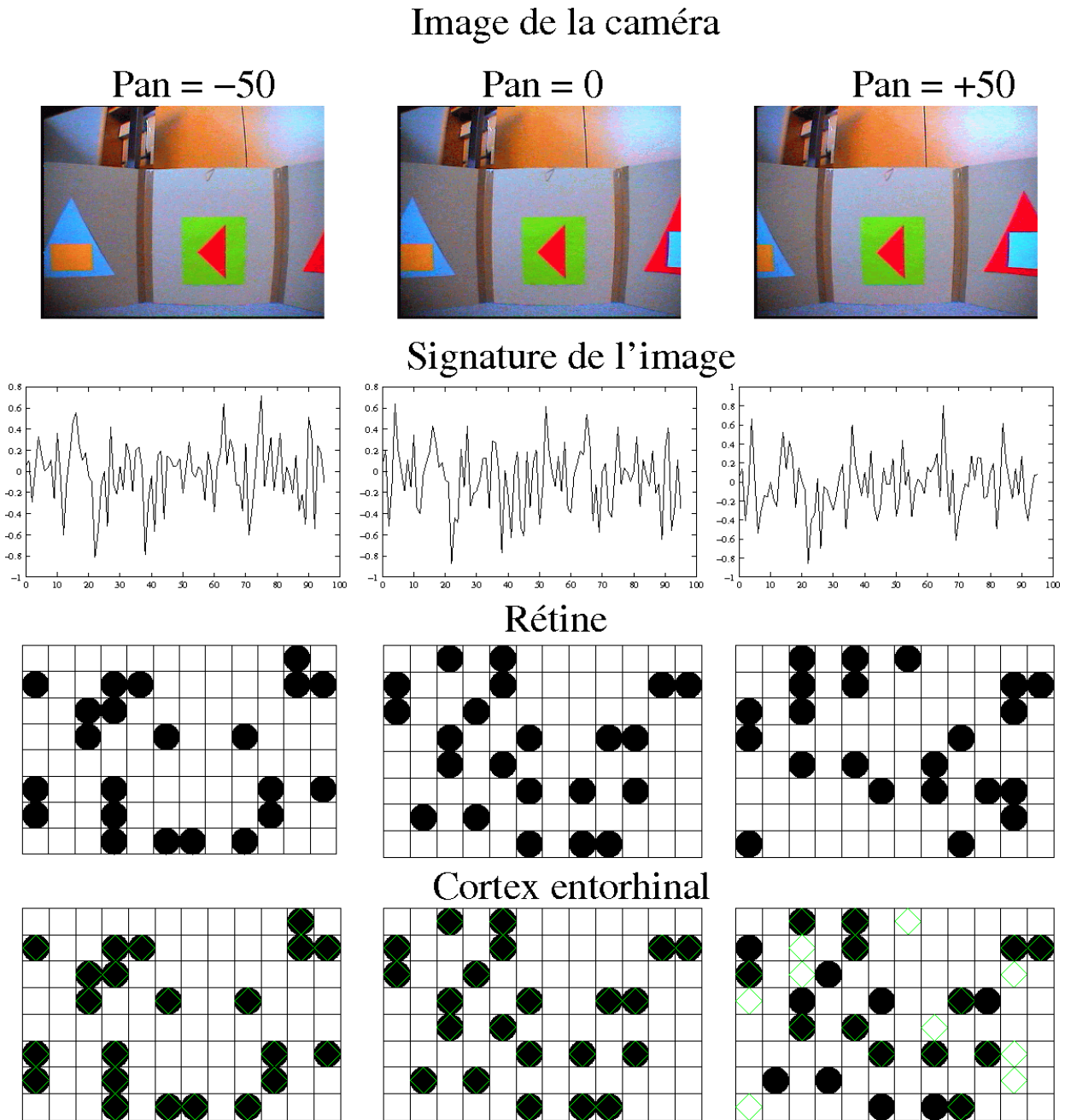


FIG. 6.37 – Résultats obtenus pour des angles de +6 et -6 degrés

modèles pour le comportement autonome. Sur cette base, des modèles d'inspiration corticale (et notamment le cortex frontal [Frezza-Buet, 1999]) peuvent venir soutenir de réelles stratégies en mettant par exemple en jeu des notions telles que la motivation.

6.7 Discussion

Le modèle que nous avons conçu au cours de ce travail de thèse correspond donc bien à nos attentes : il permet de mémoriser en peu de temps des motifs qui lui sont présentés et il est relativement robuste dans le sens où il permet d'éviter les phénomènes d'interférence tels que ceux rencontrés dans les réseaux de Hopfield. Comme nous l'avons expliqué au cours de ce chapitre, ce modèle repose en partie sur des données en provenance des domaines de la biologie et de la psychologie. La biologie nous offre les données concernant l'organisation structurelle et la topologie des connexions alors que la psychologie nous offre les théories concernant l'interprétation du rôle de l'hippocampe dans la mémoire. Or, notre objectif premier est de concevoir un modèle de mémoire auto-associative robuste qui puisse être intégré dans une architecture plus globale permettant la navigation autonome. En raison de cela, nous ne sommes pas astreints à respecter scrupuleusement les données expérimentales. Ainsi, les diverses études expérimentales ne font nulle part référence à ce mécanisme de triade synaptique résidant au sein de notre modèle de cortex entorhinal. Pourtant, ce mécanisme nous est apparu essentiel à la mise au point de notre modèle pour la raison suivante. Dans les nombreux articles traitant de l'hippocampe, il est assez courant de lire que « la structure CA1 se projette dans le cortex entorhinal » alors que cette phrase même est extrêmement ambiguë. En effet, selon les données expérimentales relatives à la topologie des connexions, on peut effectivement se rendre compte que les unités du cortex entorhinal sont richement reliées aux unités de CA1. La projection de CA1 dans EC est alors un abus de langage consistant à dire que les unités de EC, par la modification des poids des connexions les reliant aux unités de CA1, peuvent apprendre dans une certaine mesure la corrélation entre leur activité propre et celles des unités de CA1 (cf. figure 6.38). L'apprentissage de ces corrélations n'est cependant pas satisfaisant. Comme illustré sur la figure 6.38, ces corrélations sont suffisantes pour expliquer comment une complétion de motif peut s'organiser au sein de EC. L'activité des unités de CA1 peut en effet suffire à activer les unités « manquantes ». Or, dans le cas de la présentation d'un motif bruité, i.e. un motif possédant plus d'unités activées que le motif original, il faut posséder un mécanisme d'inhibition permettant l'« extinction » des unités parasites. Or, dans le schéma de connectivité usuel de l'hippocampe, seules les unités actives de CA1 peuvent prétendre inhiber ces unités. En clair, cela signifie que lors de l'apprentissage de la corrélation d'un motif de EC et de CA1, il faut que les unités inactives de EC apprennent qu'elles sont inhibées par les unités actives de CA1. Cela n'est pas satisfaisant. Si à chaque instant les unités inactives de EC apprennent qu'elles sont inhibées par les unités actives de CA1, il devient alors difficile de leur faire apprendre qu'elles peuvent être aussi activées par ces mêmes unités dans une autre configuration. Le mécanisme de triade synaptique représente alors une solution dans le sens où l'inhibition ne provient plus directement des unités de CA1 mais des unités mêmes de EC. Les unités de CA1 ne servent alors qu'à potentialiser cette inhibition. La différence fondamentale provient donc du fait d'une inhibition précise au sens où elle requiert une configuration précise des unités de EC correspondant à un motif appris (cf. figure 6.39). Ce qui signifie que c'est une population d'unités de EC qui va assurer l'excitation ou l'inhibition des unités de EC et ce contrôle en population nous assure alors une plus grande robustesse au bruit. Ce mécanisme de triade synaptique est donc adéquat. Cependant, le présent modèle se sert d'un connectivité très riche dont ne peut se satisfaire la biologie. Notre travail s'oriente donc main-

