



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse III - Paul Sabatier
Discipline ou spécialité : Informatique

Présentée et soutenue publiquement par David PANZOLI
Le fin septembre 2008

Proposition de l'architecture « *Cortexionist* »
pour l'intelligence comportementale de
créatures artificielles.

JURY

Rapporteurs : Agnès GUILLOT, Maître de conférences HDR, ISIR, Paris
Claude CADOZ, Professeur, ACROE-IMAG, Grenoble

Examineurs : Éric RAUFASTE, Professeur, CLLE-LTC, Toulouse
Gilles ÉNÉE, Maître de conférences, GRIMAAG, Pointe à Pitre
Yves DUTHEN, Professeur, IRIT, Toulouse
Hervé LUGA, Maître de conférences, IRIT, Toulouse

Invité : Annie LUCIANI, Directeur de recherche, ACROE-IMAG, Grenoble

École doctorale : Mathématiques-Informatique-Télécommunications (MITT)
Unité de recherche : IRIT - UMR CNRS 5505
Directeur de thèse : Pr. Yves DUTHEN
Co-directeur de thèse : M. Hervé LUGA

*“Actions, sensations, and states of feeling,
occurring together, or in close succession,
tend to grow together, or cohere,
in such a way that when any of them
is afterwards presented to the mind,
the others are apt to be brought up in idea.”*
— Alexander Bain, 1872

Table des matières

Introduction	13
Chapitre 1 De l'intelligence	17
1.1 Intelligence et cognition : introduction aux sciences cognitives	17
1.1.1 L'intelligence	17
1.1.2 La cognition	20
1.1.3 Les sciences cognitives : l'inné et l'acquis	20
1.2 Le cerveau et l'espèce	20
1.2.1 Les circuits de l'information dans le système nerveux	21
1.2.2 Le cerveau : siège des traitements	22
1.2.3 Les ganglions de la base : sélection de l'action	23
1.2.4 Le système limbique : apprentissage et renforcement	24
1.2.5 Les aires du néocortex	25
1.3 La mémoire et l'individu	28
1.3.1 Le béhaviorisme	28
1.3.2 Le cognitivisme	29
1.3.3 Le connexionnisme	31
1.3.4 Approche structurale	34
1.3.5 Approche par la mémorisation : les niveaux de traitement	38
1.3.6 Approche par le stockage : mémoire procédurale et mémoire sémantique	39
1.3.7 Approche par la récupération : les théories de l'activation	42
1.4 L'approche écologique	44
1.4.1 Perception directe et contrôle dynamique	44
1.4.2 La cognition située	45
1.4.3 L'évolution interactionnelle	45
1.5 Le modèle mémoire-prédiction de Jeff Hawkins	47
1.5.1 À propos de l'intelligence	48
1.5.2 Le néocortex : une machine à prédiction	50
1.6 Récapitulatif	52

Chapitre 2 Personnages autonomes en environnement virtuel	57
2.1 L'animation comportementale	57
2.2 Les agents virtuels	59
2.2.1 Principe de sélection de l'action	60
2.3 Les agents délibératifs	61
2.4 Les agents réactifs	62
2.4.1 L'architecture de subsomption : une approche basée sur les comportements	63
2.4.2 Les agents évolutionnistes	65
2.5 Les agents hybrides	68
2.5.1 La mémoire des hybrides	69
2.6 Adaptation de l'agent à son environnement	71
2.6.1 Les environnements de l'animation	71
2.6.2 Mécanismes d'adaptation	72
2.6.3 L'évolution	73
2.6.4 L'apprentissage	73
2.6.5 Généralisation des connaissances	74
2.7 Conclusion sur les agents de l'animation : nos objectifs	74
Chapitre 3 Un agent connexionniste avancé	77
3.1 Les réseaux de neurones	77
3.1.1 Définitions	77
3.1.2 Du neurone biologique au neurone artificiel	78
3.1.3 Apprentissage dans les réseaux de neurones	83
3.1.4 Les réseaux à propagation avant	85
3.1.5 Les réseaux à interconnexion complète	88
3.2 L'agent connexionniste	91
3.2.1 Le perceptron contrôleur	91
3.2.2 Adaptation de l'agent	92
3.2.3 L'agent connexionniste a-t-il de la mémoire ?	94
3.3 <i>Cortexionist</i> , un contrôleur connexionniste avancé	95
3.3.1 Architecture	95
3.3.2 Représentations de l'environnement	97
3.3.3 Sélection de l'action étendue	103
3.3.4 Implémentation	107
3.4 Conclusion préliminaire	110

Chapitre 4 Expérimentations	113
4.1 Mise en œuvre de la simulation	113
4.1.1 L’environnement virtuel	113
4.1.2 Les créatures artificielles	113
4.1.3 L’agent autonome	115
4.2 Simulations	116
4.2.1 Expérience 1 : fuite face au prédateur	117
4.2.2 Expérience 2 : protection des congénères	123
Chapitre 5 Critique du modèle et discussion	129
5.1 Retour sur le paradigme symboliste	129
5.2 Du cortex à <i>Cortexionist</i>	131
5.3 Un modèle réaliste de la mémoire ?	132
5.4 Proposition d’évolution du modèle	134
Conclusion	137
Index	139
Bibliographie	143

Table des figures

1.1	Le cellule nerveuse est capable d'intégrer puis de transmettre un signal	21
1.2	Coupe du cerveau	22
1.3	Les ganglions de la base correspondent à un ensemble de structures subcorticales héritées du cerveau reptilien.	24
1.4	Le système limbique, chez l'être humain	25
1.5	Le découpage du néocortex en aires spécialisées.	26
1.6	Homuncules somesthésique et moteur	26
1.7	Voies ventrale et dorsale du cortex visuel	27
1.8	Le neurone formel de McCulloch et Pitts	31
1.9	le modèle modal d'Atkinson et Schiffrin (1968)	35
1.10	La mémoire de travail de Baddeley	36
1.11	La boucle phonologique et le calepin visio-spatial	37
1.12	Illustration de la théorie de niveaux de traitement.	38
1.13	modèle de Squire et Cohen : mémoires déclarative et procédurale.	40
1.14	modèle de Tulving : mémoires procédurale, sémantique et épisodique	41
1.15	La mémoire sémantique de Collins et Quillian	43
1.16	Le modèle de diffusion de l'activation de Collins et Loftus	44
1.17	La théorie écologique est basée sur l'idée d'une évolution mutuelle de l'espèce et de son environnement.	45
1.18	Les circuits ascendant et descendants de l'information dans une colonne néocorticale	51
1.19	Le thalamus est présumé jouer un rôle dans l'apprentissage des séquences	52
1.20	Schéma récapitulatif du premier chapitre	53
2.1	Quelques exemples d'application de l'animation	58
2.2	Les boids de Reynolds et leur utilisation au cinéma	59
2.3	Les poissons de Terzopoulos	60
2.4	Le modèle général comportemental de Terzopoulos	60
2.5	L'architecture comportementale traditionnelle de l'IA, également appelée SPA (sense, plan, act) dans le domaine de la robotique.	62
2.6	L'architecture de subsomption de Brooks	63
2.7	Un exemple d'architecture de subsomption	64
2.8	Les robots de Rodney Brooks	65
2.9	Un exemple d'architecture ascendante	65
2.10	Les créatures de Karl Sims	66
2.11	Quelques agents connexionnistes évolutionnistes	67
2.12	Quelques créatures évolutionnistes de l'IRIT	68
2.13	Le modèle hybride ou TLA (<i>Three Layers Architecture</i>) comporte trois couches.	68

2.14	Les humanoïdes du projet V-Man sont contrôlés par l'architecture ViBes	69
2.15	Environnements Markoviens et non Markoviens	72
3.1	Schématisation d'un neurone biologique	78
3.2	transmission du PA dans la Synapse	79
3.3	dépolarisation et hyperpolarisation du neurone biologique	80
3.4	Le neurone formel de McCulloch et Pitts	81
3.5	La fonction de Heaviside	82
3.6	La fonction linéaire à seuil	82
3.7	Un exemple de fonction sigmoïde	82
3.8	Le scalaire w_{ij} représente le poids associé à la connexion entre les neurones i et j	83
3.9	Le perceptron de Rosenblatt	85
3.10	Illustration du problème de la séparation linéaire de la fonction logique XOR.	86
3.11	Le perceptron multi-couches	87
3.12	Le réseau récurrent	87
3.13	Le réseau RBF est capable de modéliser une courbe complexe en combinant des gaussiennes.	88
3.14	Le réseau de Hopfield.	89
3.15	Le réseau de Kohonen.	90
3.16	Le réseau ART de Grossberg et Carpenter.	91
3.17	Le PCM comme contrôleur d'un agent virtuel	92
3.18	L'apprentissage supervisé du contrôleur connexionniste	93
3.19	Le modèle proposé peut être envisagé sous deux dimensions	96
3.20	La formation de motifs sur la couche associative	98
3.21	La création des connexions inhibitrices	99
3.22	Complétion d'un motif sur la couche associative	100
3.23	Réglage des poids à l'intérieur d'un motif	101
3.24	Remplacement d'un motif de connaissance	102
3.25	Superposition de connaissances	103
3.26	La simulation proie/prédateur	105
3.27	États du contrôleur en différents points de la simulation	106
3.28	Schéma global de la conception du contrôleur	107
3.29	Automate des états du neurone artificiel	109
3.30	Automate des états de la connexion artificielle	110
3.31	Schéma global de la conception de la simulation	111
4.1	Les créatures de la simulation	114
4.2	Les paramètres de fonctionnement du prédateur	115
4.3	Le contrôleur comportemental de l'agent	116
4.4	L'influence des capteurs est limitée	116
4.5	Le contrôleur est entraîné avant le début de chaque simulation	117
4.6	L'agent réactif dans la première expérience	118
4.7	Diagramme d'activité de l'agent réactif dans la première expérience	118
4.8	Courbes de distance au prédateur et d'énergie de l'agent réactif dans la première expérience	119
4.9	L'agent <i>Cortexionist</i> dans la première expérience	120
4.10	Diagramme d'activité de l'agent <i>Cortexionist</i> dans la première expérience	121

4.11	Courbes de distance au prédateur et d'énergie de l'agent <i>Cortexionist</i> dans la première expérience	121
4.12	Comparaison des distances entre le prédateur et les agents réactif et <i>Cortexionist</i> dans la première expérience	122
4.13	Comparaison de l'énergie des agents réactif et <i>Cortexionist</i> dans la première expérience	122
4.14	L'agent réactif dans la deuxième expérience	124
4.15	Diagramme d'activité de l'agent réactif dans la deuxième expérience	124
4.16	L'agent <i>Cortexionist</i> dans la deuxième expérience	125
4.17	Diagramme d'activité de l'agent <i>Cortexionist</i> dans la deuxième expérience	126
4.18	Deuxième expérimentation : l'agent <i>Cortexionist</i> s'emmêle les pinces !	127
5.1	Proposition d'extension du contrôleur <i>Cortexionist</i>	134

Introduction

L'animation comportementale vise à doter des personnages artificiels autonomes de comportements leur permettant d'évoluer dans un environnement virtuel. Cette discipline de l'animation est largement employée par l'industrie du cinéma, du jeu vidéo mais aussi pour de nombreuses applications de réalité virtuelle telles que les visites virtuelles de lieux touristiques, les communautés virtuelles ou les simulations d'entraînement.

Dans des environnements en trois dimensions, des créatures imaginaires, des insectes, des animaux ou encore des êtres humains virtuels tiennent le rôle de personnages d'arrière plan¹. Quelle que soit l'étendue de leurs capacités — déplacement, manipulation d'objets, communication —, le réalisme et la plausibilité constituent le critère le plus important dans l'évaluation de leur comportement. Or, à travers l'œil du spectateur, y'a-t-il preuve plus flagrante de réalisme que l'observation d'une certaine forme d'intelligence? Dans cette optique, l'intelligence comportementale constitue l'un des axes les plus prometteurs de l'animation.

Problématique de la recherche de comportements

Pour faire interagir des personnages de la manière la plus naturelle qui soit, la solution employée par l'animation comportementale est de simuler leurs capacités dans un environnement. Pour cela, la gestion du comportement repose sur un principe d'autonomie, en dotant les créatures de la faculté de percevoir leur environnement et en leur laissant l'initiative d'y agir. Elles sont ainsi dotées d'un moteur comportemental, responsable de la sélection de l'action, c'est à dire en charge de choisir, à chaque instant, l'action à effectuer dans l'environnement.

De nombreuses techniques permettent de modéliser un tel contrôleur mais fondamentalement, deux approches s'opposent diamétralement. L'approche computationnelle favorise une modélisation descriptive du comportement et des connaissances alors que la vie artificielle prône l'imitation des systèmes et des processus du vivant. Aux algorithmes et systèmes experts du premier, le deuxième oppose des systèmes d'apprentissages et d'évolution.

On doit les premiers travaux de modélisation d'un comportement simple à l'intelligence artificielle [Newell & Simon(1956), Newell et al.(1957)] (IA). Ce domaine étant focalisé sur l'intelligence de l'Homme, la volonté ultérieure de complexifier ces premiers comportements a très logiquement profité des recherches sur la modélisation des mécanismes de la compréhension et du raisonnement mis en œuvre par les êtres humains. En 1999 notamment, lors de Siggraph²,

¹Le PNJ (Personnage Non Joueur) est comme son nom l'indique un personnage qui n'est pas contrôlé par l'utilisateur, par opposition à l'avatar.

²Special Interest Group in GRAPHics. Conférence internationale faisant référence dans le domaine de l'infographie et la réalité virtuelle.

dans l'un des articles les plus influents du domaine, John Funge[Funge et al.(1999)] introduit la notion de modélisation cognitive, qui dépasse le simple contrôle comportemental en définissant la relation qui lie un personnage et ses connaissances, la manière dont il les acquiert et comment elles peuvent être utilisées pour la planification de ses actions.

Deux points sont largement mis en exergue dans les moteurs comportementaux actuels : d'une part la modélisation des comportements et des processus mentaux à l'aide d'algorithmes, d'automates ou de systèmes experts et d'autre part La formalisation des connaissances par des représentations symboliques. Ces systèmes sont à l'usage très performants pour réaliser des tâches définies dans des environnements connus et figés. Par contre, ils sont inévitablement invalidés lorsqu'ils sont transposés à un domaine connexe car le modèle intègre une représentation explicite de l'environnement.

Devant la rigidité et le manque d'adaptabilité des modèles cognitifs de l'IA, la vie artificielle (VA) propose une approche plus réactive. Construite à partir de la biologie et de l'éthologie, cette approche conçoit qu'une créature n'a pas nécessairement besoin de raisonner symboliquement pour survivre dans son environnement, qu'il s'agisse de trouver de la nourriture ou fuir ses prédateurs. Interpréter les informations de l'environnement peut simplement consister pour la créature à les relier à des actions. Les agents obtenus possèdent généralement des comportements extrêmement cohérents au yeux de l'observateur. On peut citer par exemple les créatures de Karl Sims [Sims(1991)][Sims(1994b)] dont les déplacements sont d'un réalisme troublant.

Contribution

La complexification des créatures à animer a rapidement creusé le fossé séparant les deux approches. En l'occurrence, si l'adjonction de représentations des connaissances au contrôleur comportemental apparaît aujourd'hui comme un atout indéniable, force est de constater que les agents de la vie artificielle n'ont pas encore su répondre à cette nouvelle problématique, contrairement aux agents computationnels. La raison en est simple : bien qu'encore trop mal connus aujourd'hui pour être reproduits, les structures et les processus inhérents au fonctionnement du cerveau n'en sont pas moins descriptibles.