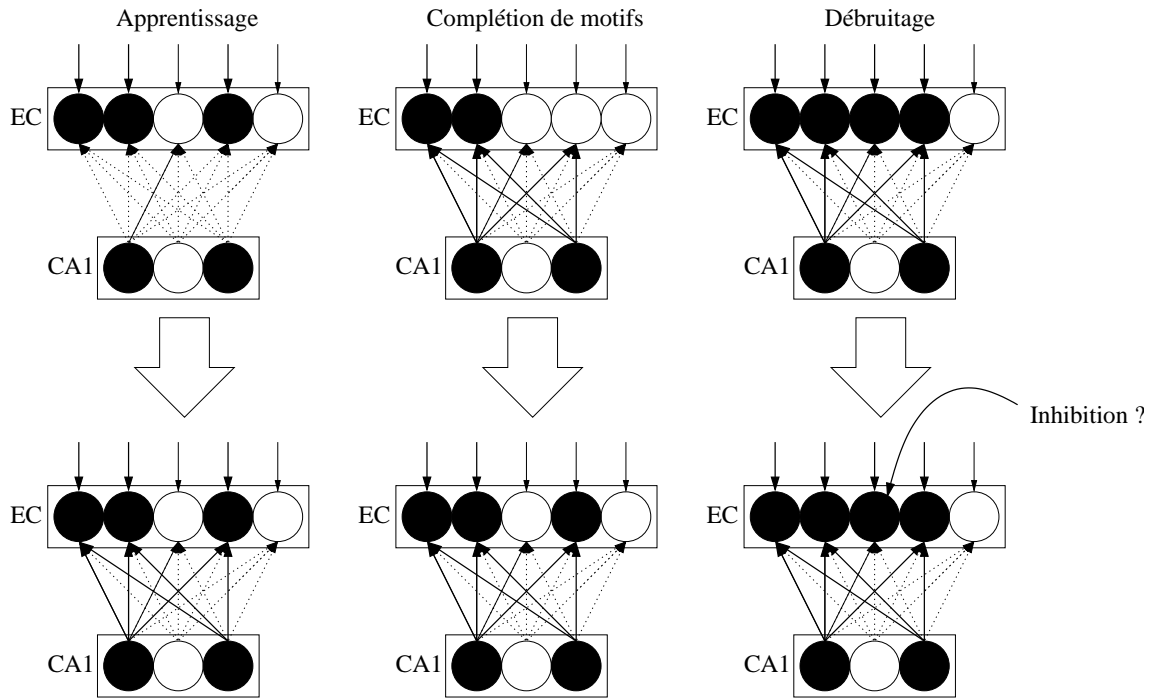


FIG. 6.38 – Une approche simple de l'interaction EC/CA1. En situation d'apprentissage, il existe dans EC un motif d'activation auquel correspond une représentation intégrée dans CA1. Les connexions entre les unités co-actives de EC et de CA1 sont alors renforcées. En situation de complétion, les unités manquantes du motif original peuvent alors être ré-activées grâce aux unités actives de CA1 alors qu'en situation bruitée, les unités parasites doivent être inhibées.

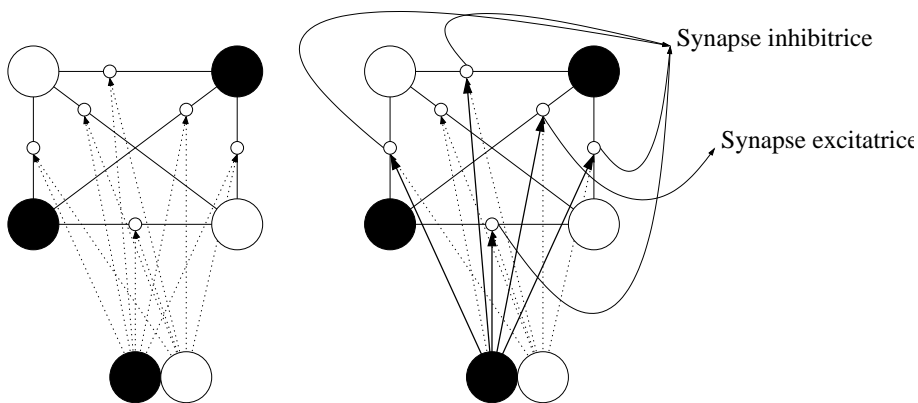


FIG. 6.39 – Notre modèle. Le mécanisme de triade synaptique de notre modèle permet d'assurer l'excitation et l'inhibition des unités de EC par une population d'unités de EC.

tenant vers une connectivité réduite, ce qui permettrait de réduire considérablement les temps de calcul. Cependant, en faisant abstraction de cette connectivité riche, il serait intéressant de vérifier l'hypothèse de ce mécanisme de triade synaptique. Nous pourrions ainsi offrir un retour vers les domaines de la biologie et de la psychologie qui nous offrent, elles, la matière de nos modélisations.

Conclusion générale

« Les plaisirs de la jeunesse reproduits par la mémoire sont des ruines vues au flambeau »

François-René de Chateaubriand, Mémoires d'outre-tombe

Mémoire et Apprentissage, voilà certainement deux clés essentielles de la cognition. Pourtant, comme nous l'avons vu au cours de ces trois années d'études, les multiples facettes de ces deux processus préviennent aujourd'hui toute tentative de compréhension globale. Si notre étude suggère que mémoire et apprentissage peuvent et doivent être appréhendés selon l'angle procédural et déclaratif dans le contexte du comportement autonome, cela ne doit cependant pas occulter les autres facettes de la cognition vue sous l'angle mnésique. Mémoire sémantique, amorçage perceptif, conditionnement classique et opérant, apprentissage non associatif, mémoire de travail, voilà autant de processus mnésiques qui jouent eux aussi un rôle fondamental dans la cognition [Squire, 1992] et que nous n'avons pas développés plus avant au sein de notre travail. La raison est que la démarche scientifique constructiviste que nous avons tentée de suivre au cours de notre travail ne nous a initialement pas conduits à considérer l'ensemble de ces processus. Et si cette démarche souligne la nécessité de considérer les aspects déclaratifs et procéduraux de la mémoire, elle souligne par ailleurs en quoi ce découpage de la mémoire peut être suffisant pour la conception de modèles de navigation autonome.

Le modèle de cortex que nous avons conçu, bien que relativement simple, permet d'illustrer les principes sous-tendant la construction et l'utilisation d'une carte cognitive distribuée. En se servant de l'activité d'appel des colonnes corticales, nous avons notamment montré comment il était possible d'effectuer une recherche guidée par le but dont la preuve de convergence nous est donnée par l'algorithme de Bellman-Ford. Or, ce mécanisme n'est pas restreint au seul domaine de la navigation autonome. En effet, celui-ci peut venir soutenir la construction de séquences causales plus complexes ainsi que le montre Frezza-Buet dans [Frezza-Buet, 1999]. Par ailleurs, la sémantique acquise par les unités qui se divisent est intéressante vis-à-vis du débat symbolique/numérique que nous avons présenté dans l'introduction générale de ce document. Nous avons vu en effet qu'il était possible de donner un sens à ces unités (« se trouve à droite de » par exemple) alors que cette sémantique n'a pas été sciemment introduite dans le modèle et n'est pas présente avant apprentissage. Il faut cependant remarquer que ce symbole émergent est une conséquence directe des unités représentant les mouvements élémentaires qui sont, elles, éminemment symboliques (haut, bas, droite, gauche). Si l'on désire maintenant s'éloigner du niveau symbolique et que l'on se restreigne à des ordres moteurs tels que « faire tourner la roue gauche de 3 degrés

et la route droite de -3 degrés » alors la sémantique existante sur les unités qui se divisent n'est plus aussi facilement interprétable qu'auparavant. Pourtant, cette sémantique subsiste (le modèle n'a pas changé, seuls les ordres moteurs sont différents). En fait, ce symbole émergent devient propre au système et il garde la même utilité fonctionnelle et représentationnelle pour le système même s'il diffère alors de la notion de symbole manipulée par l'intelligence artificielle symbolique.

Le modèle d'hippocampe que nous avons proposé s'inscrit quant à lui dans la vision du support de la mémoire déclarative. Bien que le débat concernant le rôle exact de l'hippocampe chez le rat soit encore virulent, le rôle de l'hippocampe chez l'Homme semble quant à lui converger vers ce rôle de mémoire déclarative. L'hippocampe représente une structure archaïque de notre cerveau et le cortex entorhinal qui constitue son entrée représente néanmoins, ainsi que le souligne [McNaughton and Nadel, 1990], le plus haut niveau d'intégration du cortex associatif dans le système nerveux des mammifères. Il reçoit virtuellement une information intégrée de toutes les modalités sensorielles, une véritable « photographie » de l'activité corticale qui va rendre compte des perceptions du monde à un instant donné. Toutes ces photographies ne sont pas mémorisées. La pertinence d'une photographie est en fait modulée par les émotions, la motivation ou bien encore l'attention et cette modulation est fondamentale à la sauvegarde du système en lui évitant une saturation inévitable du fait de ses limitations structurelles. Cette modulation n'a pas été prise en compte dans notre modèle puisque celui-ci cherche à mémoriser en permanence ce qui lui est proposé. Le modèle que nous avons proposé doit donc être étendu afin de prendre en compte une modulation assurée par des structures extra-hippocampiques. Néanmoins, notre modèle permet de réaliser les buts pour lesquels il a été initialement conçu, à savoir réaliser une mémoire auto-associative robuste qui puisse être utilisée dans le contexte de la navigation autonome. Il est intéressant de constater que le système est capable de décider seul de la nouveauté d'un motif d'activation sur la base de mécanismes neuronaux relativement simples. Dans le cadre de la navigation autonome, nous rencontrons alors une nouvelle fois cette notion de symbole si chère à l'intelligence artificielle symbolique. La notion de signature que nous avons définie peut être effectivement apparentée à la notion de symbole. Mais le symbole manipulé par le modèle d'hippocampe possède une signification propre au système qui est une conséquence de l'algorithme de construction de la signature. Si dans le cas de la simulation, la signification de cette signature est assez explicite, dans le cas de la navigation réelle, cette signature est difficilement interprétable si ce n'est qu'elle est caractéristique d'un flux de perceptions donné. On peut alors vouloir étiqueter ces signatures mémorisées comme étant probablement des représentations de lieux, mais ce n'est là qu'une interprétation externe au système. En cela, le modèle construit son propre corpus de symboles, l'étape suivante consiste alors à donner au modèle les moyens de se construire son propre système de manipulation de symboles.

Construire de façon autonome un système de représentations internes ainsi qu'un système interne de manipulation de ces représentations, voilà les buts de la coopération entre la mémoire déclarative et la mémoire procédurale. Comme nous l'avons souligné tout au long de ce document, cette coopération est d'abord rendue nécessaire par les impératifs du comportement autonome, mais à un niveau plus élevé encore, cette coopération est rendue nécessaire par la cognition en général. Le savoir faire (*know how*) et le savoir quoi (*know that*) sont indispensables et largement indissociables dans la plupart des tâches cognitives. Or, la vision de ces mémoires que nous avons donnée jusqu'à présent est partiellement biaisée en ce sens que nous avons volontairement et partiellement restreint les responsabilités respectives des mémoires procédurale et déclarative aux structures du cortex et de l'hippocampe. Ceci est vrai mais incomplet dans le sens où lors d'une lésion de l'hippocampe, on observe, en plus de l'amnésie antérograde, un phé-

nomène appelé amnésie rétrograde qui s'incarne en la disparition des souvenirs les plus récents alors que les souvenirs les plus anciens sont conservés. Si l'hippocampe est seul responsable de la mémoire déclarative, on ne peut expliquer ce phénomène. En fait, l'explication provient de ce rôle de professeur que l'on attribue à l'hippocampe et que nous avons rapidement évoqué auparavant. L'hippocampe est une petite structure par rapport au cortex et possède en conséquence une moindre capacité de stockage. L'hypothèse la plus communément admise aujourd'hui est que l'hippocampe est un système temporaire de stockage. Il possède une dynamique rapide lui permettant la mémorisation « à la volée » des événements d'une journée, mais ne peut prétendre conserver les souvenirs de toute une vie. On suppose que la conservation de ces souvenirs anciens peut être effectuée au sein du cortex. Une mémoire dans l'hippocampe correspond à un motif d'activation créé au sein du cortex, il semble donc logique de penser que ce motif d'activation peut être conservé à l'endroit même de sa création. L'hippocampe servirait alors de « mémoire tampon » permettant de conserver un ensemble de souvenirs parmi lesquels le cortex pourrait sélectionner ceux qu'il juge important de conserver. Cette étape pourrait notamment être effectuée durant la phase de sommeil. On observe en effet durant la phase de sommeil une activité cérébrale importante qui pourrait trouver en partie une explication dans ce transfert de mémoire. Cette hypothèse est actuellement le sujet d'expériences qui sont effectuées par l'équipe de Jaap Murre du laboratoire de psychologie de l'université d'Amsterdam avec qui nous collaborons dans le cadre du programme Van Gogh. Le protocole expérimental consiste à conditionner des rats selon un paradigme du conditionnement classique et à bloquer les transmissions synaptiques au niveau du cortex entorhinal à l'aide du mécanisme de *cooling*¹¹ durant la phase de sommeil.

L'autre facette de cette coopération qui nous intéresse est ce que l'on pourrait désigner par le terme de coopération « en ligne ». Nous avons vu lors du chapitre présentant notre modèle de cortex les prémisses d'une telle coopération et nous souhaitons revenir ici sur les principes la sous-tendant au travers d'un exemple simple. Frezza-Buet a montré dans [Frezza-Buet, 1999] comment il est possible de doter un agent neuromimétique d'un comportement autonome. En dotant cet agent de besoins vitaux tels que la soif et la faim, il a proposé des mécanismes corticaux permettant leur gestion compétitive. La satisfaction de ces besoins est réalisée lorsque l'agent se déplace sur des taches de couleur rouge (représentant des sources de nourriture) et bleue (représentant des sources d'eau). Ce qu'il est intéressant de noter ici, c'est que cette gestion compétitive a pour effet émergent de déclencher la recherche des modalités rouge et bleue dans la perception rétinienne de l'environnement. Or, cette recherche peut être infructueuse lorsque ces modalités ne sont pas directement présentes. Cependant, ces modalités font généralement partie d'un ensemble plus vaste de perceptions. Si l'on a mémorisé préalablement des lieux de façon déclarative, alors on a aussi mémorisé ces modalités en particulier. On peut donc, au lieu de chercher (ou dans le même temps) ces modalités dans l'environnement, chercher ces modalités dans la mémoire déclarative. Si l'on présente au modèle d'hippocampe la modalité rouge, alors il doit être en mesure de proposer une mémoire comportant cette modalité qui corresponde à un lieu visité ce qui peut alors guider l'agent vers la source désirée. Ce principe est à la base de nombreux comportements. Lorsque vous désirez boire dans un endroit, c'est bien l'idée de l'eau qui guide votre réflexion vers des lieux pouvant renfermer une source d'eau. Les mécanismes sous-tendant le modèle de cortex de [Frezza-Buet, 1999] et nos modèles de cortex et d'hippocampe étant unifiés, il serait donc intéressant d'étudier les possibilités d'unifier les modèles au sein d'un modèle plus global de coopération des mémoires déclarative et procédurale pour la navigation et

11. Le *cooling* est une méthode invasive consistant à refroidir une zone du cerveau, bloquant ainsi les transmissions synaptiques

le comportement autonome.