Si les agents computationnels sont effectivement capables de raisonner, de manipuler des objets et de communiquer, la question de l'intelligence reste en suspens : quel lien entretiennent intelligence et cognition ? Si l'on considérait encore il y a quelques années que l'intelligence était, chez l'Homme, une conséquence de ses capacités cognitives, des travaux récents envisagent qu'il ne s'agit au contraire que d'un équivalent à la capacité d'adaptation commune à tous les êtres vivants. La supériorité de l'intelligence de l'Homme ne trouve son explication que dans la grande complexité de l'environnement dans lequel il évolue. En poussant le raisonnement plus loin, une pensée de plus en plus acceptée considère l'intelligence comme l'expression émergente de la mémoire, elle-même expression du fonctionnement du cerveau.

Au travers de ce mémoire, nous défendons l'idée que l'intelligence n'est pas nécessairement liée aux facultés cognitives et qu'il est possible dès lors de créer des créatures intelligentes qui ne possèdent pas de capacités de raisonnement explicites. Nous nous situons très clairement dans

la perspective de la vie artificielle pour démontrer que quelques règles élémentaires appliquées à des structures adéquates peuvent rendre compte d'une intelligence comportementale.

Par ailleurs, si l'intelligence n'est pas une conséquence du raisonnement, elle n'en reste pas moins, en tout état de cause, liée à la notion de mémoire. Nous réfutons ainsi la vision computationnelle en considérant que l'intelligence réside dans les représentations et non dans les traitements qui leur sont appliqués.

À ce titre, nous soutenons que la mémoire des agents ne doit pas être envisagée comme une base de connaissances passive et destinée à être interrogée à l'envi par le contrôleur, mais plutôt une structure intégrée et participant activement à la sélection du comportement.

Organisation du mémoire

Ce mémoire possède une organisation particulière, à l'image de mon travail de doctorat. En effet, ce n'est pas une problématique particulière qui a motivé cette recherche mais plutôt une réelle envie de comprendre, avec le regard du non spécialiste, les mécanismes à l'origine de l'intelligence.

La première partie de ce mémoire explore cette notion à travers la présentation de plusieurs disciplines des sciences cognitives. Partant de la compréhension des mécanismes du cerveau, nous abordons ensuite l'étude de la mémoire, à travers ses grands courants et théories essentielles.

Le second chapitre nous replace dans le cadre de l'animation comportementale, en présentant un état de l'art des différents agents que l'on y rencontre. Toutefois, de nombreux renvois au premier chapitre permettent de saisir le lien ténu entre les évolutions successives des créatures artificielles et les constants progrès des sciences cognitives dans la compréhension de l'Homme.

À partir des conclusions du chapitre 2, nous présentons dans le chapitre suivant l'architecture *Cortexionist*. Il s'agit d'une modélisation connexionniste du cortex, consistant dans la pratique en l'extension d'une architecture évolutionniste traditionnelle par l'adjonction d'une mémoire inspirée des résultats du premier chapitre.

Le chapitre 4 propose une série d'expérimentations destinées d'une part à valider notre proposition, et d'autre part à montrer au lecteur de quelle manière l'intelligence comportementale peut émerger de l'adaptation d'une créature à un environnement complexe.

Finalement, le chapitre 5 confronte l'architecture *Cortexionist* aux théories exposées dans le chapitre 1, en en posant les limites et en en proposant des possibilités d'évolution.

1

De l'intelligence

Ce chapitre a pour ambition de déterminer ce qui caractérise l'intelligence. Après avoir défini cette notion relativement abstraite dans la section 1.1, nous essayerons dans les sections 1.2 et 1.3 de comprendre comment elle se manifeste chez l'Homme, à travers la présentation de son cerveau, héritage de l'espèce, et de sa mémoire, architecte de l'individu. Après avoir tenté d'en comprendre le comment, nous aborderons également le pourquoi, à travers l'introduction de l'approche écologique dans la section 1.4. Dans cette continuité, nous détaillerons en section 1.5 un modèle récent, le modèle mémoire-prédiction, basé sur une vision moderne de l'intelligence et en adéquation avec la thèse développée dans ce mémoire. Enfin, la section 1.6 conclura ce premier chapitre en récapitulant les notions importantes auxquelles nous feront référence tout au long du mémoire.

1.1 Intelligence et cognition : introduction aux sciences cognitives

À travers l'histoire, l'Homme a toujours eu conscience de la place particulière qu'il occupe dans le monde du vivant : empathie, humour, créativité, imagination, conscience, pensée, philosophie, littérature, culture, art, science, histoire, politique, invention, progrès, commerce, éducation, sont autant de termes qui le différencient des animaux et des insectes. Mais ces termes ont un autre point commun. Ils sont tous reliés d'une certaine manière à une propriété qui pourrait figurer en tête de cette précédente liste : l'intelligence.

1.1.1 L'intelligence

Étymologiquement, le mot intelligence vient du terme latin *intelligere*, littéralement *inter-* (entre) *-ligare* (lier), ce qui suggère la faculté à relier des éléments entre eux. Malgré sa concision, il est surprenant de constater à quel point cette définition est parlante, et pertinente comme on le verra plus loin dans ce mémoire, alors que paradoxalement l'intelligence paraît au premier abord si difficile à définir et délicate à mesurer.

De nombreuses disciplines se sont essayées à cet exercice périlleux. Les sciences liées à la biologie considèrent naturellement que l'intelligence est liée au fait de posséder des neurones. En paléanthropologie, l'intelligence dépend du rapport entre le volume crânien et la taille de l'individu. D'autres jugent l'intelligence à la faculté de communiquer, d'apprendre, etc. Pour

l'intelligence artificielle, est intelligent ce qui peut tromper l'Homme (*cf.* le fameux test de Turing).

Remarquons que l'Homme répond à toutes les définitions de l'intelligence que nous avons données ci-dessus, ce qui n'est guère étonnant d'ailleurs lorsqu'on sait que ces définitions ont été énoncées par l'Homme lui-même. Ainsi, il possède des neurones, un rapport adéquat entre volume crânien et taille, il communique, apprend, et peut tromper un congénère, ce qui lui vaut l'honneur d'être le seul à pouvoir passer avec succès le test de Turing.

Le domaine qui nous concerne, l'animation comportementale, propose une définition élégante, bien qu'elle ne prenne pas un risque inconsidéré, en affirmant qu'un être ou un système est intelligent si un observateur humain peut le qualifier d'intelligent.

Derrière cette lapalissade se cachent en fait deux notions importantes. Premièrement, l'idée que l'intelligence est d'une certaine manière indissociable de sa manifestation, ce dont nous auront l'occasion de discuter plus tard dans ce mémoire. Deuxièmement, le sentiment que l'intelligence ne peut pas être appréciée intrinsèquement et de manière objective mais plutôt qu'elle existe au moins autant chez le sujet que dans le regard de celui qui l'observe.

En effet, l'Homme observant un congénère est capable d'y déceler l'intelligence par identification ou comparaison avec la sienne. Quiconque peut juger de l'intelligence d'autrui par sa capacité à maîtriser des outils, à communiquer, à agir de la même manière que lui, etc. L'Homme peut également reconnaître une intelligence supérieure à la sienne chez une personne capable par exemple de voir des relations là où lui ne voit que des phénomènes dissociés. Citons par exemple la célèbre histoire d'Isaac Newton mettant en relation la chute d'une pomme à la rotation des planètes.

Il est un fait que l'existence d'une intelligence humaine ne souffre d'aucune remise en question, au moins du point de vue anthropologique. Par contre, s'il existe des définitions de l'intelligence, c'est vraisemblablement à travers l'observation de sa manifestation. Partant de ce fait, l'Homme est-il capable de déceler une forme d'intelligence chez les insectes ou les animaux ?

L'intelligence des animaux Avant même l'apparition de l'éthologie cognitive, la discipline consacrée à l'étude de l'intelligence des animaux, certains d'entre eux étaient déjà reconnus comme étant intelligents : certains singes bien évidemment qui sont proches des humains à bien des égards, mais également les dauphins qui maîtrisent un langage complexe, les éléphants qui possèdent un volume crânien conséquent, etc. Des études scientifiques plus sérieuses confirment le fait que l'intelligence n'est pas l'apanage de l'Homme.

Le fameux test du miroir de Gordon Gallup permet de savoir si un animal possède une conscience de soi. Il consiste à placer une marque sur le front d'un animal puis de le confronter à son reflet dans le but de déterminer si l'animal montre qu'il est conscient que la tâche est placée sur son corps — en se touchant le front. Ce test a été réussi par les chimpanzés, les dauphins, les éléphants et les pies.

Certains animaux sont également capables de montrer leur intelligence à travers la résolution de problèmes particuliers. Les poulpes peuvent comprendre comment dévisser le couvercle d'un bocal pour saisir une proie qu'on a placé à l'intérieur. Des études récentes sur les corbeaux [Bugnyar & Heinrich(2006)] montrent leur intelligence face à des situations auxquelles ils ne sont pas confrontés dans leur milieu naturel : par exemple, ils comprennent rapidement l'utilisation d'une poulie. Ils sont également connus pour savoir identifier des individus différents au sein du groupe. Mieux encore, il a été prouvé qu'ils attribuent des intentions à leurs

congénères et modifient leur comportement en conséquence — un corbeau essaye d'éloigner un autre corbeau qui connaît l'emplacement où il a dissimulé sa nourriture. Autre exemple : s'ils se nourrissent de noix ou de noisettes, ces oiseaux sont malheureusement incapables de les ouvrir. Généralement, ils arrivent à leur fin en les jetant sur le sol ou contre un mur. Récemment, un documentaire montrait au Japon³ des corbeaux qui avaient trouvé un moyen d'optimiser cette technique en lâchant les noisettes sur la route pour que les automobiles les ouvrent en les écrasant. Mieux encore, certains d'entre eux lâchaient leur noisette sur un passage piéton puis attendaient le feu rouge pour aller les récupérer.

La manière dont certains animaux se comportent ou résolvent les problèmes est troublante, tant elle est proche de celle que nous emploierions, et ne laisse aucun doute quand à leur intelligence. De la même manière, certains insectes sont également capables de nous étonner.

L'intelligence des insectes Les insectes dit « sociaux » comme les fourmis, les termites ou encore les abeilles peuvent en effet faire preuve d'intelligence lorsqu'on les considère à l'échelle du groupe. Dans ce cas, on parle d'ailleurs d'intelligence collective ou *swarm intelligence*.

Les fourmis sont une excellente illustration d'un tel phénomène. Une colonie de ces formicidés, qu'on appelle plus communément une fourmilière, est capable de :

- Trouver le plus court chemin entre une source de nourriture et le nid,
- Réguler le trafic lors de la collecte de nourriture pour éviter la saturation d'une voie,
- Construire des nids très complexes,
- Auto-réguler les tâches à l'intérieur du nid,
- Adopter des stratégies de défense de la fourmilière ou d'attaque d'autres colonies,
- Résoudre une large palette de problèmes liés à la forte variabilité de l'environnement : franchissement de rivières, protection contre les inondations, etc.

Dans chacun de ces cas, l'observation de la fourmilière révèle la mise en œuvre de solutions ou de comportements intelligents. Pourtant, l'intelligence collective n'est pas comparable à celle de l'Homme ou des animaux car elle ne relève pas simplement de l'organisation ou de la coordination d'être intelligents, comme la survie d'une meute de loups ou la stratégie d'une équipe de football. Dans ces deux derniers cas, l'intelligence appartient à chaque individu du groupe, et elle peut d'ailleurs dans une certaine mesure être un obstacle à son fonctionnement. Par exemple, dans le cadre d'un travail collaboratif, on admet volontiers que l'homme prendrait de meilleures décisions seul, dans certaines situations. La fourmi, elle, n'est pas intelligente. N'est intelligente que la fourmilière. On observe qu'invariablement, deux caractéristiques favorisent l'émergence d'une intelligence collective : premièrement, un comportement extrêmement simple et prévisible ; ensuite, un moyen de communication peu évolué mais dont la richesse repose sur la multiplicité des interactions.

Il s'est révélé difficile, pour toutes les disciplines qui s'y sont essayées, de définir cette notion diffuse qu'est l'intelligence. C'est pour cela que lorsqu'on étudie l'Homme, on se réfère plus volontiers à ses capacités cognitives.

³Rendez-vous à l'adresse suivante <http://www.youtube.com/watch?v=Ny661wLDSn8> ou bien tester la requête « smart crow » dans le moteur de recherche intégré.

1.1.2 La cognition

Le terme cognition regroupe l'ensemble des processus mentaux, c'est à dire tout ce qui est dissociable de la perception et de l'action. Si l'on s'en tient à la définition anglaise de cognition, « *Get a knowledge of* », cela englobe toutes les capacités qui sont liées au savoir : l'acquisition — mémorisation, apprentissage —, la rétention — mémoire — et la manipulation — conscience, raisonnement, jugement, langage, etc.

Nous verrons dans la suite que la nature même des processus mentaux est au centre de nombreux débats et donne lieu à diverses interprétations : le cognitivisme (voir section 1.3.2) prône une cognition computationnelle, c'est à dire issue de la manipulation explicite de symboles ; à l'inverse, la vision écologique (section 1.4) défend la simplicité naturelle de ces traitements.

Il existe une différence fondamentale entre intelligence et cognition. L'intelligence est une propriété, que l'on observe sur l'Homme mais également sur d'autres animaux ou insectes. Par contre, la cognition a une existence objective. Elle existe à travers des processus tangibles et identifiables. Leur étude constitue d'ailleurs le cœur des préoccupations des sciences cognitives.

1.1.3 Les sciences cognitives : l'inné et l'acquis

Les sciences cognitives regroupent tous les domaines qui étudient et cherchent à comprendre les mécanismes de la cognition. Il existe une multitude de domaines⁴ mais nous nous intéresserons particulièrement aux neurosciences et à la psychologie cognitive.

Les neurosciences dérivent de la médecine et de la biologie. En ce sens, les divers domaines qui y sont rattachés ont vocation à étudier le cerveau et le système nerveux d'un point de vue anatomique ou physiologique. Il s'agit d'une approche ascendante puisqu'on cherche à comprendre le fonctionnement du cerveau à partir de l'étude des cellules nerveuses — à l'aide notamment de l'imagerie cérébrale.

La psychologie, et notamment la psychologie cognitive est dédiée à l'étude de la mémoire et du raisonnement, c'est à dire l'expression du fonctionnement du cerveau. Il s'agit là d'une approche descendante puisqu'à partir de phénomènes observables du comportement, on cherche à comprendre l'organisation interne du cerveau.

À travers ces deux approches différentes mais complémentaires, une question est soulevée de manière générale par les sciences cognitives : l'homme doit-il ses capacités cognitives aux structures et aux processus neuronaux « pré-cablés » dont il hérite de son espèce, ou bien à lui-même, grâce à sa faculté de façonner son comportement à partir de son expérience ? En d'autres termes, et pour reprendre une dichotomie chère à la psychologie, l'intelligence est-elle innée ou acquise ?

C'est ce que nous allons essayer de comprendre dans les sections suivantes, en nous intéressant d'une part au cerveau humain et ses mécanismes, et d'autre part à la mémoire et aux processus qu'elle met en œuvre.

1.2 Le cerveau et l'espèce

Si le cerveau chez l'Homme est l'« organe » le plus remarquable, nous ne devons pas oublier cependant qu'il n'est qu'une partie d'un système nerveux extrêmement développé, qui comprend

⁴L'informatique représente une part importante des sciences cognitives : neurosciences computationnelles, intelligence artificielle, etc.

également la moëlle épinière et l'ensemble des nerfs qui irriguent notre organisme.