Enfin, notre immersion dans les domaines des sciences du vivant, que ce soit au travers de lectures d'article, de discussions avec des chercheurs ou bien encore de participations à des conférences, nous a été précieuse et nous offre encore des voies de recherche sous la forme de théories et mécanismes que nous n'avons pas encore pleinement exploités. En premier lieu, le modèle d'hippocampe demande à être poursuivi. Alors que le mécanisme de triade synaptique nous apparaît valide pour réaliser nos buts, la densité des connexions de notre modèle est lourde en ce sens qu'elle induit énormément de calculs sur les unités (par exemple les unités de CA1 et de EC sont entièrement connectées). La neurobiologie nous indique que cette densité de connexions est biologiquement improbable et les temps de calcul soulignent pour leur part les limites d'utilisation d'un tel modèle dans des applications plus importantes. Le premier travail consiste donc à réduire cette densité, c'est à dire à réduire le nombre moyen de connexions par neurone. Ainsi, dans notre modèle actuel, chaque unité de CA1 est capable de contrôler chaque triade synaptique de EC, ce qui induit la plus grande partie des calculs dans le modèle. Au lieu de quoi, il est plus judicieux de faire en sorte qu'une unité de CA1 ne puisse contrôler qu'une sous partie des triades synaptiques de EC. La difficulté est alors que cette connectivité réduite induise le changement des divers paramètres et éventuellement des lois d'apprentissage afin de conserver dans une certaine mesure les propriétés du modèle actuel. En ce sens, les diverses données anatomiques disponibles sur l'hippocampe peuvent orienter nos modèles en montrant notamment l'organisation topologique de ces connexions, i.e. comment les sous-parties d'une structure sont reliées aux sous-parties des autres structures. L'autre point important que nous souhaitons développer est la modulation explicite de l'apprentissage grâce à la détection de la nouveauté. Le modèle d'hippocampe que nous avons présenté effectue cette détection de nouveauté mais de façon implicite. Il est capable de reconnaître si un motif a été rencontré auparavant, mais les caractéristiques de cette détection se trouvent imbriquées dans les divers paramètres du modèle. Or, nous avons vu que la structure du septum pouvait venir moduler l'apprentissage dans l'hippocampe. Il nous semble donc intéressant d'implanter un mécanisme similaire. L'interaction avec un modèle de cortex s'en trouverait alors enrichie. Si par exemple un sujet se trouve dans un endroit jugé intéressant (motivation), alors le cortex peut « demander » explicitement de mémoriser ce lieu. Dans le cadre de la navigation autonome par exemple, on pourrait mémoriser les lieux importants selon la motivation qu'ils impliquent (nourriture, eau, douleur, plaisir...).

Pour finir, nous voulons souligner une nouvelle fois que ces notions de mémoire nous semblent fondamentales dans l'étude de la cognition. Alors que les outils issus du connexionnisme sont majoritairement considérés comme des généralisateurs universels de fonctions, la part réservée aux mémoires auto-associatives doit être reconsidérée si l'on souhaite progresser dans notre compréhension du comportement autonome. Celui-ci demeure un problème encore ouvert à l'heure actuelle, la difficulté principale étant qu'il se situe aux carrefours de sciences telles que la neurologie, l'éthologie, la psychologie et aujourd'hui l'informatique. Trois sciences du vivant contre une science « dure », tel pourrait être le panorama de notre domaine d'étude. Ce découpage volontairement provocateur souligne cependant les difficultés que l'on peut rencontrer lorsque l'on évolue dans un tel contexte. L'informatique se satisfait d'un bagage biologique pauvre et la biologie peut passer outre les modélisations que peut lui offrir l'informatique. Il est ainsi aisé, pour nous informaticiens, de faire ce que l'on appelle des raccourcis biologiques « saisissants » car notre démarche première est d'offrir des outils robustes et compétitifs au domaine de l'informatique. Nous ne pouvons prétendre donner un retour à nos domaines d'inspiration qu'au travers des questions issues des problèmes rencontrés dans nos modélisations. Ainsi, nous n'avons jamais prétendu

que le mécanisme de triade synaptique utilisé dans notre modèle d'hippocampe reflète une quelconque réalité biologique. Cependant, la démarche qui nous a conduit à utiliser ce mécanisme pose alors la question de savoir s'il est pertinent de chercher un mécanisme équivalent dans l'hippocampe biologique. Le problème provient du fait que l'informatique est encore une discipline jeune et, si les progrès effectués en quelques dizaines d'années sont considérables, ceux-ci ne sont cependant pas encore suffisants pour promouvoir une réelle interaction avec les sciences du vivant.

Jusqu'à quel point pouvons-nous alors prétendre modéliser cette cognition qui nous est si chère? Si l'on assiste depuis quelques années à l'émergence de modèles tentant d'appréhender le cerveau dans sa globalité ainsi que le phénomène de la conscience [Grossberg, 1999, Taylor, 1996], saura t-on pour autant percer un jour la nature intime d'un objet dont la complexité ne souffre d'aucune comparaison avec le plus complexe des algorithmes? Vouloir répondre à cette question serait certainement une erreur. Et pourtant, je l'admets volontiers, j'ai ce rêve fou de vouloir un jour discuter avec une machine.

Annexe A

Algorithme de Bellman-Ford

La recherche d'un chemin dans une carte cognitive topologique est équivalente à la recherche d'un chemin dans un graphe. Chaque lieu correspond à un noeud du graphe et chaque transition entre lieux correspond à un arc du graphe. Or, dès 1958, [Bellman, 1958] proposa un algorithme permettant de trouver un chemin entre deux noeuds A et B dans un graphe (à condition qu'un tel chemin existe) dont une variante, appelée algorithme des flots, permet de trouver le plus court chemin entre deux noeuds.

Soit un graphe orienté connexe $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{A})$, avec $\mathcal{N} = \{N_i\}_{i \in [1..n_N]}$ les noeuds du graphe et $\mathcal{A} = \{A_i\}_{i \in [1..n_A]}$ ses arcs. Soient $N_{i_{depart}}$ un noeud de départ et $N_{i_{arrivee}}$ un noeud d'arrivée, alors l'algorithme des flots est le suivant :

1. Initialisation :
 - $\mathcal{B} = \{N_{i_{arrivee}}\}$
 - $\forall N \in \mathcal{N} / N \neq N_{i_{arrivee}}, distance(N) = 0$
 - $distance(N_{i_{arrivee}}) = 1$
2. $\mathcal{T} = \emptyset$
3. $\forall i \in [1..n_N] / distance(N_i) = 0$
 - $\mathcal{T}_i = B \in \mathcal{B} / \exists A \in \mathcal{A} / A = (N_i, B)$
 - $distance(N_i) = \min (distance(T) + 1)_{T \in \mathcal{T}_i}$
 - $\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup \mathcal{T}_i$
4. Terminaison :
 - Si $N_{i_{depart}} \in \mathcal{T}$, l'algorithme se termine et un chemin a été trouvé, il suffit de remonter le gradient des distances en partant du point de départ
 - Si $\mathcal{T} = \emptyset$, l'algorithme se termine, il n'existe pas de chemin entre le point de départ et le point d'arrivée.
 - Sinon, $\mathcal{B} = \mathcal{T}$, retourner en 2

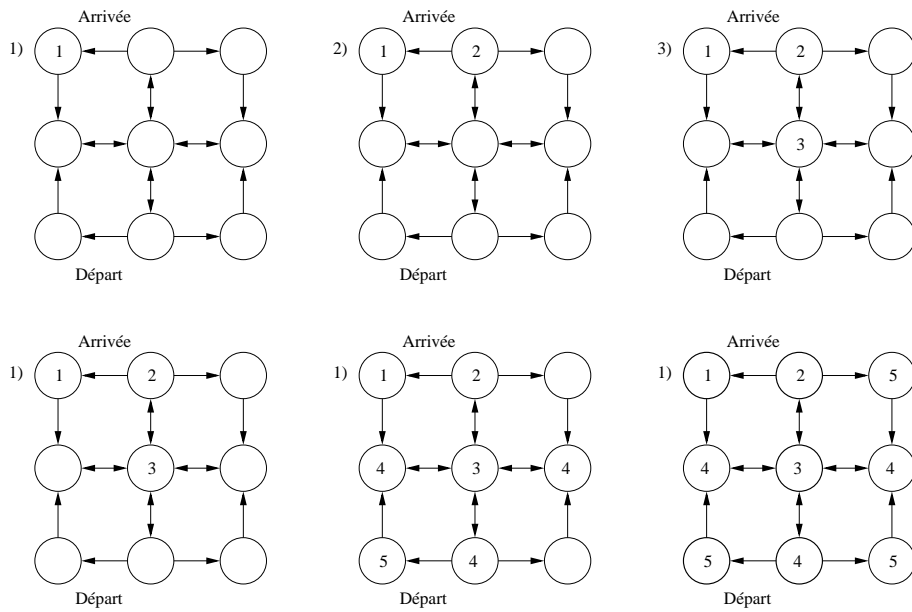


FIG. A.1 – Algorithme des flots : Soient un point A de départ et un point B d'arrivée auquel on assigne la distance 1. Chaque noeud directement connecté à B reçoit la valeur $\text{distance}(B) + 1$. Le processus est réitéré pour les noeuds suivants. Dans le cas où un noeud serait connecté à au moins deux noeuds possédant une distance, alors la distance la plus petite est assignée. L'algorithme termine si le point de départ A est atteint où si tout les noeuds connectés se sont vu assigner une distance. Il suffit alors de remonter le gradient des distances à partir du point A pour obtenir le plus court chemin (au sens des graphes) menant au point B .

Annexe B

Programme C pour le réseau de Hopfield

/*****

Network: =====

Hopfield Model

Application: *Autoassociative Memory*
Associative Recall of Images

Author: *Karsten Kutza*

Date: *30.1.96*

Reference: *J.J. Hopfield*
Neural Networks and Physical Systems
with Emergent Collective Computational Abilities
Proceedings of the National Academy of Sciences, 79,
pp. 2554-2558, 1982

*****/

```
/*
 * DECLARATIONS
 */
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>

typedef int BOOL;
typedef char CHAR;
typedef int INT;

#define FALSE 0
#define TRUE 1
```



```

#define NOT !
#define AND &&
#define OR ||

#define LO -1
#define HI +1

#define BINARY(x) ((x)==LO? FALSE: TRUE)
#define BIPOLAR(x) ((x)==FALSE? LO: HI)

typedef struct {
    INT Units;
    INT* Output;
    INT* Threshold;
    INT** Weight;
} NET;

/* A NET:
   * - number of units in this net
   * - output of ith unit
   * - threshold of ith unit
   * - connection weights to ith unit
*/

/*
 * RANDOMS DRAWN FROM DISTRIBUTIONS
 */
void InitializeRandoms() {
    srand(4711);
}

INT RandomEqualINT(INT Low, INT High) {
    return rand() % (High-Low+1) + Low;
}

/*
 * APPLICATION-SPECIFIC CODE
 */
#define NUM_DATA 6
#define X 5
#define Y 15

#define N (X * Y)

CHAR Pattern[NUM_DATA][Y][X] = { { ... } }
CHAR Pattern_[NUM_DATA][Y][X] = { { ... } }

INT Input [NUM_DATA][N];
INT Input_[NUM_DATA][N];
FILE* f;

void InitializeApplication(NET* Net) {
    INT n,i,j;

```

```

for (n=0; n<NUM_DATA; n++) {
    for (i=0; i<Y; i++) {
        for (j=0; j<X; j++) {
            Input [n][i*X+j] = BIPOLAR(Pattern [n][i][j] == 'O');
            Input_[n][i*X+j] = BIPOLAR(Pattern_[n][i][j] == 'O');
        }
    }
}
f = fopen("HOPFIELD.txt", "w");
}

```

```

void WriteNet(NET* Net) {
    INT i,j;

    for (i=0; i<Y; i++) {
        for (j=0; j<X; j++) {
            fprintf(f, "%c", BINARY(Net->Output[i*X+j])? 'O' : '.');
        }
        fprintf(f, "\n");
    }
    fprintf(f, "---\n");
}

```

```

void FinalizeApplication(NET* Net) {
    fclose(f);
}

```

```

/*
 * INITIALIZATION
 */
void GenerateNetwork(NET* Net) {
    INT i;

    Net->Units = N;
    Net->Output = (INT*) calloc(N, sizeof(INT));
    Net->Threshold = (INT*) calloc(N, sizeof(INT));
    Net->Weight = (INT**) calloc(N, sizeof(INT*));

    for (i=0; i<N; i++) {
        Net->Threshold[i] = 0;
        Net->Weight[i] = (INT*) calloc(N, sizeof(INT));
    }
}

```

```

void CalculateWeights(NET* Net) {

```

```

INT i,j,n;
INT Weight;

for (i=0; i<Net→Units; i++) {
    for (j=0; j<Net→Units; j++) {
        Weight = 0;
        if (i≠j) {
            for (n=0; n<NUM_DATA; n++) {
                Weight += Input[n][i] * Input[n][j];
            }
        }
        Net→Weight[i][j] = Weight;
    }
}

```

```

void SetInput(NET* Net, INT* Input) {
    INT i;

    for (i=0; i<Net→Units; i++) {
        Net→Output[i] = Input[i];
    }
    WriteNet(Net);
}

```

```

void GetOutput(NET* Net, INT* Output) {
    INT i;

    for (i=0; i<Net→Units; i++) {
        Output[i] = Net→Output[i];
    }
    WriteNet(Net);
}

```

```

/*
 * PROPAGATING SIGNALS
 */
BOOL PropagateUnit(NET* Net, INT i) {
    INT j;
    INT Sum, Out;
    BOOL Changed;

    Changed = FALSE;
    Sum = 0;
    for (j=0; j<Net→Units; j++) {

```

```

    Sum += Net→Weight[i][j] * Net→Output[j];
}
if (Sum ≠ Net→Threshold[i]) {
    if (Sum < Net→Threshold[i]) Out = LO;
    if (Sum > Net→Threshold[i]) Out = HI;
    if (Out ≠ Net→Output[i]) {
        Changed = TRUE;
        Net→Output[i] = Out;
    }
}
return Changed;
}

void PropagateNet(NET* Net) {
    INT Iteration, IterationOfLastChange;

    Iteration = 0;
    IterationOfLastChange = 0;
    do {
        Iteration++;
        if (PropagateUnit(Net, RandomEqualINT(0, Net→Units-1)))
            IterationOfLastChange = Iteration;
    } while (Iteration-IterationOfLastChange < 10*Net→Units);
}

/*
 * SIMULATING THE NET
 */
void SimulateNet(NET* Net, INT* Input) {
    INT Output[N];

    SetInput(Net, Input);
    PropagateNet(Net);
    GetOutput(Net, Output);
}

/*
 * MAIN
 */
void main() {
    NET Net;
    INT n;

    InitializeRandoms();
    GenerateNetwork(&Net);
    InitializeApplication(&Net);
}