L'ensemble du tissu nerveux est composé par les cellules nerveuses, qu'on appelle aussi neurones. Le neurone est une cellule dédiée à la transmission de l'influx nerveux. Pour cela, la cellule est munie d'un prolongement capable de transporter le signal (voir figure 1.1). Le système nerveux comprend deux parties :

- Le système nerveux central correspond à ce que l'on appelle communément le cerveau. Il contient essentiellement les corps cellulaires des neurones, dont la grande densité lui confère le surnom de matière grise.
- Le système nerveux périphérique est constitué des nerfs qui traversent le corps, la plupart par la moëlle épinière : des sens vers le système central pour recueillir l'information, du système central vers le corps pour diffuser les ordres. Les nerfs sont composés par les prolongements des neurones, dont la gaine de myéline leur vaut le surnom de matière blanche, par opposition à la matière grise du cerveau.

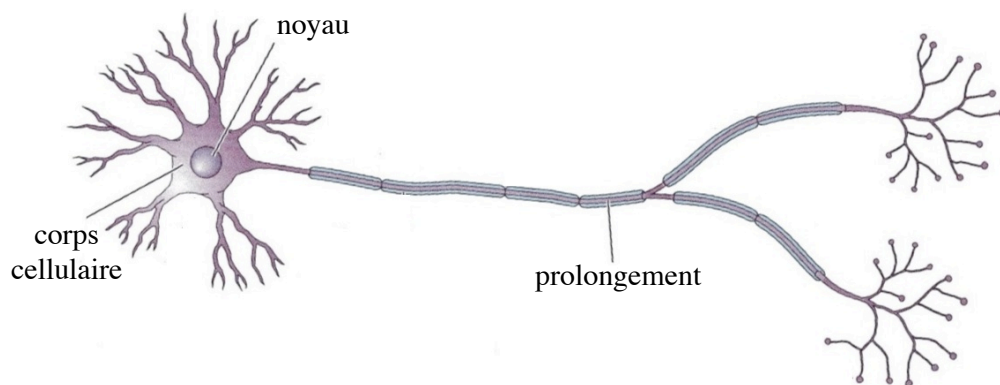


FIG. 1.1 – La cellule nerveuse est capable d'intégrer un signal. Elle possède un prolongement pour transmettre ce signal sur une plus ou moins longue distance. Le rôle du neurone est expliqué en détail dans la section 3.1.2, page 78.

Le système nerveux assume donc un rôle double : les nerfs sont responsables de la transmission bidirectionnelle des informations ; le cerveau est quant à lui le siège de leur traitement.

1.2.1 Les circuits de l'information dans le système nerveux

Plutôt que le cerveau seul, c'est l'ensemble du système nerveux qui est responsable de toutes les actions de notre organisme, des fonctions vitales aux comportements sociaux les plus complexes, en passant par le maintien de l'équilibre.

Grâce à nos sens, nous pouvons à chaque instant percevoir notre environnement. Chaque organe sensoriel est spécifique mais c'est une information multimodale qui est transmise au système nerveux central, à travers ce qu'on appelle l'afférence sensorielle. Entrées dans le système nerveux central, ces informations sont directement soumises à un ensemble de traitements, lesquels peuvent finalement mener à des actions physiologiques — nerveuses ou motrices. Ces traitements sont précisément au cœur de toutes les interrogations des nombreux domaines de recherche qui visent à explorer le fonctionnement du cerveau.

1.2.2 Le cerveau : siège des traitements

D'un point de vue général, le cerveau est composé de deux hémisphères, gauche et droit, ou de quatre lobes externes : le lobe frontal (front), le lobe pariétal (sommets du crâne), le lobe occipital (arrière du crâne) et le lobe temporal (des tempes vers le dessus des oreilles).

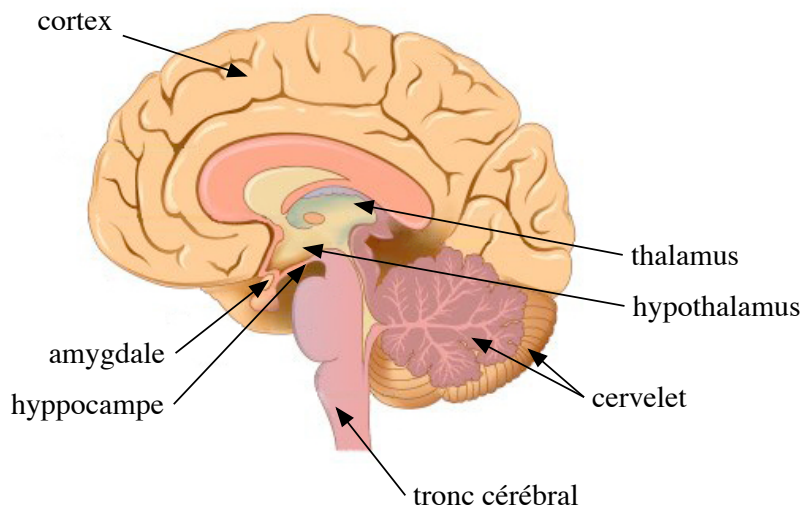


FIG. 1.2 – Coupe du cerveau (tirée de [Matthews(2001)]). Les différentes structures subcorticales ne sont pas toutes apparues à la même période.

D'un point de vue plus systémique, le cerveau humain peut également être abordé comme l'agglomération de trois couches, apparues successivement au cours de l'évolution.

Les couches de l'évolution : le cerveau triunique

Toutes les espèces vivantes ne possèdent pas un cerveau, et les cerveaux de celles qui en possèdent sont différents du nôtre. Par contre, il est admis, pour peu que l'on accepte la théorie Darwinienne de l'évolution des espèces, que la taille et la complexité du système nerveux peuvent facilement être mis en relation avec la place de l'espèce sur l'échelle de l'évolution. Le cerveau de l'Homme n'est ainsi que l'évolution des premiers systèmes nerveux de ces ancêtres — très — lointains.

Aux prémices de la vie, les métazoaires, premiers représentants du règne animal, ne possèdent pas encore de système nerveux. Il faudra attendre la différenciation de certaines cellules en cellules sensorielles et en cellules motrices pour qu'apparaissent conjointement des cellules spécialisées dans le traitement et la transmission de stimuli.

L'évolution des espèces se poursuivant, les cellules nerveuses se regroupent pour organiser un véritable système nerveux, puis se centralisent en formant un cortex cérébral. Celui-ci va alors progressivement se complexifier et intégrer de nouvelles structures et de nouvelles couches. À travers les structures de notre système nerveux central, nous portons l'héritage de ces centaines de millions d'années d'évolution. La théorie du cerveau triunique de Paul McLean [McLean(1990)] distingue trois « cerveaux » différents qui cohabitent et reflètent trois bonds majeurs dans l'évolution de notre espèce.

Le cerveau reptilien Le cerveau reptilien ou archéocortex (cortex primitif) apparaît comme son nom l'indique avec les premiers reptiles. C'est le premier système nerveux central. Il apporte les premiers instincts : instinct de conservation, instinct de territoire, agressivité, etc. Il est totalement insensible à l'apprentissage et agit selon des schémas rigides et stéréotypés. Les reptiles mais aussi les poissons et certains vertébrés inférieurs ne possèdent qu'un cerveau reptilien. Anatomiquement parlant, le cerveau reptilien correspond au tronc cérébral et aux ganglions de la base (voir la figure 1.2).

Le cerveau limbique Le cerveau limbique, ou paléocortex, apparaît progressivement chez les mammifères. Il leur apporte plusieurs systèmes spécialisés : un contrôle des émotions — affectivité, peur, désir, etc. — et un centre des motivations qui introduit les notions de plaisir, de réussite ou d'échec. En outre, le cerveau limbique permet enfin l'apprentissage. Il ne s'agit que de mettre en relation des situations ou des actions contextualisées à des sensations mais cela permet déjà de favoriser l'adaptation de l'individu à son environnement et à un groupe social. Le cerveau limbique regroupe de nombreuses structures subcorticales, dont les trois principales sont l'hippocampe, l'hypothalamus et l'amygdale (voir la figure 1.2).

Le néocortex Le néocortex est la couche la plus récente du cerveau. Il apparaît chez les grands mammifères, prend de l'importance chez les primates pour finalement culminer avec le genre humain. Au fil de l'évolution, la taille du cortex de l'Homme a considérablement augmenté — de 410 cm^3 chez australopithèque, le premier hominidé, à 1400 cm^3 en moyenne pour *homo sapiens* — et cette augmentation a toujours reflété une sensible évolution de ses capacités. Le cortex est responsable de l'imagination, de la conscience, de la pensée abstraite et de la capacité symbolique.

La cohabitation au sens strict chez l'Homme de trois cerveaux aux structures et aux fonctions différentes est actuellement très contestée. Cependant, nous allons voir dans les sections suivantes que les structures apparentées à ces trois cerveaux sont responsables de processus différents, bien qu'imbriqués.

1.2.3 Les ganglions de la base : sélection de l'action

Les ganglions de la base appartiennent au cerveau reptilien, du moins d'un point de vue phylogénétique⁵. Si leur fonction précise est aujourd'hui encore sujette à controverse, leur rôle dans le contrôle du mouvement — et par extension dans la sélection du comportement — est quant à lui parfaitement avéré.

Anatomiquement parlant, les ganglions de la base sont formés par le noyau caudé, le *putamen* et le *globus pallidus* (voir la figure 1.3). Ces structures forment, en différentes combinaisons, des circuits en relation avec le thalamus et le cortex.

Les ganglions de la base sont donc intimement mêlés à d'autres structures corticales et subcorticales. Leur fonctionnement est extrêmement complexe et bien au delà de l'ambition de cette partie du mémoire. On résumera en disant qu'ils sont capables de sélectionner le comportement à adopter relativement au contexte. Dans le paragraphe suivant, nous allons voir comment l'adjonction au cours de l'évolution du système limbique a étendu leur fonctionnalité.

⁵Se rapporte à la phylogénèse : formation, évolution et développement des espèces.

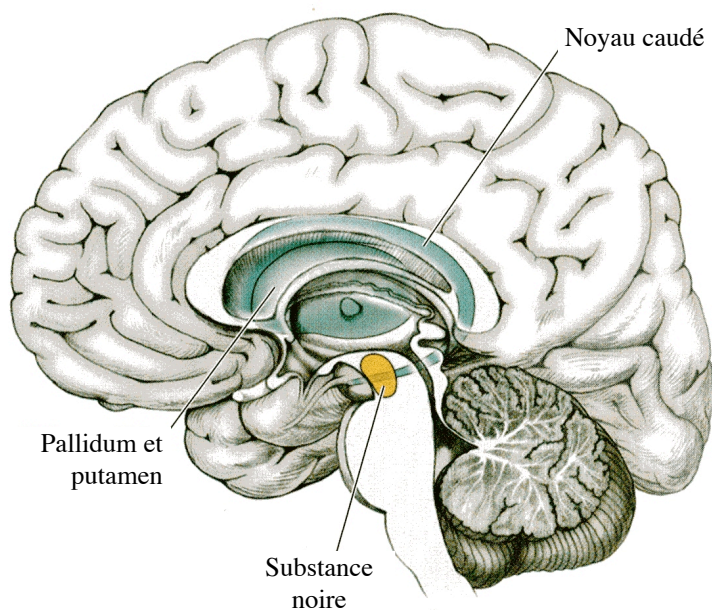


FIG. 1.3 – Les ganglions de la base correspondent à un ensemble de structures subcorticales héritées du cerveau reptilien.

1.2.4 Le système limbique : apprentissage et renforcement

Le système limbique (voir la figure 1.4), qui correspond à l'ensemble des structures regroupées par McLean sous le terme de cerveau limbique, est à l'origine de la modification du comportement par l'expérience, ce qui correspond scrupuleusement à la notion d'apprentissage.

L'apparition du système limbique va dans un premier temps apporter les sensations de bien être, de bonheur, de plaisir, et respectivement de peine, de malheur ou encore d'échec. Sensations, contextes et actions ne tarderont pas à être associées, par le biais de l'interaction entre le système limbique et les structures responsables de la sélection du comportement, comme les ganglions de la base évoqués ci-dessus. Sans encore pouvoir parler de notion de conscience ou d'appréhension des conséquences, l'instinct naturel de conservation va logiquement et progressivement favoriser les comportements qui mènent, ou sont supposés mener, au bien-être de l'organisme, et réciproquement abandonner les comportements qui mènent à l'échec.

Dans la section 3.1.3, nous verrons comment les mécanismes d'apprentissage dits par renforcement sont basés sur ce principe d'évaluation et de « rémunération » du comportement⁶.

Grâce au système limbique, un grand nombre d'espèces sont capables de s'adapter, en s'affranchissant de la rigidité d'un comportement commun, et sélectionnant eux-mêmes les comportements qui leur sont à terme profitables.

⁶Il est intéressant de noter que les techniques informatiques d'apprentissage par renforcement sont antérieures à la découverte de leur pendant biologique. En fait, les algorithmes ont été développés pour rendre compte des facultés d'adaptation de certains organismes. Ce sont leurs remarquables résultats, malgré une apparente simplicité, qui ont motivé la recherche de structures biologiques susceptibles de mettre en œuvre des processus similaires.

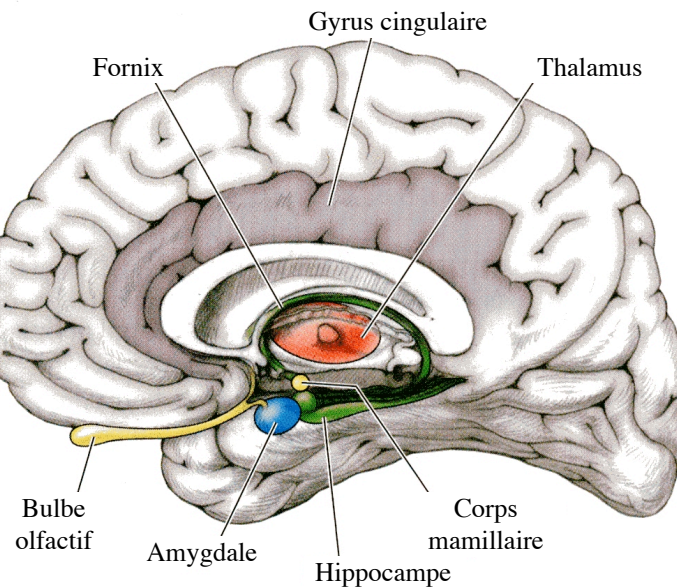


FIG. 1.4 – *Le système limbique s'est développé en parallèle avec le sens de l'olfaction. Chez certaines espèces, comme les chiens par exemple, les sensations et les émotions sont encore étroitement liées à l'odorat.*

1.2.5 Les aires du néocortex

Le néocortex représente plus de 80 % du volume cortical, bien que son épaisseur ne mesure pas plus de 3 mm d'épaisseur. En fait, sa surface est estimée approximativement à 2,20 m², repliée en sillons et circonvolutions à l'intérieur de la boîte crânienne.

Au cours de l'évolution, le cortex a vu certaines zones se spécialiser à une région ou une fonction particulière. On peut voir dans la figure 1.5 que des aires sont clairement séparées. Elles communiquent grâce à des canaux bien identifiés qu'on regroupe sous le terme de matière calleuse. On distingue aires sensorielles, aires motrices et aires associatives.

La taille dédiée à chacune des aires sensorielle comme motrices, et donc le nombre de neurones, est proportionnelle à la « sensibilité » accordée à ce sens ou la dextérité d'une fonction motrice. La figure suivante représente les homoncules somesthésique et moteur de l'Homme. Le principe d'un homoncule est de schématiser la représentation de l'organisme à l'intérieur du cortex, en traduisant la proportion de tissu cortical dédiée à chaque partie par une taille proportionnelle. L'homoncule somesthésique (figure 1.6(a)) traduit la sensibilité de la perception de chaque partie de notre corps. L'homoncule moteur (figure 1.6(b)) représente l'organisation de la commande motrice des muscles de notre corps.