```

```
CalculateWeights(&Net);

for (n=0; n<NUM_DATA; n++) {
    SimulateNet(&Net, Input[n]);
}
for (n=0; n<NUM_DATA; n++) {
    SimulateNet(&Net, Input_[n]);
}

FinalizeApplication(&Net);
}
```

Bibliographie

- [A.Cartwright and Collett, 1983] B. A.Cartwright and T. S. Collett. Landmark learning in bees. experiments and models. *Journal of comparative physiology*, A(151) :521–543, 1983.
- [Alexandre *et al.*, 1991] F. Alexandre, F. Guyot, J.-P. Haton, and Y. Burnod. The Cortical Column : A New Processing Unit for Multilayered Networks. *Neural Networks*, 4 :15–25, 1991.
- [Alexandre, 1990] Frédéric Alexandre. *Une modélisation fonctionnelle du cortex : la colonne corticale*. PhD thesis, U.H.P. Nancy I, 1990.
- [Allan, 1993] Lorraine G. Allan. Humain contingency judgments : Rule based or associative. *Psychological Bulletin*, 114(3) :435–448, 1993.
- [Amaral *et al.*, 1990] D.G. Amaral, N. Ishizuka, and B Claiborne. Neurons, numbers and the hippocampal network. *Progr. Brain Res.*, 1990.
- [Balkenius, 1995] C. Balkenius. *Natural Intelligence in Artificial Creatures*. PhD thesis, Lund University, 1995.
- [Beaugé, 1995] L. Beaugé. *Définition des mécanismes de mémorisation pour les systèmes neurorimétiques*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy I, 1995.
- [Bellman, 1958] R. E. Bellman. On a routing problem. *Quarterly of Applied Mathematics*, 16(1) :87–90, 1958.
- [Benhamou *et al.*, 1994] S. Benhamou, P. Bovet, and B. Poucet. A place navigation algorithm based on elementary computing procedures and associative memories. In J.-A. Meyer and S. W. Wilson, editors, *From Animals to Animats 3: Proceedings of the Third International Conference on Adaptive Behavior*, pages 206–213. MIT Press/Bradford Books, 1994.
- [Bennett, 1996] Andrew T.D. Bennett. Do animals have cognitive maps? *The Journal of Experimental Biology*, 199 :219–224, 1996.
- [Boucheron, 1992] S. Boucheron. *Théorie de l'apprentissage, de l'approche formelle aux enjeux cognitifs*. Hermes, 1992.
- [Braitenberg, 1984] Valentino Braitenberg. *Vehicles*. MIT Press, Cambridge MA, 1984, 1984.
- [Breton, 1995] Philippe Breton. *A l'image de l'Homme : Du Golem aux créatures virtuelles*. La découverte, 1995.
- [Brodmann, 1909] K. Brodmann. *Vergleichende Lokalisationslehre der grobhirnrinde*. J.A. Barth, Leipzig, 1909.
- [Burgess and O'Keefe, 1996] N. Burgess and J. O'Keefe. Neuronal computations underlying the firing of place cells and their role in navigation. *Hippocampus*, 6(6) :749–762, 1996.
- [Burnod, 1989] Y. Burnod. *An adaptive neural network the cerebral cortex*. Masson, 1989.
- [Carpenter and Grossberg, 1987a] G. A. Carpenter and S. Grossberg. ART 2 : stable self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns. *Applied Optics*, 26 :4919–4930, 1987.

- [Carpenter and Grossberg, 1987b] G. A. Carpenter and S. Grossberg. A massively parallel architecture for a self-organising neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 37:54–115, 1987.
- [Cohen and Squire, 1980] N.J. Cohen and L.R. Squire. Preserved learning and retention of pattern-analyzing skill in amnesia: dissociation of knowing how and knowing that. *Science*, (210):565–582, 1980.
- [Davidor, 1991] Y. Davidor. *Genetic algorithms and robotics a heuristic strategy for optimization*. Robotics and Automated Systems. 1991.
- [Dawson and Medler, 1997] M.R.W. Dawson and D.A. Medler. The university of alberta's cognitive science dictionary, 1997. http://web.psych.ualberta.ca/~mike/Pearl_Street/Dictionary/entries.html.
- [Dehaene *et al.*, 1987] S. Dehaene, J.P. Changeux, and J.P. Nadal. Neural networks that learn temporal sequences by selection. *Biophysics*, 84:2727–2731, May 1987.
- [Dennett, 1991] D. C. Dennett. *Consciousness Explained*. Boston: Little, Brown, 1991.
- [Dennis and McAuley, 1997] S. Dennis and D. McAuley. Connectionist models of cognition, 1997. <http://www.connectionist.net/>.
- [Descartes, 1824] R. Descartes. *Discours de la méthode*. Victor Cousin Paris, 1824.
- [Donnart and Meyer, 1994] Jean-Yves Donnart and Jean-Arcady Meyer. A hierarchical classifier system implementing a motivationally autonomous animat. In Dave Cliff, Philip Husbands, Jean-Arcady Meyer, and Stewart W. Wilson, editors, *From Animals to Animats 3. Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB94)*, pages 144–153. A Bradford Book. MIT Press, 1994.
- [Dreyfus and Dreyfus, 1990] H.L. Dreyfus and S.E. Dreyfus. *The philosophy of artificial intelligence*, chapter Making a Mind versus Modelling the Brain: Artificial Intelligence Back at a Branch-point. Oxford, 1990.
- [Edelman, 1997] G.M. Edelman. *Biologie de la conscience*. Odile Jacob, 1997. Traduit de l'anglais, titre original "Bright Air, Brilliant Fire: On the matter of Mind".
- [Eichenbaum *et al.*, 1999] H. Eichenbaum, P. Dudchenko, E. Wood, M. Shapiro, and H. Tanila. The hippocampus, memory and place cells: is it spatial memory or a memory space? *Neuron*, 23:209–226, 1999.
- [French, 1999] R.M. French. Catastrophic Forgetting in Connectionist Networks: Causes, Consequences and Solutions. *Trends in Cognitive Sciences*, 3(4):128–135, 1999.
- [Frezza-Buet *et al.*, 2000] H. Frezza-Buet, N. Rougier, and F. Alexandre. *Sequence Learning: Paradigms, Algorithms and Applications*, chapter Integration of biologically inspired temporal mechanisms into a cortical framework for sequence processing. Giles, L. and Sun, R., 2000.
- [Frezza-Buet, 1999] H. Frezza-Buet. *Un modèle de cortex pour le comportement motivé d'un agent neuromimétique autonome*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, nancy I, 1999.
- [Gaussier and Zrehen, 1995a] P. Gaussier and S. Zrehen. Perac: A neural architecture to control artificial animals. *Robotics and Autonomous Systems journal*, 16(2-4):291–320, 1995.
- [Gaussier and Zrehen, 1995b] Philippe Gaussier and Stéphane Zrehen. Avoiding the world model trap: An acting robot does not need to be so smart. *Journal of Robot and Computer Integrated*, 11(4):279–286, 1995.
- [Gaussier *et al.*, 1997] P. Gaussier, A. Revel, C. Joulain, and S. Zrehen. Living in a partially structured environment: How to bypass the limitations of classical reinforcement techniques. *Robotics and Autonomous Systems journal*, 20:225–250, 1997.

-
- [Gaussier *et al.*, 1998] P. Gaussier, S. Leprêtre, C. Joulain, A. Revel, M. Quoy, and J.P. Banquet. Animal and robot learning: experiments and models about visual navigation. In *Seventh European Workshop on Learning Robots, Edinburgh, 1998*.
- [Gaussier *et al.*, 1999] P. Gaussier, S. Lepêtre, M. Quoy, A. Revel, C. Joulain, and J.P. Banquet. Experiments and models about cognitive map learning for motivated navigation. *World Scientific*, 1999. submitted.
- [Gaussier *et al.*, 2000] P. Gaussier, J.P. Banquet, S. Lepêtre, V. Babeau, and R. Borges. From view cells and place cells to cognitive map learning: the hippocampus as a spatio-temporal memory. Technical report, ETIS, Cergy Pontoise, France, 2000.
- [Gerstner, 1998] W. Gerstner. Spiking neurons. In W. Maass and C. Bishop, editors, *Pulsed Neural Networks*. Bradford Book, MIT Press, 1998.
- [Graf and Schacter, 1985] P. Graf and D.L. Schacter. Implicit and explicit memory for new associations in normal and amnesic subjects. *Journal of Experimental Psychology*, 1985.
- [Grossberg, 1976a] S. Grossberg. Adaptive pattern recognition and universal recoding, I. Parallel development and coding of neural feature detectors. *Biological Cybernetics*, 23 :121–134, 1976.
- [Grossberg, 1976b] S. Grossberg. Adaptive pattern recognition and universal recoding, II. Feedback, expectation, olfaction, and illusions. *Biological Cybernetics*, 23 :187–202, 1976.
- [Grossberg, 1982] S. Grossberg. *Studies of the Mind and Brain: Neural principles of learning, perception, development, cognition, and motor control*. Reidel Press, Boston, MA, 1982.
- [Grossberg, 1984] S. Grossberg. Some normal and abnormal behavioral syndromes due to transmitter gating of opponent processes. *Biological Psychiatry*, 19(7) :1075–1117, 1984.
- [Grossberg, 1987] Stephen Grossberg. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance. *Cognitive Science*, 11(1) :23–63, January-March 1987.
- [Grossberg, 1999] S. Grossberg. The link between brain learning, attention, and consciousness. *Consciousness and Cognition*, pages 1–44, 1999.
- [Gruau, 1993] Frederic Gruau. Genetic synthesis of modular neural networks. In Stephanie Forrest, editor, *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms, ICGA-93*, pages 318–325, University of Illinois at Urbana-Champaign, 17-21 July 1993. Morgan Kaufmann.
- [Gruau, 1994] F. Gruau. Automatic definition of modular neural networks for adaptive behavior. *Adaptive Behavior*, pages 151–184, 1994.
- [Hachette/Edicef, 1997] Hachette/Edicef. Dictionnaire universel francophone, 1997. <http://www.francophonie.hachette-livre.fr/>.
- [Harnad, 1990] S. Harnad. The Symbol Grounding Problem. *Physica*, D(42) :335–346, 1990.
- [Hasselmo *et al.*, 1996] M.E. Hasselmo, B.P. Wyble, and G.V. Wallenstein. Encoding and retrieval of episodic memories: role of cholinergic and gabaergic modulation in the hippocampus. *Hippocampus*, 6(6) :693–708, 1996.
- [Haton and Haton, 1989] J.P. Haton and M.C. Haton. *L'intelligence artificielle*. Presse Universitaire de France, 1989.
- [Hebb, 1949] D. O. Hebb. *The Organization of Behavior*. Wiley & Sons, New York, 1949.
- [Heitkoetter and Beasley, 2000] J. Heitkoetter and D. Beasley. The hitch-hiker's guide to evolutionary computation: A list of frequently asked questions (faq), 2000. rtfm.mit.edu/pub/usenet/news.answers/ai-faq/genetic.
- [Hertz *et al.*, 1991] J. Hertz, A.Krogh, and R.G. Palmer. *An Introduction to the Theory of Neural Computation*. Lecture Notes Volume I. Addison Wesley, 1991.

- [Hilario *et al.*, 1995] M. Hilario, Y. Lallement, and F. Alexandre. Neurosymbolic integration: Unified versus hybrid approaches. In *The European Symposium On Artificial Neural Networks*, Brussels, Belgium, 1995.
- [Hopfield, 1982] J. J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Science (USA)*, 79 :2554–2558, April 1982.
- [Kodjabachian and Meyer, 1996] J. Kodjabachian and J. A. Meyer. Evolutionary design of an artificial neural network controlling the locomotion of a six legged animat. In *ICML96 Workshop on Controlling the Locomotion of a Six Legged Animat*, pages 161–182, 1996.
- [Kohonen, 1978] T. Kohonen. *Associative memory: a system theoretic approach*. Springer-Verlag, Berlin, 1978.
- [Kohonen, 1984] Teuvo Kohonen. *Self-Organization and Associative Memory*, volume 8 of *Springer Series in Information Sciences*. Springer, Berlin, Heidelberg, 1984. 3rd ed. 1989.
- [Laroche, 2000] Pierre Laroche. *Processus Décisionnels de Markov appliqués à la planification sous incertitude*. PhD thesis, Université Henri Poincaré Nancy 1, 2000.
- [Littman, 1996] Michael Lederman Littman. *Algorithms for Sequential Decision Making*. PhD thesis, Department of Computer Science, Brown University, Providence, RI, February 1996. Also Technical Report CS-96-09.
- [Lynch, 1960] K. Lynch. *The Image of the City*. Cambridge, MA : MIT Press, 1960.
- [Marr, 1971] David Marr. Simple memory: A theory for archicortex. *Philosophical Transactions of the Royal Society London B*, 262 :23–81, 1971.
- [Martin, 1998] Romain Martin. *Encodage Spatial et Intelligence*. PhD thesis, Université Nancy 2, Département Psychologie, 1998.
- [McClelland and Goddard, 1996] J.L. McClelland and N.H Goddard. Considerations arising from a complementary learning systems perspective on hippocampus and neocortex. *Hippocampus*, 6 :655–665, 1996.
- [McClelland and Rumelhart, 1986a] J. L. McClelland and D. E. Rumelhart. Amnesia and distributed memory. In *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, volume II, pages 170–215. Bradford Books, Cambridge, MA, 1986.
- [McClelland and Rumelhart, 1986b] J. L. McClelland and D. E. Rumelhart. A distributed model of human learning and memory. In *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, volume II, pages 503–527. Bradford Books, Cambridge, MA, 1986.
- [McClelland *et al.*, 1994] J.L. McClelland, B.L. McNaughton, and R.C. O’Reilly. Why there are complementary learning systems in the hippocampus and neocortex: insights from the successes and failures of connectionist models of learning and memory. Technical Report PDP.CNS.94.1, Carnegie Mellon University and The University of Arizona, 1994.
- [McCloskey and Cohen, 1989] M. McCloskey and N.J. Cohen. Catastrophic interference in connectionist networks: The sequential learning problem. *The Psychology of Learning and Motivation*, 24 :104–169, 1989.
- [McCulloch and Pitts, 1943] W.S. McCulloch and W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115–137, 1943.
- [McNaughton and Nadel, 1990] B. L. McNaughton and Lynn Nadel. Hebb-marr networks and the neurobiological representation of action in space. In Mark A. Gluck and David E. Rumelhart, editors, *Neuroscience and Connectionist Theory*, pages 1–63. Laurence Erlbaum Associates, 1990.