La première chose qui frappe lorsqu'on regarde attentivement la figure 1.5, c'est de voir plusieurs aires au « service » du même sens. Le schéma est même largement simplifié puisque le découpage peut en fait être encore raffiné. Pour mieux comprendre, attardons nous sur le traitement de l'information visuelle dans le néocortex⁷.

⁷Une partie de l'information visuelle est également transmise à certaines régions subcorticales, comme l'hypothalamus, mais cela ne concerne pas directement notre exemple.

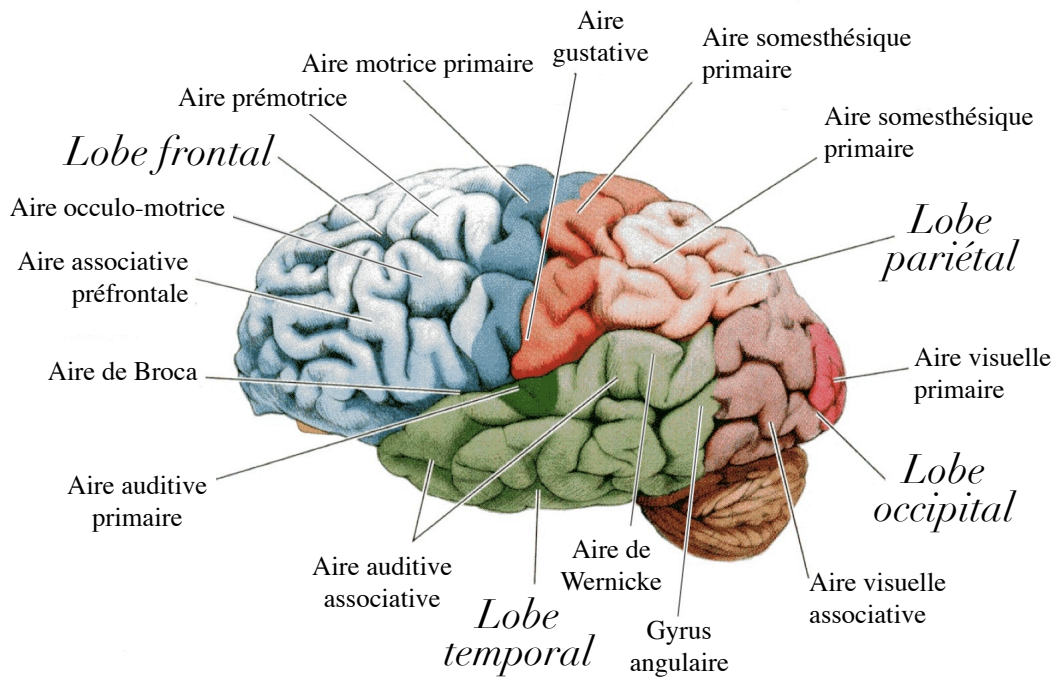


FIG. 1.5 – Le découpage du néocortex en aires spécialisées : Il existe des aires pour tous les sens, mais aussi pour les fonctions motrices. On remarque aussi que chaque sens monopolise plusieurs aires : au minimum une aire primaire et une aire associative.

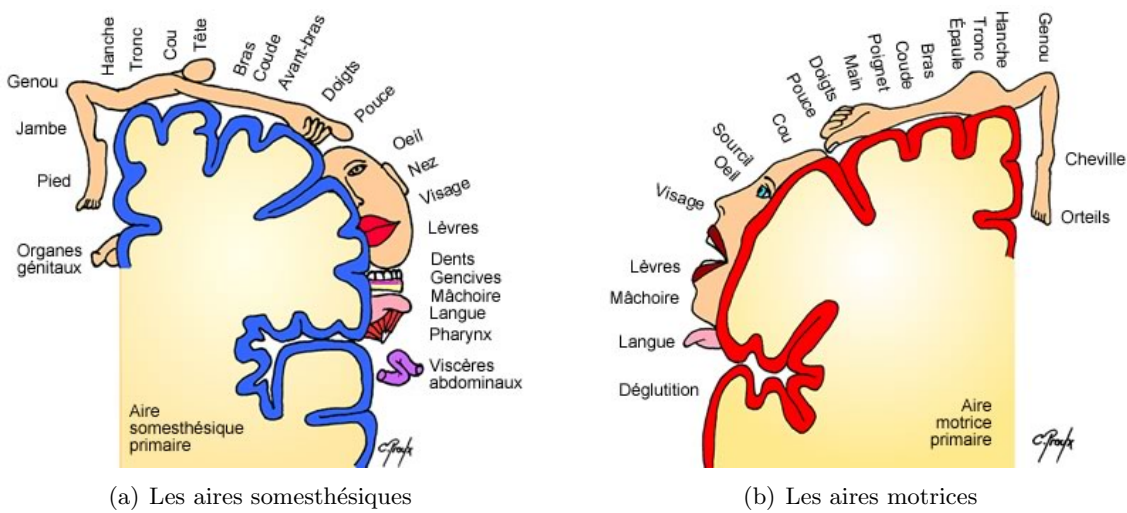


FIG. 1.6 – Les homoncules somesthésique et moteur illustrent le fait que la proportion de cortex responsable d'un sens ou d'une fonction motrice est liée à la sensibilité de celui ou celle-ci. (avec l'aimable autorisation du Pr.Chantal Proulx)

Le signal visuel naît des cellules ganglionnaires, situées dans la rétine. Il est transporté par les prolongements de ces cellules, qui forment le nerf optique, jusqu'au lobe occipital, où se situe l'aire visuelle primaire V1. Le rôle de l'aire V1 est avant tout de reconstituer une image binoculaire à

partir des informations provenant des deux nerfs optiques. À partir de là, l'information visuelle reconstituée est projetée d'aire en aire, dans une trentaine d'aires visuelles différentes. L'état actuel des connaissances permet de distinguer deux « routes » [Ungerleider & Mishkin(1982)], schématisées dans la figure 1.7.

- La voie ventrale s'étend vers le lobe temporal. Elle est dédiée à la reconnaissance des objets à partir de caractéristiques. Les informations qui suivent cette voie traversent successivement de nombreuses aires : V2 (spécialisée dans la détection des couleurs), V3 (détection des formes), V4 (détection des orientations), et d'autres aires visuelles temporales, qui permettent d'identifier progressivement des objets de plus en plus complexes.
- La voie dorsale s'étend vers le lobe pariétal et a pour tâche de repérer les propriétés spatiales des objets observés (position, orientation, taille) afin de permettre l'interaction. Elle concerne principalement la zone visuelle V5, dédiée à la reconnaissance des mouvements, ainsi que d'autres aires visuelles pariétales.

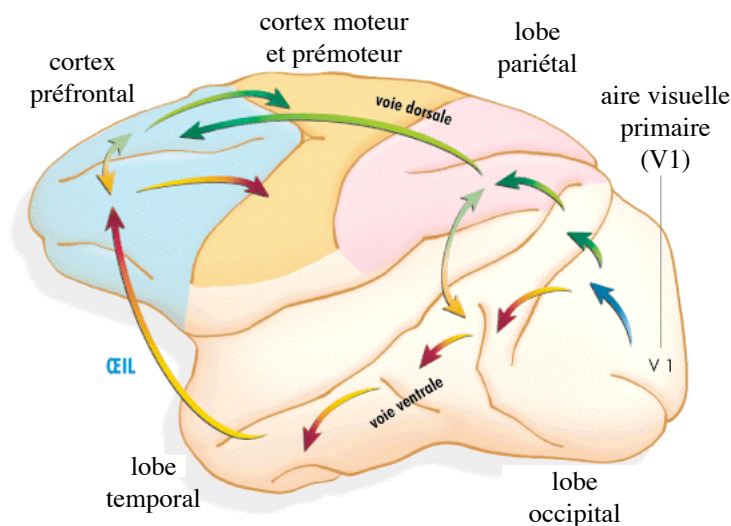


FIG. 1.7 – L'information visuelle suit deux voies : la voie ventrale est responsable de la reconnaissance et de l'élaboration des objets complexes. La voie dorsale est en charge de l'interaction. (source : La Recherche)

L'exemple de la vision est généralisable à l'ensemble des informations que le cerveau est capable de traiter, qu'elles soient perceptuelles ou motrices. Ainsi, chaque aire n'est pas dédiée à un sens ou à un muscle, mais à une partie du traitement général des informations⁸. Pour cela, les neurones de chacune des aires réagissent à différentes propriétés de l'information. L'émergence de ces aires s'est en outre accompagnée d'une hiérarchisation, de sorte que le traitement de l'information est assimilable à une chaîne de montage industrielle, où chaque poste s'appuie sur le travail des postes précédents afin de produire un résultat plus complexe. Les informations sensorielles sont donc progressivement abstraites et complexifiées — par exemple, l'aire de Broca, située en fin de traitement dans notre métaphore, est responsable du langage, quelle que soit la modalité. Réciproquement, on peut présumer que les actions, complexes lorsque le cerveau en

⁸Après tout, il est naturel pour un informaticien de comprendre pourquoi le cerveau a dû inventer en quelque sorte la politique du *divide and conquer* devant l'immense complexité des informations qu'il a à manipuler.

prend la décision, sont progressivement décomposées en ordres simples qui seront donnés aux muscles.

De sa longue évolution, l'espèce humaine a hérité d'un ensemble de structures neuronales dont les interactions sont à l'origine de la complexité de son comportement. D'abord capable de sélectionner ses actions en fonction du contexte, il est devenu capable de s'adapter aux changements de son environnement. Enfin, l'apparition du néocortex, qu'il partage avec peu de créatures sur la planète, lui a finalement permis d'accéder à l'intelligence.

Cependant, dans cette section consacrée au cerveau, nous avons éludé une caractéristique fondamentale du cerveau humain, la faculté de créer, de stocker, et de récupérer des connaissances, ce qu'on regroupe sous le terme de mémoire. La raison en est que malgré les efforts de la neurobiologie pour isoler les structures responsables de la mémoire et d'identifier le rôle de chacune, le fonctionnement de ce phénomène très complexe reste aujourd'hui encore très mal connu, d'un point de vue cellulaire en tout cas. Dans le même effort de vulgarisation qui a été fait pour les traitements dans cette section, nous allons tenter de comprendre le fonctionnement de la mémoire, mais du point de vue d'une autre discipline des sciences cognitives : la psychologie cognitive.

1.3 La mémoire et l'individu

L'apparition du cerveau chez certaines espèces entraîne parallèlement l'apparition de la mémoire. On peut définir la mémoire comme la modification du comportement par l'expérience. En effet, si jusqu'alors le comportement était commun à l'espèce car défini dans son patrimoine génétique, la capacité d'apprendre et de construire sa propre expérience engendre l'émergence de l'individu.

Si l'étude du cerveau sur le plan cellulaire est relativement récente, l'étude de la mémoire est une discipline dont l'origine remonte à l'antiquité. Hermann Ebbinghaus[Ebbinghaus(1885)] est toutefois le premier à étudier la mémoire de manière expérimentale. Il pose les jalons d'une nouvelle manière d'étudier la mémoire, non plus philosophiquement mais scientifiquement, à l'aide de mesures et de protocoles. Dès lors, plusieurs grands courants vont se succéder au cours du XX^{ème} siècle, et de nombreuses théories seront formalisées.

1.3.1 Le béhaviorisme

Fondé par John Watson[Watson(1913)], le béhaviorisme soutient que les opérations mentales ne peuvent pas être observées, et donc étudiées objectivement. Le cerveau est vu comme une boîte noire et seules les associations stimulus→réponse sont étudiées.

Le courant béhavioriste s'inspire très clairement d'un courant plus ancien : l'associationnisme. Les associationnistes considèrent l'apprentissage comme un processus incrémental qui associe des stimuli à des réponses.

Les travaux préliminaires d'Edward Thorndike en 1898 sur les animaux — chats et chiens en l'occurrence — l'amènent à penser que la résolution des problèmes auxquels on les soumet lors d'expériences en laboratoire relève plus de l'opportunisme que d'une quelconque faculté à raisonner. Il observe par contre une optimisation graduelle de leur comportement lorsque les

circonstances demeurent similaires. Pour expliquer ce phénomène, il formulera la loi de l'effet. Cette loi stipule que parmi les nombreuses réponses engendrées par une stimulation, celles qui sont suivies par un état satisfaisant ou bénéfique pour l'organisme ont tendance à être associées à cette stimulation de sorte que lorsque cette dernière vient à se représenter, les réponses menant à un état positif sont prioritairement choisies. Sa loi de l'exercice prétend en corollaire que plus un comportement est adopté dans une situation donnée, plus l'association entre la situation et ce comportement est renforcée.

Ces hypothèses donneront lieu à des expérimentations, parmi lesquelles les plus connues — et reconnues — sont celles d'Ivan Pavlov puis celles de Frédéric Skinner.

Les réflexes conditionnels de Pavlov

Les réflexes conditionnels ont été découverts par Pavlov alors qu'il étudiait la production de salive chez les chiens. Il avait remarqué que ceux-ci commençaient à saliver bien avant d'entrer en contact avec la nourriture. Son idée a été de présenter un stimulus artificiel, en l'occurrence un tintement de clochette, un certain temps avant de présenter la nourriture. Au bout de quelques jours, le tintement de clochette déclenchait immédiatement la salivation des chiens.

Le conditionnement opérant de Skinner

Skinner est à l'origine du conditionnement opérant, qui s'oppose au conditionnement classique en reconnaissant le rôle actif et spontané de l'organisme.

Le protocole expérimental met en scène un rat enfermé dans une boîte dans laquelle un petit levier lui permet de libérer un peu de nourriture. Affamé, le rat recherche de la nourriture en reniflant et en parcourant la boîte. Immanquablement, il va accidentellement actionner le levier et obtenir de la nourriture. Au bout de quelque temps, à l'instar du conditionnement de Pavlov, le rat sait actionner le levier lorsqu'il veut manger.

Le principe de contingence de Skinner insiste sur la relation séquentielle entre une action et un évènement.

Comme nous aurons l'occasion de voir par la suite, on doit au béhaviorisme les méthodes d'apprentissage de type correction d'erreur. Bien que le contexte soit identique — modifier un comportement à l'aide de procédures adéquates — l'interprétation des deux chercheurs est totalement différente : si Pavlov est à l'origine du conditionnement, Skinner a inventé le renforcement.

1.3.2 Le cognitivisme

En Allemagne, un courant émergent se dresse rapidement contre le béhaviorisme. Selon ses principaux acteurs, les psychologues Max Wertheimer, Wolfgang Kohler et Kurt Koffka, les individus sont prédisposés à organiser les informations. On ne peut analyser les éléments individuellement sans appréciation de leur importance en tant que tout. C'est cette idée que reprend le terme de *Gestalt Psychology*, associé à ce courant.

D'autres voix s'élèvent contre le béhaviorisme. Edward Tolman[Tolman(1927)] est d'accord avec les béhavioristes sur le fait qu'il est important de pouvoir mener des études objectives de la cognition, mais il pense qu'il existe bel et bien des phénomènes mentaux capables d'expliquer les capacités humaines à apprendre, à organiser et à résoudre les problèmes. Jean Piaget[Piaget(1937)] étudie le développement cognitif chez l'enfant. Il déclare que celui-ci passe

par quatre stades (stade sensori-moteur, période pré-opératoire, stade des opérations concrètes et stade des opérations formelles) durant lesquels l'enfant construit le raisonnement logique.

Tous ces scientifiques, rejetant le behaviorisme et prenant le parti d'une structuration et d'une organisation des connaissances humaines, provoquent la naissance d'un nouveau courant : le cognitivisme.