-
- [McNaughton *et al.*, 1996] B. L. McNaughton, C. A. Barnes, J. L. Gerrard, K. Gothard, M. W. Jung, J. J. Knierim, H. Kudrimoti, Y. Qin, W. E. Skaggs, M. Suster, and K. L. Weaver. Deciphering the hippocampal polyglot: the hippocampus as a path integration system. *The journal of Experimental Biology*, 199 :173–185, 1996.
- [Miller, 1991] R. Miller. *Cortico-Hippocampal interplay and the representation of contexts in the brain*. Springer Verlag, 1991.
- [Milner *et al.*, 1968] B. Milner, S. Corkin, and H.L. Teuber. 14-year follow up study of h.m. *Neuropsychologia*, 6 :215–234, 1968.
- [Minsky and Papert, 1969] M. Minsky and S. Papert. *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, Cambridge, 1969.
- [Munos, 1998] R. Munos. A general convergence method for reinforcement learning in the continuous case. *Lecture Notes in Computer Science*, 1398 :394–400, 1998.
- [Murre, 1996] Jaap M.J. Murre. *TraceLink: A Model of Amnesia and Consolidation of Memory*. Wiley-Liss, Inc., 1996.
- [Myers and Gluck, 1996] C. Myers and M. Gluck. Cortico-hippocampal representations in simultaneous odor discrimination learning: a computational interpretation of Eichenbaum. *Behavioral Neuroscience*, 1996.
- [Neumann, 1941] J. Von Neumann. The general and logical theory of automata. In *Cerebral Mechanisms in Behavior*, pages 1–41. Wiley, New York, 1941.
- [Newell and Simon, 1976] A. Newell and H.A. Simon. Computer science as empirical inquiry: Symbols and search. *Communications of the ACM*, 19(3) :113–126, 1976.
- [Newell *et al.*, 1960] A. Newell, J. Shaw, and H. Simon. Report on a general problem-solving program. In *Int'l Conf. Info. Proc., UNESCO, reprinted in Computers and Automation, July 1959*, pages 256–264, 1960.
- [O'Keefe and Dostrovsky, 1971] J. O'Keefe and J. Dostrovsky. The hippocampus as a spatial map: preliminary evidence from unit activity in the freely moving rat. *Brain Res*, 34 :171–175, 1971.
- [O'Keefe and Nadel, 1978] J. O'Keefe and L. Nadel. *The hippocampus as a cognitive map*. Oxford University Press, 1978.
- [O'Keefe, 1999] J. O'Keefe. Do hippocampal pyramidal cells signal non-spatial as well as spatial information. *Hippocampus*, 9 :352–364, 1999.
- [O'Reilly and Rudy, 1999] R.C. O'Reilly and J.W. Rudy. Conjunctive representations in learning and memory: Principles of cortical and hippocampal function. Technical report, Department of Psychology, University of Colorado, 1999.
- [Parker, 1982] D.B. Parker. Learning-logic. Technical report, Office of Technology Licensing, Stanford University, 1982.
- [Pavlov, 1927] I.P. Pavlov. *Conditioned Reflexes (V.Anrep, trans.)*. London: Oxford University Press, 1927.
- [Piaget and Inhelder, 1948] J. Piaget and B. Inhelder. *La représentation de l'espace chez l'enfant*. Paris: PUF, 1948.
- [Ram *et al.*, 1994] A. Ram, R. Arkin, G. Boone, and M. Pearce. Using genetic algorithms to learn reactive control parameters for autonomous navigation. *Adaptive behavior*, 2(3) :277–304, 1994.
- [Ratcliff, 1990] Roger Ratcliff. Connectionist models of recognition memory: Constraints imposed by learning and forgetting functions. *Psychological Review*, 97(2) :285–308, April 1990.

- [Redish, 1997] A. David Redish. *Contributions to a Computational Neuroscience Theory of Rodent Navigation*. PhD thesis, Carnegie Mellon University, Pittsburgh PA 15213-3891, 1997.
- [Reiss and Taylor, 1991] M. Reiss and J.G. Taylor. Storing temporal sequences. *Neural Networks*, 4:773–787, 1991.
- [Rescorla and Wagner, 1972] Robert A. Rescorla and Allan R. Wagner. A theory of pavlovian conditioning: variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. In A. H. Black and W. F. Prokasy, editors, *Classical Conditioning II*, chapter 3, pages 64–99. Appleton, New York, 1972.
- [Rosenblatt, 1958] F. Rosenblatt. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psych. Rev.*, 65:386–407, 1958. (Reprinted in *Neurocomputing* (MIT Press, 1988).).
- [Rosenblatt, 1962] F. Rosenblatt. *Principles of self-organisation*, chapter Strategic approaches to the study of brain models. Elmsford NY, 1962.
- [Rumelhart and Norman, 1981] D.E. Rumelhart and D.A. Norman. *Parallels Models of Associative Memory*, chapter A comparison of models, pages 3–6. Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1981.
- [Rumelhart et al., 1986] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning internal representation by error propagation. In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, editors, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, volume 1, pages 318–362. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- [Schmajuk, 1984] N.A. Schmajuk. Psychological theories of hippocampal function. *Physiological psychology*, 12:166–183, 1984.
- [Schmajuk, 1997] N.A. Schmajuk. *Animal learning and cognition: a neural network approach*. Cambridge university press, 1997.
- [Scoville and Milner, 1957] W.B. Scoville and B. Milner. Loss of recent memory after bilateral hippocampal lesion. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, 20:11–21, 1957.
- [Simon and Newell, 1958] Herbert A. Simon and Allen Newell. Heuristic problem solving: The next advance in operations research. *Operations Research*, 6:1–10, 1958.
- [Singer, 1990] W. Singer. *Ontogenetic self-organization and learning*. Oxford University Press, 1990.
- [Skinner, 1938] B.P. Skinner. *The Behavior of Organisms*. 1938.
- [Squire, 1992] L.R. Squire. Memory and the hippocampus: A synthesis from findings with rats, monkeys, and humans. *Psychological Review*, 99(2):195–231, April 1992.
- [Taylor, 1996] J.G. Taylor. The relational mind. *Neural Networks*, 4(10), 1996.
- [Tolman, 1932] E.C. Tolman. *Purposive Behavior in Animals and Men*. New York: Appleton-Century-Crofts, 1932.
- [Tolman, 1948] E. C. Tolman. Cognitive maps in rats and men. *Psychological review*, 55:189–208, 1948.
- [Trullier et al., 1997] O. Trullier, S. I. Wiener, A. Berthoz, and J. A. Meyer. Biologically based artificial navigation systems: review and prospects. *Progress in Neurobiology*, 51:483–544, 1997.
- [Tulving, 1972] E. Tulving. *Organisation of memory*, chapter Episodic and semantic memory. New York, Academic Press, 1972.
- [Turing, 1936] A. M. Turing. On computable numbers, with an application to the entscheidungsproblem. In *Proceedings, London Mathematical Society*,, pages 230–265, 1936. Published as Proceedings, London Mathematical Society, volume 2, number 42.

-
- [Werbos, 1974] P. J. Werbos. *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. Doctoral Dissertation, Applied Mathematics, Harvard University, Boston, MA, November 1974.
- [Wiener, 1948] N. Wiener. *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine*. MIT Press, 1948.
- [Wittgenstein, 1948] L. Wittgenstein. *Last writings on the philosophy of psychology*, volume 1. University of Chicago Press, 1982, 1948.
- [Zadeh, 1987] Lotfi Asker Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. In R. R. Yager, S. Ovchinnikov, R. M. Tong, and H. T. Nguyen, editors, *Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers by L.A. Zadeh*, pages 193–218, New York, 1987. John Wiley & Sons, Inc.
- [Zhang, 1996] Kechen Zhang. Representation of spatial orientation by the intrinsic dynamics of the head-direction cell ensemble: A theory. *Journal of Neuroscience*, 16:2112–2126, 1996.
- [Zrehen and Gaussier, 1994] Stéphane Zrehen and Philippe Gaussier. Why topological maps are useful for learning in an autonomous agent. In *Proceedings of the From Perception to Action Conference*, 1994.