Traitement symbolique et théorie de l'information

Les cognitivistes reconnaissent donc que les opérations mentales peuvent être étudiées et modélisées. Deux mathématiciens vont leur ouvrir la voie :

- La théorie de l'information de Claude Shannon[Shannon(1948)][Shannon & Weaver(1949)] démontre que les circuits électriques peuvent être interprétés en tant qu'opérations booléennes.
- La célèbre machine formelle d'Alan Turing fait le premier rapprochement entre machine et intelligence[Turing(1950)].

Ces deux thèses, soutenant que la logique Booléenne est descriptible sous forme de circuits, apportent la preuve qu'une machine est capable de raisonnement logique. Les cognitivistes y voient immédiatement un rapprochement avec le fonctionnement du cerveau. Ils pensent qu'on peut appréhender le système cognitif de la même manière. A l'instar d'un ordinateur, le cerveau manipulerait des structures symboliques, à l'aide de règles logiques. La métaphore de l'ordinateur amène le paradigme cognitiviste à adopter une vision symboliste.

Cette vision symboliste est avant tout fonctionnelle. Cela signifie qu'on s'intéresse prioritairement, voire même exclusivement, aux traitements et aux processus sous-jacents à la cognition. Les structures et phénomènes biologiques sont volontairement occultés. La vision cognitiviste est parfaitement résumée par Jerry Fodor dans [Fodor(1975)] :

- Les connaissances sont des structures symboliques.
- La cognition consiste en la manipulation de ces structures.

Le traitement symbolique discuté

Si cette vision est restée l'inspiration principale des domaines liés à l'intelligence artificielle (voir la section 2.3), de nombreuses critiques ont rapidement été formulées.

Karl Lashley, qui en est à l'origine, s'intéresse dès 1910 à l'effet des lésions dans le cerveau. Il étudie les capacités des rats à résoudre certaines tâches ou problèmes après leur avoir prélevé des morceaux de cerveau. Il découvre que le prélèvement d'un morceau du cerveau ne supprime entièrement aucune fonction mais en détériore plusieurs. Il s'aperçoit également d'une part, que quelque soit l'endroit du cerveau qui est prélevé, le résultat en terme de handicap est le même, et d'autre part, que l'ampleur du handicap est linéairement dépendant de la quantité de tissus prélevés. Ces conclusions[Lashley(1929)] sont très surprenantes à l'époque car elles prouvent qu'il n'existe pas de localisation précise pour chaque fonction dans le cerveau. Or, les études antérieures visaient plutôt à associer des capacités à des régions cervicales.

Devant de tels résultats, des chercheurs reprennent en considération certains points abandonnés par le cognitivisme, comme par exemple les structures mentales, support de la mémoire et de la cognition.

1.3.3 Le connexionnisme

Bien que l'existence des cellules nerveuses soit connue et acceptée depuis la fin du XIX^{ème} siècle, la théorie connexionniste n'a été hissée au rang des théories incontournables que récemment, au milieu des années 1980. Elle est en fait fondée sur une longue série de travaux antérieurs, ayant pour volonté commune de comprendre et de modéliser le fonctionnement des cellules nerveuses. Cette section présente chronologiquement les résultats les plus significatifs.

Le neurone formel

Au début des années 1930, Nicolas Rashevski[Rashevski(1931)] propose une modélisation mathématique du fonctionnement du système nerveux basé sur la minimisation de l'énergie. Bien que mal acceptée pendant une dizaine d'années, cette optique finit par convaincre et devient intéressante lorsqu'en 1943, le neurone formel de Warren McCulloch et Walter Pitts[McCulloch & Pitts(1943)] fait son apparition (figure 3.4).

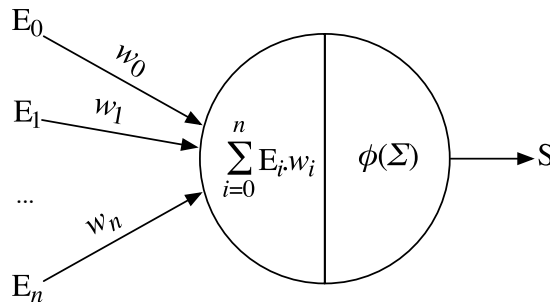


FIG. 1.8 – Le neurone formel de McCulloch et Pitts est à la base des neurones artificiels utilisés dans les réseaux de neurones artificiels (RNA). Son principe de fonctionnement, ainsi qu'une comparaison avec son homologue biologique sont présentés dans la section 3.1.2

Après 20 ans de recherches, Lashley publie en 1950 un ouvrage dans lequel il parvient à expliquer ses résultats de 1929. Dans « *In search for the engram* » [Lashley(1950)], il définit ce qu'il appelle un *engram*⁹. Il prouve de façon indéniable que les informations dans le cerveau sont distribuées.

La théorie des assemblées de neurones

Étudiant de Lashley, Donald Hebb publie en 1949 « *The Organisation of Behavior* » [Hebb(1949)], considéré aujourd'hui comme un ouvrage de référence, et dans lequel il reprend les travaux de Lashley. À l'organisation distribuée des connaissances, il ajoute une règle d'apprentissage, la règle de Hebb, déduction directe d'observations biologiques :

⁹Bien que la communauté soit aujourd'hui d'accord sur le fait que la rétention d'une information implique un changement structurel dans le cerveau, les opinions sur la nature et la forme de ce changement sont encore très partagées. On s'accorde donc à employer le terme « trace mnésique » ou encore *engram*, que l'on doit à Richard Semon (1859-1918) qui le définissait comme « *a permanent change wrought by a stimulus on any living substance* ». Pour résumer, l'expérience doit forcément laisser une trace dans le cerveau, l'engram est cette trace.

« *When an axon of cell A is near enough to excite cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic change takes place in one or both cells such that A's efficiency, as one of the cell firing B, is increased.* »

— Donald Hebb

La règle d'apprentissage de Hebb, que l'on formalisera dans la section 3.1.3, s'énonce en français comme suit. Quand une cellule A excite par son axone une cellule B et que, de manière répétée et persistante, elle participe à la genèse d'une impulsion dans B, un processus de croissance ou un changement métabolique a lieu dans l'une ou dans les deux cellules, de telle sorte que l'efficacité de A à déclencher une impulsion dans B est, parmi les autres cellules qui ont cet effet, accrue.

Les réseaux de neurones artificiels

Bien évidemment, la théorie connexionniste ne serait ce qu'elle est sans les réseaux de neurones artificiels (RNA). Si l'on prend la peine d'y réfléchir, les RNA apparaissent comme une conséquence logique des deux résultats énoncés précédemment : d'une part, la formalisation des neurones en tant qu'unités simples, mais qui mises en commun semblent posséder de vastes capacités de traitement de l'information au niveau biologique. D'autre part, l'énoncé d'une règle d'apprentissage décrivant de quelle manière les interactions entre plusieurs neurones permettent de modifier le comportement de l'ensemble.

Le perceptron de Frank Rosenblatt[Rosenblatt(1958)] est le premier véritable réseau combinant plusieurs neurones et doté d'une méthode d'apprentissage. Les réseaux de neurones font l'objet d'une étude complète et approfondie dans la section 3.1.

La théorie du traitement parallèle distribué

En 1986, le mouvement connexionniste prend enfin la forme d'une théorie psycho-cognitive reconnue, sous l'impulsion de David Rumelhart, le père du perceptron multi-couche et de la rétropropagation, et James McClelland. Comme son nom l'indique, leur théorie du traitement parallèle distribué (« *Parallel Distributed Processing* » ou PDP) prend le parti que les opérations mentales impliquent des traitements parallèles et distribués[Rumelhart & McClelland(1986)]. Cette théorie s'oppose directement au paradigme symboliste. En premier lieu parce que les modèles symboliques imposent un traitement sériel des informations, ce qui apparaît comme peu probable. De plus, il est reconnu depuis Lashley qu'aucune partie du cerveau n'est dévolue à une tâche particulière mais que chaque capacité ou souvenir est distribué dans le cerveau.

La nécessité du symbole

Aujourd'hui encore, symbolistes et connexionnistes ont du mal à s'entendre sur la place du connexionnisme par rapport au cognitivisme. L'essentiel du débat tourne principalement autour de l'existence propre des symboles.

Steven Pinker[Pinker(1994)] pense qu'un réseau de neurones seul ne permet pas d'expliquer l'apprentissage du langage. En s'appuyant sur le fait que les réseaux de neurones sont fondamentalement inadaptés à la résolution de certaines tâches, il déduit que la structuration de sous-réseaux en symboles manipulables est vitale à l'intelligence humaine. Cette vision, partagée

par de nombreux psychologues, prône l'existence des symboles. Le rejet du symbolisme par le connexionnisme en fait une approche concurrente.

Les connexionnistes défendent au contraire un point de vue délibérément orienté vers la réalité biologique :

- Le paradigme connexionniste s'appuie sur des structures neuronales plausibles, alors que les symboles n'ont pas de fondements biologiques à ce jour.
- Alors que le paradigme symboliste s'intéresse à des structures explicites et des règles syntaxiques pour les manipuler, le connexionnisme se focalise sur l'apprentissage et la rétention d'expérience dans l'environnement.
- Enfin, le connexionnisme réfute l'idée que l'activité mentale consiste en la manipulation de symboles explicites. Il assure que ceux-ci sont inutiles car les représentations implicites formées lors de l'apprentissage suffisent.

Malgré tout, l'approche connexionniste est pour certains définitivement cognitiviste, en ce qu'elle accepte *de facto* la capacité de l'être à organiser ses connaissances. Elle peut ainsi être considérée comme une approche hybride, qui se situe tout simplement à un autre niveau d'interprétation. En effet, on peut arguer que si les connaissances ne sont pas stockées sous forme de structure symboliques à proprement parler, elles existent tout de même à un niveau d'abstraction plus élevé et correspondent à l'expression de « configurations neuronales ». Au même titre, les règles logiques, incompatibles avec les structures neuronales, peuvent être considérées comme une formalisation des processus manipulant celles-ci.

Dans cette optique, on ne peut pas en déduire que les modèles symbolistes sont erronés. Selon Smolensky [Smolensky(1988)], membre du *PDP research group*¹⁰, on peut relier ces deux paradigmes en apparence opposés. Il introduit la notion de « subsymbole » que l'on pourrait définir comme le symbole cognitiviste transposé au paradigme connexionniste. Il reconnaît ainsi qu'un neurone peut porter du sens sémantique en plus du traditionnel sens synaptique. Il en découle que :

- Un symbole dans le paradigme symboliste peut être représenté par un ensemble de subsymboles du paradigme connexionniste, c'est à dire un ensemble de neurones.
- Une opération du paradigme symbolique — une opération logique sur plusieurs symboles par exemple — peut être interprétée comme un ensemble d'opérations subsymboliques plus fines.

Il serait ainsi possible d'isoler le sens porté par chaque neurone pourvu qu'on puisse analyser finement un réseau de neurones ayant subi un apprentissage et dont on connaît sans ambiguïté le fonctionnement.

En conclusion de cet historique de l'étude de la mémoire, on peut retenir que deux grandes approches permettent d'étudier et de modéliser la mémoire. La première associe le fonctionnement du cerveau à celui d'un ordinateur en considérant que les informations qu'il contient sont d'ordre symbolique et les opérations cognitives des manipulations logiques. La deuxième, basée sur l'étude biologique des structures du cerveau, considère que les informations ne sont pas localisées mais représentées par des configurations actives d'unités simples, les neurones.

Indépendamment du courant qui les a inspirées, de nombreuses théories se sont focalisées, durant le XX^{ème} siècle, sur l'étude de propriétés particulières de la mémoire humaine. Les sections suivantes présentent quatre approches particulièrement intéressantes pour qui aspire à modéliser

¹⁰Le *PDP Research Group* est un mouvement créé par Rumelhart et McClelland dans le but de concentrer les recherches qui valident la théorie connexionniste.

la mémoire humaine.

1.3.4 Approche structurale

Les premières études scientifiques de la mémoire datent de la fin du XIX^{ème} siècle. Les recherches portent alors principalement sur la capacité mnésique, c'est à dire le nombre ou le volume d'information que l'être humain peut retenir.

Ainsi, en 1886, Joseph Jacobs, un psychologue anglais, invente l'empan¹¹ mnésique. Cette unité permet de mesurer la « taille » des informations dans la mémoire. C'est grâce à cette unité de quantification qu'en 1890 William James découvre une distinction entre une mémoire primaire, rapide mais limitée, et une mémoire secondaire, illimitée.

Il faudra toutefois attendre la fin du béhaviorisme (*cf.* section 1.3.2) pour que les psychologues commencent à chercher des sous-systèmes de stockage et de traitement de l'information en mémoire.

Sans véritable moyen de mesure, les protocoles de l'époque consistent à étudier les capacités mnésiques de patients cérébrolésés, c'est à dire atteints de différentes pathologies¹². Paradoxalement, pour étudier la mémoire, on étudie ce qu'on oublie ou ce qu'on ne peut pas retenir ! Ainsi, on découvre que le patient atteint d'amnésie a beaucoup de mal à se rappeler ou emmagasiner de nouvelles connaissances mais que par contre il n'a aucun mal à répéter des listes de mots qu'on lui dicte. Un autre type de pathologie découvert par Shallice et Warrington entraîne des dysfonctionnements opposés. Le patient a une bonne mémoire mais est incapable de répéter plus de deux ou trois mots. À l'époque, ces résultats apportent la preuve indubitable de l'existence d'une mémoire à court terme (MCT) et d'une mémoire à long terme (MLT).

Le modèle modal ou *multistore*

À travers leur *Multistore model of memory*[Atkinson & Shiffrin(1968)], schématisé dans la figure 1.9, Richard Atkinson et Richard Schiffrin synthétisent l'ensemble des travaux menés sur la mémoire des années 1950 à 1960. Ce modèle modal tente de dégager des structures à l'intérieur de la mémoire. Ils en dénombrent trois, schématisées dans la figure 1.9.

Les registres d'information sensorielle (RIS) sont dérivés des mémoires échoïque et iconique de Neisser[Neisser(1967)]. Chaque registre correspond à une modalité particulière, par exemple l'audition, la vision, etc. Il retient des informations provenant des capteurs sensoriels appelées traces mnésiques sensorielles. Les traces mnésiques sensorielles sont brutes, c'est à dire que leur codage dépend de la modalité, et à ce titre les RIS ne sont pas considérés comme des mémoires à proprement parler. Enfin, le RIS est très volatile puisqu'on mesure une durée de rétention des informations de l'ordre de 500ms[Sperling(1960)].

Lorsque l'attention le permet, les informations provenant des RIS sont transférées dans la mémoire à court terme, adoptent un codage phonétique, et deviennent des *chunks*. Un *chunk* correspond à une unité d'information dans la MCT et l'empan mnésique de la MCT est de 7 ± 2 *chunks*, selon Miller[Miller(1956)]. La durée de rétention d'une information en MCT a été évaluée à 20s[Brown(1958)] mais elle peut être rallongée grâce à un phénomène conscient d'auto-répétition. Enfin, c'est dans la MCT que s'exerce la cognition.

¹¹Le sens premier de l'empan est une unité de longueur ancienne. Elle a comme base la largeur d'une main ouverte, du bout du pouce jusqu'au bout du petit doigt, soit environ 20 cm.

¹²Les deux guerres mondiales de 1914/18 et 1939/45 ont d'ailleurs largement participé en ce sens à l'essor de la psychologie cognitive

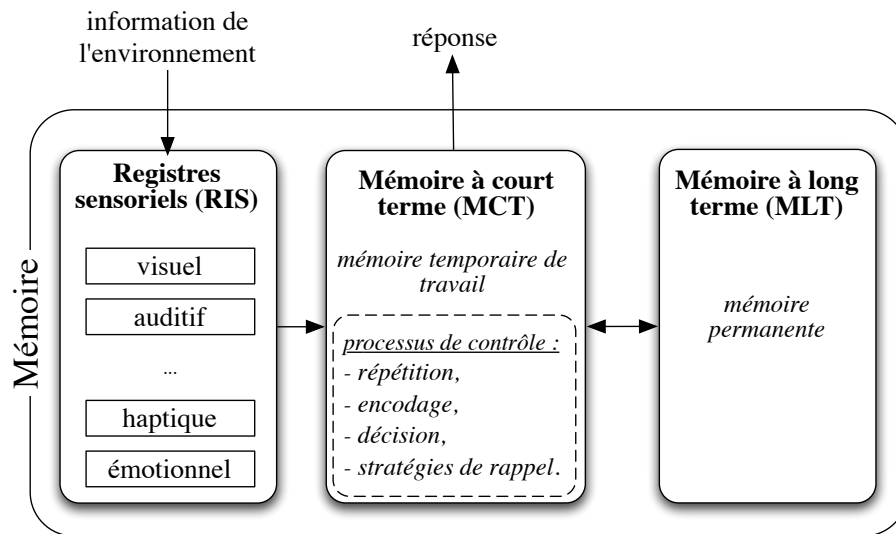


FIG. 1.9 – le modèle modal d'Atkinson et Schiffrin (1968). De gauche à droite, on distingue les registres sensoriels (RIS), la mémoire à court terme (MCT) et la mémoire à long terme (MLT).

Les informations de la MCT peuvent éventuellement être copiées en MLT. Ce processus n'est pas clairement établi et il existe d'ailleurs plusieurs modélisations des mécanismes de stockage et de restitution des informations. Le modèle original considère que plus longtemps un item reste en MCT, plus il a de chances d'être transféré en MLT. La MLT est considérée comme sans limite de durée de rétention ou de taille de stockage. Les informations sont codées sous forme sémantique, ce qui favorise une organisation hiérarchique.

Le modèle modal tente également de concilier ces résultats expérimentaux avec les structures connues du cerveau. David Marr propose au début des années 1970 une théorie dans laquelle la MCT serait localisée dans l'hippocampe et la MLT dans le néocortex [Marr(1970)], ce qui est en adéquation avec les troubles observés sur les patients cérébrolésés. Il évoque ensuite l'hypothèse d'un transfert graduel entre les deux structures limitant les interférences entre les informations en MCT et les souvenirs en MLT.

Critique des modèles *multistore*

Malgré une apparente cohérence, ce modèle structurel sera vivement critiqué car les connaissances neuroscientifiques de l'époque ne permettent pas, selon plusieurs neuropsychologues, de spéculer sur d'éventuelles structures biologiques au sein du cerveau. En particulier, Fergus Craik et Robert Lockhart pensent par exemple que s'il existe bel et bien une séparation de la mémoire en modules distincts, ce qui dans leur esprit n'est pas avéré, les frontières entre les différents systèmes ne sont pas en tout cas aussi distinctes qu'on le pense. Ils expriment leur réserve à propos du modèle d'Atkinson et Shiffrin à travers trois grandes critiques formulées à son égard :

Le codage est le premier point. Atkinson et Shiffrin pensent que le codage en mémoire à court terme est phonétique, alors que les informations en mémoire à long terme sont codées sémantiquement, c'est à dire en terme de sens. Cependant, des études parues entre temps ayant pour thème le codage des informations verbales en mémoire à court terme ont démontré que l'aspect phonétique comme l'aspect sémantique sont présents en même temps. La flexibilité de la mémoire, en d'autres termes le fait qu'elle encode différemment des

matériaux de nature différente, ne permet pas de conclure à une distinction de plusieurs modules différents.

La capacité des différents modules est également discutée. Le modèle d'Atkinson/Shiffrin décrit une mémoire à court terme de taille fixe, dont ils estiment la capacité à 7 ± 2 chunks. Or, de nombreuses études ainsi que la « *Skilled memory theory* » de William Chase et Anders Ericsson[Chase & Ericsson(1982)] démontrent qu'on peut facilement augmenter cet empan mnésique à une taille équivalente à 64 chunks avec suffisamment de pratique et de motivation. Si la mémoire courte est de taille fixe, comment expliquer qu'on puisse, simplement avec de l'entraînement, décupler sa capacité. On ne peut par conséquent pas s'appuyer sur des capacités différentes pour arguer de système différents.

La durée des traces mnésiques est enfin sérieusement remise en cause. Celle-ci dépend intrinsèquement de la nature du matériel à mémoriser et du temps d'apprentissage accordé. Il est ainsi péremptoire d'affirmer que la durée en mémoire à court terme est de 20s, que la durée en mémoire à long terme est infinie, et que c'est par conséquent la preuve de l'existence de modules séparés.

Selon Craik et Lockhart, ces trois points apportent la preuve que non seulement la mémoire n'est pas divisible en trois modules distincts, mais qu'au contraire elle apparaît comme continue et que seule la nature des informations détermine combien peuvent être retenues et pour combien de temps. Ils penchent plutôt en faveur d'un modèle continu mais qui possède plusieurs niveaux de traitement. Dans cette logique, ils publieront en 1972 leur propre théorie (voir section 1.3.5).

La mémoire de travail de Baddeley

Les nombreuses critiques du modèle modal ainsi que son impossibilité à vérifier certains résultats expérimentaux amènent Alan Baddeley à réfléchir sur le concept même de mémoire à court terme. Des tests expérimentaux sur les interférences d'acquisition l'amènent à penser que la mémoire à court terme ne peut être considérée comme un module unique, comme le préconisent Atkinson et Schiffrin. Il propose son concept de *working memory*[Baddeley & Hitch(1974)], une mémoire de travail modulaire plus en phase avec les propriétés de la perception humaine.

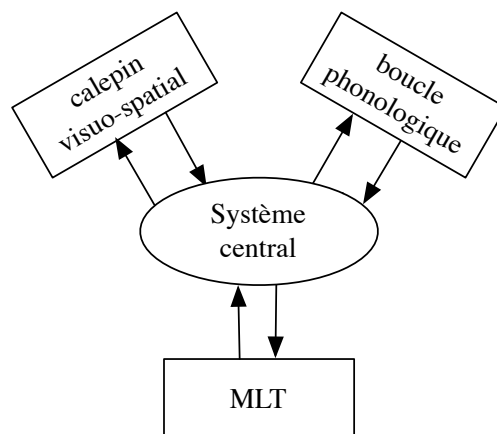


FIG. 1.10 – La mémoire de travail de Alan Baddeley et Graham Hitch est une ré-interprétation de la mémoire à court terme, prenant en compte l'existence de différentes modalités.

La mémoire de travail est un système attentionnel qui supervise un ensemble de systèmes

subsidiaries (voir la figure 1.10). Un système central coordonne donc des modules sensoriels — vision et audition — et la mémoire à long terme. Il est responsable de l'attention qu'il porte à l'une ou l'autre de modalités. Il est le siège de la cognition. Chaque modalité est ensuite traitée par un module spécifique.

La boucle phonologique (voir la figure 1.11(a)) est un système composé d'un espace de stockage, que l'on peut également appeler tampon, dédié à la perception acoustique et linguistique. Les informations étant bien évidemment codées sous forme phonologique, Baddeley invalide la théorie des 7 ± 2 *chunks* au profit d'une véritable durée de rétention, qu'il estime expérimentalement à 1,5 à 2 s. Le tampon phonologique est muni d'un processus de répétition articulaire responsable du rafraîchissement du matériel dans le tampon — maintenance —, et de la conversion des souvenirs au format phonologique lors du rappel.

Le calepin visio-spatial (voir la figure 1.11(b)) est en charge des informations visuelles. Il possède une structure identique — tampon, boucle de maintenance et de rappel — à la différence près que le tampon est composé de deux parties distinctes : un module en charge de la détection des motifs dans l'image, et un autre en charge de la localisation.

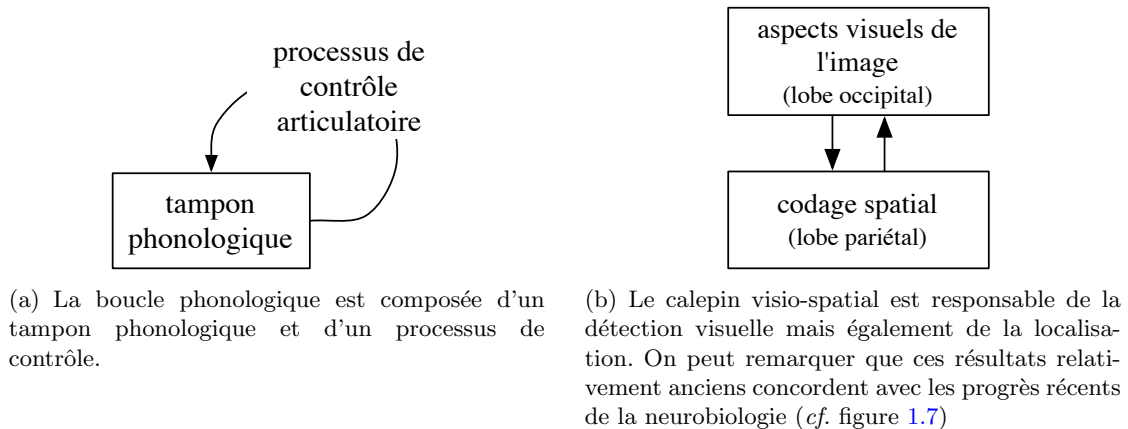


FIG. 1.11 – Les deux systèmes modaux de la mémoire de travail sont la boucle phonologique et le calepin visio-spatial.

Il est important de noter que malgré son réalisme, le modèle présenté par Baddeley est essentiellement focalisé sur la perception. La séparation entre la mémoire de travail et la mémoire à long terme, et surtout les processus qui régissent le transfert des informations de l'une à l'autre est largement héritée du modèle initial d'Atkinson et Schiffrin. De ce fait, la critique selon laquelle MCT et MLT ne sont pas nécessairement représentées par des structures différentes et séparées dans le cerveau reste valable.

Les théories suivantes s'attachent donc à décrire des processus et des mécanismes observables et analysables, sans aucune présupposition sur les structures qui les mettent éventuellement en œuvre. On parle généralement d'approches fonctionnelles, par opposition aux approches structurales.

Il existe trois grands axes d'étude de la mémoire, du point de vue fonctionnel. Comment les informations sont mémorisées ? Ce qu'on appellera les approches par la mémorisation. Quels types d'information sont stockés ? Ce qui constitue les approches par le stockage. Et enfin, de quelle manière ces connaissances sont finalement récupérées et exploitées ? Ce sont les approches

par la récupération.

On peut voir ces théories comme des modélisations d'une mémoire unitaire et globale, sans considération pour la MCT et la MLT, ou bien au contraire considérer qu'elles modélisent la MLT et qu'elles sont donc intégrables dans un modèle *multistore*. Le plus important est de pouvoir en extraire des mécanismes utiles et exploitables dans un modèle informatique.

1.3.5 Approche par la mémorisation : les niveaux de traitement

La théorie des niveaux de traitement ou « *Levels of Processing* » de Fergus Craik et Robert Lockhart[Craik & Lockhart(1972)] est une théorie purement fonctionnelle. Considérant qu'ils ne peuvent pas scientifiquement décrire les structures de la mémoire, Craik et Lockhart se concentrent sur les propriétés de mémorisation (*encoding*) des informations.

Ils émettent l'hypothèse que la durée de rétention des informations dépend directement du traitement qui leur est accordé par le cerveau. Pour illustrer cette notion de traitement, ils imaginent le cerveau comme un empilement de couches logiques. Un stimulus qui pénètre dans le cerveau devient une « trace » et s'enfonce à travers les couches, comme illustré dans la figure 1.12. À mesure qu'elle s'enfonce, cette trace est décomposée, élaborée puis reliée aux connaissances déjà présentes, de telle manière qu'elle acquiert progressivement plus de sens sémantique.

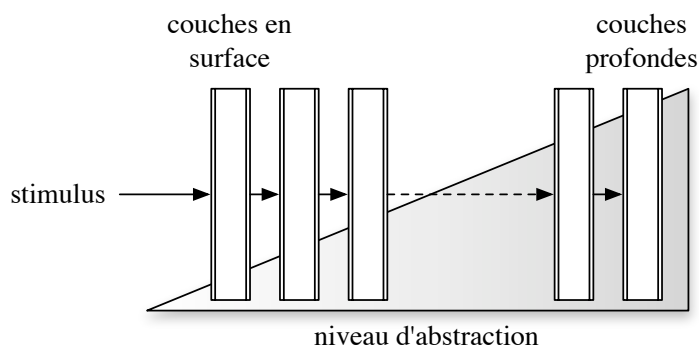


FIG. 1.12 – La théorie des niveaux de traitement associe le cerveau à un empilement de couches logiques. La durée de rétention d'une information dépend du traitement qui lui est accordé, c'est à dire de la profondeur qu'elle atteint et par corollaire du sens sémantique qu'elle acquiert.

Ainsi, les traces qui requièrent un minimum de traitements — « Je suis dans mon bureau, occupé à rédiger le présent rapport, lorsqu'un son parvient à mon oreille » — ne restent en mémoire que très peu de temps¹³. Les traces desquelles on extrait des caractéristiques sensorielles — « Ce son correspond à un grincement ; je crois reconnaître une porte qui s'ouvre » — restent plus longtemps. Enfin, les traces sur lesquelles on effectue un réel travail sémantique — « C'est la porte de mon bureau qui s'ouvre ; cela doit être un collègue qui entre dans le bureau ; etc. » — deviennent des souvenirs durables.

La profondeur atteinte par un stimulus dépend de plusieurs facteurs : l'attention dédiée à ce stimulus, sa compatibilité avec les structures analysantes et enfin le temps accordé à son traitement. En reliant profondeur et sémantique, Craik et Lockhart concluent que le sens sémantique

¹³On retrouve ici une analogie avec les tampons sensoriels de Atkinson et Schiffrin ou de Baddeley.

associé à une connaissance détermine sa durée de rétention dans la mémoire.

Dans le but d'expliquer certains phénomènes de remaniement des connaissances à l'intérieur du cerveau, que les théories structurales associent à la mémoire à court terme, ils précisent leur théorie un an plus tard en introduisant un processus attentionnel dédié au recyclage des connaissances à l'intérieur d'un niveau de traitement. Afin de rester cohérents avec la terminologie de l'époque, ils choisissent le terme de *primary memory* [Craik & Watkins(1973)] mais il s'agit bel et bien d'un processus qui consiste en deux phénomènes de répétition. La répétition de maintien empêche l'information d'être rapidement oubliée mais ne lui assure pas un stockage à long terme. La répétition élaborative augmente la profondeur de l'information, ce qui entraîne un raffinement sémantique et un stockage plus long.

Enfin, une série d'expérimentations ne tarde pas à valider la théorie des niveaux de traitement. Craik Lockhart et Endel Tulving [Craik & Tulving(1975)] mettent au point un protocole relativement simple qui révèle qu'une personne est plus à même de se rappeler un mot si on l'a préalablement fait réfléchir sur son sens plutôt que sur son apparence physique. Une liste de mots est proposée à un ensemble de sujets. Pour chacun de ces mots, un traitement particulier est demandé : pour certains, on demande de regarder s'ils sont en majuscules ou en minuscules ; ce processus implique un codage superficiel. Pour d'autres, on fait intervenir un codage moyen en demandant s'ils riment avec un autre mot proposé. Enfin, le troisième type de traitement vise à construire une phrase avec le mot ; clairement, cette opération fait intervenir un codage profond. Une dernière chose importante est qu'à aucun moment les sujets ne sont avertis que leur mémoire sera testée ultérieurement, et ce afin d'éviter tout apprentissage intentionnel. À la fin du traitement de la liste, on présente aux sujets une liste de mots dans laquelle on leur demande de cocher les mots qui apparaissaient déjà dans la première. Le résultat de ce test corrobore parfaitement la théorie des niveaux de traitement. En effet, il apparaît très clairement que les mots dont on demandait s'ils étaient en minuscules ou majuscules sont très peu reconnus. Les mots dont on demandait s'ils rimaient avec d'autres sont bien mieux reconnus. Enfin, les mots avec lesquels les sujets devaient construire une phrase sont majoritairement reconnus.

Critique des niveaux de traitement

Sans doute en réponse aux critiques formulées par Craik et Lockhart à l'égard des modèles *multistore*, la théorie des niveaux de traitement se trouve être rapidement discutée. Le problème de circularité de la définition même de la théorie est dénoncé par Nelson [Nelson(1977)]. En effet, la profondeur du traitement et la durée de rétention reposent l'une sur l'autre tout en s'impliquant mutuellement. Sans réel moyen de mesurer la profondeur du traitement, il est aisé d'argumenter que si on ne retient pas longtemps telle ou telle information, c'est sans aucun doute qu'elle n'a pas nécessité un long traitement. Baddeley, qui partage cette opinion, formule également un certain nombre de critiques [Baddeley(1978)]. Il pense que le modèle est bâti sur une représentation dépassée de la perception humaine et qu'il est aujourd'hui admis que les informations sont traitées en parallèle et non de manière itérative par une succession de couches.

1.3.6 Approche par le stockage : mémoire procédurale et mémoire sémantique

L'approche par le stockage des connaissances ou *storing* vise à étudier les différentes formes ou types de connaissances que l'Homme peut mémoriser.

Dès 1911, Edouard Claparède[Claparède(1911)] s'aperçoit que des patients atteints d'amnésie sont tout de même capables d'apprendre à manipuler de nouveaux objets ou à maîtriser certains gestes. Il faudra attendre plus d'une décennie avant que William McDougall[McDougall(1924)] propose pour la première fois une séparation entre connaissances implicites et explicites. Brièvement, la mémoire explicite est la mémoire de ce dont nous sommes conscients. La mémoire implicite est la mémoire de l'inconscient.

Le modèle de Squire et Cohen

En s'appuyant sur le fait que l'amnésie ne détruit pas certaines aptitudes mnésiques telles que la reconnaissance de motifs, Neal Cohen et Larry Squire[Cohen & Squire(1980)] dissocient deux modules différents, représentés par des structures différentes dans le cerveau et proposent une nouvelle classification, schématisée dans la figure 1.13.

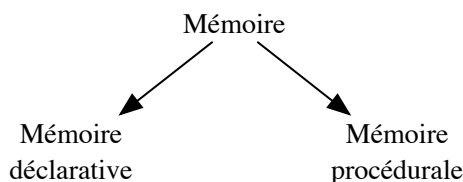


FIG. 1.13 – modèle de Squire et Cohen : mémoires déclarative et procédurale.

la mémoire déclarative ou sémantique appelée *know-that* est la mémoire des faits, de tout ce que l'on peut exprimer : des événements contextualisés — la bataille de Marignan a eu lieu en 1515 — aux connaissances conceptuelles — les chiens aboient.

la mémoire procédurale ou non déclarative également appelée *know-how* est la mémoire des actions, des aptitudes et du conditionnement qui retient tout ce que l'on ne peut exprimer de manière verbale mais que l'on sait faire. Elle concerne aussi bien les habiletés physiques et « externes » — savoir se servir d'un marteau — que les manipulations « internes » — multiplier deux chiffres.

La distinction de ces deux systèmes mnésiques au sein de la mémoire est avant tout motivée par l'hétérogénéité des capacités d'apprentissage. Prosaïquement, s'il existe deux types de connaissances, procédurales et déclaratives, il existe également deux manières d'apprendre.

L'apprentissage sémantique, en relation avec la mémoire sémantique, est caractérisé par son caractère non supervisé : la simple perception d'une information suffit à son apprentissage. Par conséquent, un tel apprentissage est immédiat — on parle en anglais de *one-shot learning* —, c'est à dire qu'une connaissance s'acquiert, dans des conditions appropriées¹⁴, dès la première exposition. Enfin, l'apprentissage sémantique n'est pas nécessairement intentionnel puisqu'on peut apprendre de manière totalement inconsciente. Par analogie avec le *know-that*, on parlera de *learning-that*.

L'apprentissage procédural, qui concerne la mémoire procédurale, possède les propriétés inverses. Il est avant tout itératif : la maîtrise d'une compétence particulière s'acquiert par l'en-

¹⁴Les nombreuses études sur l'apprentissage sémantique démontrent que la répétition n'y joue aucun rôle. Par contre, la compatibilité de nouvelles informations avec les connaissances antérieures, le sens qu'on leur accorde ainsi que le niveau de compréhension sont autant d'éléments qui favorisent une bonne mémorisation.

traînement, par la répétition des expériences. Ensuite, il est nécessairement supervisé car l'entraînement ne vaut que s'il y a amélioration au cours du temps. Il est nécessaire de connaître ou d'évaluer son erreur afin de la corriger progressivement. Enfin, en corollaire, l'apprentissage procédural est obligatoirement intentionnel car on ne peut mettre en œuvre les deux propriétés précédentes sans en avoir conscience. Ici encore, on parlera de *learning-how* pour reprendre le terme de *know-how* qui s'applique à la mémoire procédurale.

Le modèle de Tulving

Endel Tulving[Tulving(1983)] n'est pas entièrement satisfait du modèle de Squire et Cohen, et plus particulièrement de sa mémoire déclarative. Pour lui, on peut distinguer au sein de la mémoire déclarative des connaissances ayant un caractère permanent, atemporel et décontextualisé et des connaissances au contraire fortement contextualisées, datées et éventuellement autobiographiques. De telles différences de part leur principe même amènent Tulving à proposer un affinage de la mémoire déclarative (figure 1.14).

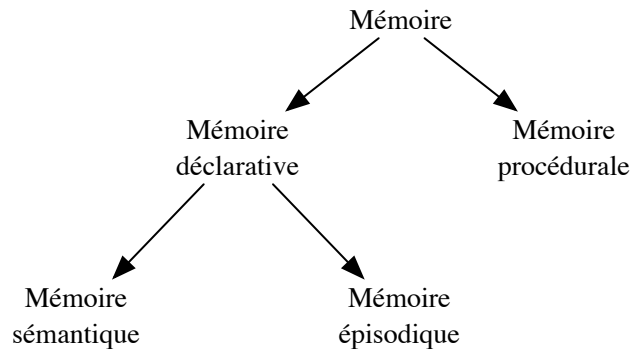


FIG. 1.14 – modèle de Tulving : mémoires procédurale, sémantique et épisodique

La mémoire procédurale telle qu'elle est définie par Squire et Cohen.

La mémoire sémantique également appelée mémoire générique[Hintzman(1978)] est dédiée au savoir général.

La mémoire épisodique ou encore autobiographique est subjective et temporelle.

La séparation distincte des mémoires sémantique et épisodique pose un problème quand au sens sémantique d'un souvenir personnel. Prenant en compte cette carence dans son modèle, Tulving reconnaît que ces mémoires ne sont pas distinctes. Il propose une évolution où les trois systèmes sont cette fois imbriqués[Tulving(1985)].

$$\text{mémoire procédurale} \subset \text{mémoire sémantique} \subset \text{mémoire épisodique}.$$

Chaque système dépend du ou des systèmes dans lesquels il est encapsulé. Cependant, chacun possède ses propres caractéristiques quant à l'acquisition, la représentation et l'utilisation des connaissances. Les trois modules mnésiques correspondent à trois niveaux de conscience que l'on retrouve

- au niveau phylogénétique : en fonction des espèces, on observe un niveau — procédural pour les insectes —, deux — procédural et sémantique pour les animaux — ou les trois comme chez les humains.

- au niveau ontogénétique¹⁵ : les enfants acquièrent chaque module progressivement au cours de leur développement cognitif.

Enfin, il établit également un lien avec la classification de McDougall en rapprochant la mémoire explicite de sa mémoire épisodique et la mémoire implicite de ses mémoires procédurale et sémantique[Tulving(1985)].

Cette séparation de mémoires épisodique et sémantique ne fait pas l'unanimité. En effet, Squire[Squire(1992)] pense que la mémoire sémantique n'est qu'une accumulation de traces épisodiques dont on ne prendrait pas en compte l'aspect contextuel. Resterait uniquement les aspects génériques qui forment des concepts.

Il est probable qu'aujourd'hui encore, ces questions soient âprement discutées. Dans le cadre de notre étude, nous retiendrons l'existence de deux mémoires qui stockent des informations différentes dans leur nature et dont les apprentissages sont littéralement opposés.

1.3.7 Approche par la récupération : les théories de l'activation

La récupération des connaissances ou *retrieving* constitue le dernier axe d'étude de la mémoire. Que l'on parle de réminiscence, de rappel ou de reconnaissance, il s'agit cette fois de comprendre pourquoi et comment des connaissances stockées en mémoire sont ramenées à un état conscient.

Les théories de l'activation sont toutes basées sur le même principe. La mémoire est considérée comme un vaste réseau d'informations interconnectées. Son fonctionnement se base ainsi sur l'activation des connaissances et la propagation de cette activation dans un voisinage sémantique. On parlera de mémoires sémantiques ou de réseaux sémantiques. On remarquera également que la notion de mémoire sémantique est très proche du concept de mémoire sémantique développé dans la section précédente.

Le modèle TLC

Le modèle TLC de Collins et Quillian[Collins & Quillian(1969)], *Teachable Language Comprehender*, représente la première modélisation informatique d'une mémoire sémantique (voir le schéma de la figure 1.15). Elle se présente sous la forme d'une base de connaissances formée de concepts et d'exemplaires reliés par des relations d'inclusion (par exemple, $\text{Canari} \subset \text{Oiseau} \subset \text{Animal}$). Concepts et exemplaires possèdent des propriétés (par exemple, *Animal est vivant* ; *Oiseau a des plumes, peut voler* ; *Canari est jaune*), et une propriété d'un concept s'étend à tous les concepts et exemplaire qui lui sont subordonnés. Le logiciel TLC peut être interrogé : un canari est-il un oiseau ? Un chat a-t-il des plumes ? La manipulation de TLC montre que plus les concepts, les exemplaires et les propriétés d'une proposition à vérifier sont éloignés, plus le temps de réponse est long, ce qui correspond parfaitement aux observations effectuées sur l'homme.

Le modèle de propagation de l'activation

Le modèle de la théorie de propagation de l'activation (*spreading activation theory*) de Collins et Loftus[Collins & Loftus(1975)] est une évolution du réseau de Collins et Quillian. Ils y abandonnent les relations hiérarchiques, ce qui entraîne la disparition des exemplaires et des

¹⁵Se rapporte à l'ontogénèse, développement de l'individu du stade d'œuf au stade adulte.

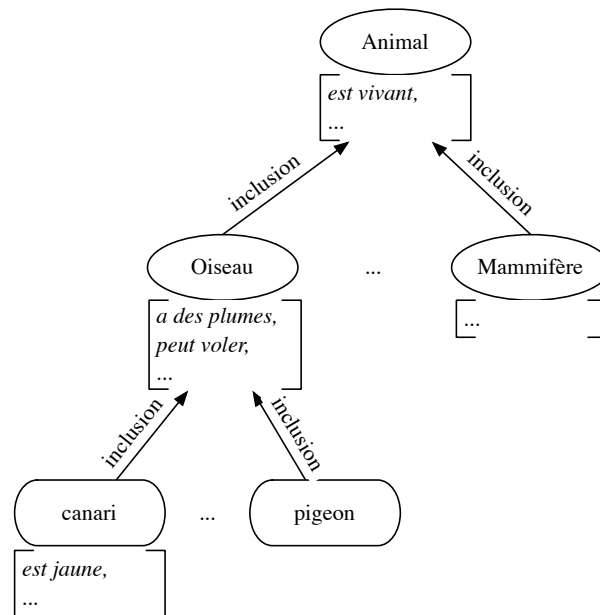


FIG. 1.15 – La mémoire sémantique de Collins et Quillian est hiérarchique. Les concepts (ellipses) et les exemplaires (rectangles arrondis) sont reliés par des relations d'inclusion.

relations d'inclusion. Cette mémoire consiste donc uniquement en un réseau de concepts interconnectés par des liens de différente nature mais qui suggèrent tous une proximité sémantique (voir la figure 1.16). L'exemplaire n'existe donc qu'au niveau de la perception et le concept correspondant est activé en mémoire par un phénomène de reconnaissance. Le concept, une fois activé, active à son tour les concepts voisins par un phénomène de diffusion le long des arcs sémantiques.

Cette nouvelle modélisation conserve les résultats des modèles précédents mais fournit également une explication à l'effet d'amorce (*priming effect*), qui traduit le fait qu'un sujet se rappelle plus rapidement d'une information si on lui fournit préalablement une information proche sémantiquement.

Les quatre théories présentées ci-avant explorent la mémoire à travers ses aspects structurels — où les informations sont-elles traitées et stockées? — ou fonctionnels — comment les informations sont-elles assimilées, comment sont-elles organisées et comment sont-elles récupérées? Malgré la diversité des approches, ces théories cognitivistes possèdent tout de même deux points communs. Premièrement, elles s'intéressent exclusivement au traitement de l'information. Ensuite, elles considèrent la mémoire comme un système achevé, indépendant, et d'un certain point de vue, immuable.

Le fait que ces théories soient exclusivement centrées sur l'être, négligeant les effets de son intégration dans l'environnement, constitue le principal reproche de l'approche écologique à l'égard du cognitivisme. La section suivante montre comment la théorie écologique entend bien proposer une vision nouvelle de la cognition.

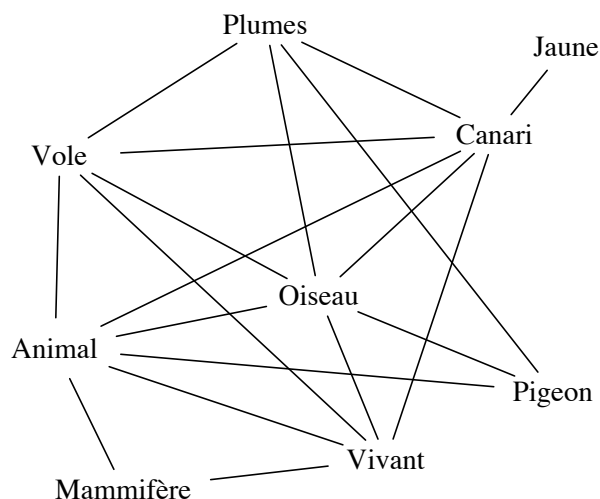


FIG. 1.16 – Le modèle de diffusion de l'activation de Collins et Loftus envisage la mémoire comme un réseau non hiérarchique de concepts. Un concept activé propage son activation aux concepts sémantiquement voisins.

1.4 L'approche écologique

L'approche écologique est issue de la réunion de deux théories provenant de disciplines différentes mais dont la thèse est identique : la théorie de la perception directe de James Gibson[Gibson(1979)] et la théorie dynamique du contrôle moteur de Nikolai Bernstein[Bernstein(1967)].

1.4.1 Perception directe et contrôle dynamique

Par perception directe, Gibson réfute le point de vue selon lequel les images que l'œil transmet continuellement au cerveau sont transformées en images mentales sur lesquelles celui-ci est apte à exercer la cognition. Imaginer l'œil comme une caméra est commode et parfaitement compatible avec la perspective cognitiviste dans laquelle le cerveau fonctionne de la même manière qu'un ordinateur. Cependant, elle ne reflète pas la réalité. Selon lui, la perception consiste simplement pour le cerveau à extraire des informations, ce qu'il résume par le terme *information pickup*.

La théorie dynamique du contrôle moteur de Bernstein soutient que les mouvements ne sont pas stéréotypés mais tous différents, en ce qu'ils sont toujours adaptés aux contraintes immédiates de la situation. De ce fait, Bernstein réfute fortement l'idée que chacun de nos mouvements serait préalablement calculé par le cerveau, par le biais d'opérations cognitives complexes.

Pour ces raisons, l'approche écologique s'oppose radicalement à un des fondements même du cognitivisme : la reconnaissance de traitements cognitifs sur des représentations mentales. Cette vision de la cognition est même totalement inconcevable, car beaucoup trop coûteuse en temps et en énergie. La théorie écologique postule en effet du principe d'économie cognitive : la Nature ne s'embarrasse pas inutilement de la complexité. Elle tend au contraire à privilégier les systèmes les plus simples. En conséquence, l'interaction entre l'être et l'environnement est considérée comme naturelle et ne nécessite aucune opération complexe. Dans cette optique, Gibson

sera amené à formuler sa théorie des affordances¹⁶ dans le but d'expliquer comment soulager l'individu de tout effort cognitif.

Bien qu'initialement focalisée sur la perception et l'action, la conception écologique sera rapidement appliquée à la cognition.

1.4.2 La cognition située

La théorie de la cognition située de William Clancey[Clancey(1997)] est une évolution de la théorie de l'action située de Lucy Suchman[Suchman(1987)] dans laquelle la pensée est considérée comme une action parmi les autres.

Il s'agit d'un élargissement de la théorie écologique, dans laquelle le principe de l'économie cognitive est appliqué à la cognition elle-même. Le principe est de considérer que l'être ne peut pas se permettre la manipulation explicite de représentations symboliques. Les facultés qu'on lui attribue sont en fait situées dans l'environnement. L'être ne doit donc ses capacités cognitives qu'à une parfaite adaptation à cet environnement. En d'autres termes, plus remarquables semblent les facultés cognitives de l'être, plus complexe est en fait l'environnement auquel il est parfaitement adapté.

1.4.3 L'évolution interactionnelle

La figure 1.17 illustre l'interaction continue de l'être et de son environnement, ainsi que leur évolution mutuelle.

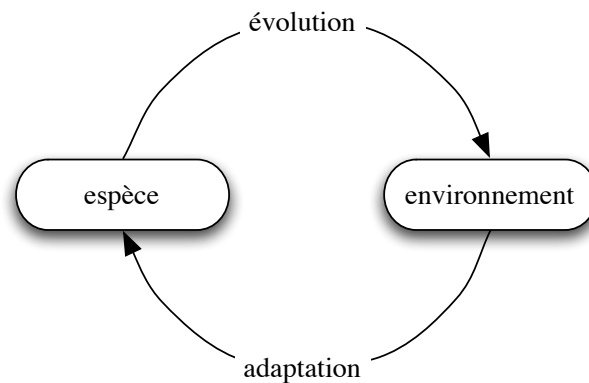


FIG. 1.17 – La théorie écologique est basée sur l'idée d'une évolution mutuelle de l'espèce et de son environnement.

En effet, si l'évolution d'une espèce est à même d'engendrer une modification de l'environnement, la modification de l'environnement doit être vu comme l'opportunité donnée à chaque espèce d'évoluer.

¹⁶L'affordance est un néologisme issu du verbe anglais *to afford* (se permettre, être capable de...). Cette théorie présume que l'homme a une perception directe de son environnement, c'est à dire qu'il peut extraire les affordances d'un objet. L'affordance résume tout ce que l'on peut se permettre avec cet objet, en terme d'action ou d'interaction.

La complexification de l'environnement

L'approche écologique envisage l'interaction de chaque créature avec son environnement mais également avec d'autres créatures et ses propres congénères¹⁷, ce que l'on résume par l'idée d'écosystème. Chaque créature de l'écosystème participe aux évolutions du système autant qu'elle s'en nourrit. De cette perspective, les évolutions sont nombreuses.

Premièrement, l'environnement peut évoluer « passivement », c'est à dire à travers la perception de la créature. Généralement, une modification de la perception est occasionnée par la mutation d'un organe sensitif. Celle-ci peut par exemple affecter la perception visuelle en en changeant une ou plusieurs caractéristiques. L'œil que nous possédons aujourd'hui n'est-il pas le fruit d'un nombre sans doute incalculable d'évolutions ? De la même manière, l'apparition ou la modification d'une interaction peut également bouleverser la perception de l'environnement. Pour s'en convaincre, mettons nous un instant à la place des premières créatures qui ont quitté l'océan pour coloniser la terre ferme. L'environnement peut ensuite évoluer de manière active. La planète Terre est en perpétuelle évolution : mouvements géologiques, alternance de périodes climatiques et cycles divers sont la cause d'une dynamique continue de l'environnement. Cette dynamique peut être naturelle mais également le fait des créatures qui le peuplent : de la pollinisation des fleurs par les abeilles et la construction de barrages par les castors jusqu'à l'urbanisation humaine.

Du point de vue de l'écosystème, nous devons également prendre en compte l'évolution parallèle des autres espèces et les changements qu'induisent la modification de leur apparence ou de leur comportement. L'interaction avec ses propres congénères, bien qu'elle soit par définition réflexive, reflète également l'opportunité d'une évolution considérable.

De signaux en langages, d'outils en artefacts, de sociétés en civilisations, chaque espèce sur la Terre a ainsi évolué en s'adaptant aux changements de son environnement. L'apparition de facultés cognitives, bien qu'elle n'ait pas été partagée par l'ensemble des créatures peuplant notre planète, dépend pourtant exclusivement de ce phénomène.

L'adaptation comme opportunité d'évolution

Le processus d'adaptation qui est illustré dans la figure 1.17, et abordé à travers l'approche écologique, fait évidemment référence à l'évolution Darwinienne.

Le principe de sélection naturelle postule que les espèces sont d'autant plus aptes à survivre qu'elles sont adaptées à leur environnement. Or, comme nous l'avons vu dans la section précédente, un écosystème est en perpétuelle évolution, intrinsèquement ou à travers la perception des créatures qui le peuplent. Dès lors, pour chaque espèce de cet écosystème, l'adaptation aux nouvelles conditions est non seulement la clé de la survie mais également l'opportunité d'évoluer durablement en améliorant ses conditions de vie. En effet, le pouvoir de mieux comprendre son environnement, d'en saisir les cycles, d'en associer les phénomènes, et d'en anticiper les bouleversements est un avantage certain pour qui est à même d'en tirer partie. Ainsi, chaque capacité de chaque espèce, de l'insecte à l'Homme, doit être vue comme le reflet d'une exigence de l'environnement, transcendée par l'évolution. Formulé autrement, les incroyables facultés cognitives de l'Homme sont semblables à celles des animaux ou des insectes en ce qu'elles résultent de la confrontation avec son environnement. Chacune s'est révélée nécessaire ou souhaitable, au moment où elle est apparue car d'un point de vue évolutionniste, elle a permis aux individus qui

¹⁷Créatures de la même espèce.

en ont été pourvus de se démarquer au sein de leur population.

Si toutes jouissent des mêmes opportunités d'évolution, pourquoi alors existe-t-il une telle disparité entre les espèces ? L'explication de l'approche écologique repose sur l'économie cognitive, que nous avons introduit dans la section 1.4.1, et qui en est un des principaux postulats. Toute complexification a un coût, et celui-ci n'est « accepté » par l'espèce qu'à la condition d'une réelle amélioration de son adaptation.

Pour illustrer cette idée, considérons deux espèces vivant dans la forêt vierge : des singes et des araignées. L'exemple est d'autant plus probant qu'il est évident pour tous que les facultés cognitives du singe sont bien supérieures à celles de l'araignée. On pourrait d'ailleurs penser que l'environnement n'y joue, et n'y a jamais joué, aucun rôle puisque qu'il est *a priori* identique pour les deux espèces, qui cohabitent dans le même écosystème. La faille dans ce raisonnement serait bien évidemment de considérer que les deux espèces perçoivent et interagissent avec cet environnement de la même manière. Or, l'araignée — malgré ses 8 yeux — a une vision bien moindre que celle du singe ; son sens du toucher se résume à capter les vibrations de sa toile alors que le singe est capable de préhension ; etc. La théorie écologique défend l'idée que les capacités cognitives du singe se sont développées en réaction à l'accroissement de ses capacités perceptives et interactionnelles, et ce par le biais d'une adaptation constante à son environnement. En d'autres termes, au fil d'une innombrable série de « cycles » évolutifs, le singe a vu sa perception de l'environnement s'accroître et a su tirer partie des nouvelles informations qu'il pouvait en extraire pour améliorer sa condition et ainsi pérenniser ces évolutions. Pourquoi l'araignée n'a pas suivi le même chemin ? La réponse se trouve dans le concept de l'économie cognitive. Les probables mutations qui ont touchées l'araignée, statistiquement similaires à celles du singe en terme de fréquence et d'effet, n'ont pas permis d'améliorer significativement sa condition. En conséquence, elles ne se sont donc jamais imposées dans son patrimoine génétique.

La théorie écologique ne cherche pas à expliquer comment ou pourquoi certaines espèces ont su mieux se développer que d'autres mais elle prétend que chacune est parfaitement adaptée à son environnement.

L'application de cette approche à l'Homme soutient qu'à l'instar de n'importe quelle autre créature, chacune de ses capacités, du plus vieux de ses réflexes à son extraordinaire intelligence, ne repose pas sur un ensemble de traitements complexes et de manipulations laborieuses mais reflète simplement une incroyable adaptation à l'environnement complexe dans lequel il évolue.

Le modèle mémoire-prédiction de Jeff Hawkins, une modélisation moderne du néocortex présentée dans la section suivante, illustre parfaitement cette idée.

1.5 Le modèle mémoire-prédiction de Jeff Hawkins

Même s'il ne se revendique pas de l'approche écologique, Jeff Hawkins est pourtant l'auteur d'un modèle qui défend de manière percutante l'idée d'une cognition simple et naturelle.

De son propre aveu, Hawkins s'est trouvé récemment fort frustré de constater l'absence des « robots intelligents » dont on disait il y a 20 ans qu'ils peupleraient notre planète et simplifieraient notre vie à l'aube du XXI^{ème} siècle.

Il se penche alors sur l'intelligence robotique dans le but initial d'en constater les récents progrès. Déçu par le manque de résultats de l'intelligence artificielle, qu'il juge sclérosée par un mode de pensée figée et des raisonnements archaïques, il prend l'initiative de renouveler

l'approche de l'intelligence en se basant sur une vision moderne du cerveau humain et en intégrant les dernières avancées de la neurobiologie et de l'imagerie médicale.

Le modèle qui en résulte, HTM (*Hierarchical Temporal Memory*) [Hawkins & Blakeslee(2004)] propose une modélisation originale et biologiquement plausible du néocortex. Ce modèle décrit un système extrêmement perfectionné mais au fonctionnement relativement simple. Ses principaux résultats sont décrits dans les paragraphes suivants.

1.5.1 À propos de l'intelligence

Dans son ouvrage « On intelligence » [Hawkins & Blakeslee(2004)], Hawkins propose une compréhension nouvelle du fonctionnement du cerveau humain.

L'aveu écologique

Son hypothèse est d'une surprenante simplicité : le néocortex est l'unique siège de l'intelligence ; son rôle est d'extraire et de stocker des séquences de l'environnement, pour ensuite s'en servir ultérieurement à travers la prédiction.

Sa théorie entière repose sur le fait que l'environnement dans lequel nous évoluons est un environnement fortement structuré et hiérarchisé. Que ce soit dans l'espace ou dans le temps, l'univers — et *a fortiori* notre environnement quotidien — obéit aux mêmes lois, du niveau microscopique au niveau macroscopique. Il abrite de ce fait de nombreuses régularités, que l'on peut observer sur la matière comme sur les être vivants, végétaux ou animaux, et dont la connaissance et l'exploitation sont extrêmement bénéfiques d'un point de vue évolutif. Bien sur, certaines de ces régularités sont évidentes pour tout être humain depuis la nuit des temps : le cycle du jour et de la nuit ou l'alternance des saisons, le fait que les objets tombent, etc. D'autres, sont apparues, ou plutôt ont été capturées par l'Homme, plus récemment : la météorologie, la gravitation universelle, etc. Enfin, certaines relèvent de la science moderne : la climatologie, la théorie de la relativité, etc.

Le cerveau est donc une structure qui a vocation à rendre compte de cette organisation en acquérant et en conservant un modèle mental de notre environnement. Bien évidemment, cette vision du cerveau est bien connue et ne renouvelle en rien l'idée que l'on se fait de son utilité. L'intuition d'Hawkins est que cette définition se suffit à elle-même et que l'intelligence ne dépend pas d'une réorganisation particulière ou de traitements complexes appliqués à ce modèle mental. Les structures de l'environnement, qu'il appelle « invariants », sont capturées telles quelles. Il n'est pas nécessaire pour le cerveau d'adapter la perception de l'environnement à ses structures neuronales car ces dernières sont en fait adaptées à leur représentation de manière naturelle.

Tout l'enjeu est de comprendre de quelle manière le cerveau capture l'environnement, et comment il exploite ensuite ces connaissances pour créer l'intelligence.

La mémoire des séquences

Selon Hawkins, les invariants que le cerveau a pour but de capturer sont d'ordre temporel, de manière intrinsèque ou par le biais de la perception. Cela signifie que même les structures spatiales sont perçues comme des structures temporelles. Pour mieux comprendre comment, posons nous la question : « Comment suis-je capable de me repérer chez moi, ou dans un bâtiment qui m'est familier ? ».

Contrairement à une idée reçue, le cerveau ne dispose pas d'un plan mental de l'endroit, à partir duquel il est capable de calculer des itinéraires, à la manière d'un logiciel de navigation. En fait, il représente chaque lieu que nous connaissons d'une manière subjective, c'est à dire comme une succession de vues qui correspondent aux itinéraires que nous empruntons lorsque nous le parcourons habituellement. Ce fonctionnement est confirmé par deux expériences bien connues de la psychologie. La première demandait à des étudiants de mémoriser des cartes au trésor, qui représentaient toutes une île comprenant un ensemble de chemins, de pièges, et bien évidemment, l'emplacement d'un trésor. Lorsqu'après mémorisation, on plaçait « virtuellement » les étudiants sur la plage, et qu'on leur demandait de situer le trésor, le temps de réponse était proportionnel à la distance entre la plage et l'emplacement du trésor, différent pour chaque carte. Il s'avéra qu'inconsciemment les étudiants se déplaçaient mentalement sur l'île, de la plage jusqu'au trésor. Une deuxième expérience consistait plus simplement à demander à des étudiants de 1^{ère}, 2^{ème} et 3^{ème} année d'évaluer mentalement la distance de leur dortoir jusqu'au réfectoire. On s'aperçut que cette distance était statistiquement sous-évaluée chez les étudiants de 1^{ère}, relativement correctement évaluée chez les étudiants de 2^{ème}, et largement surévaluée chez les étudiants de 3^{ème} année. L'explication de ce phénomène est considéré comme une preuve que le cerveau raisonne à partir de chemins, et ne possède pas une vue objective sur les lieux. Plus les étudiants ont l'habitude de ce trajet, plus ils en ont emmagasinés de détails (bosquets, panneaux, croisements, lieux où ils ont vécu une expérience personnelle). Les étudiants de 3^{ème} année qui effectuent mentalement le trajet se remémorent donc plus de points « intermédiaires » et imaginent en conséquence le trajet bien plus long que ce qu'il n'est réellement.

Pour revenir au sujet qui nous occupe, ces expériences montrent que si l'information est spatiale, le fait de la percevoir subjectivement¹⁸ la transforme en une information temporelle. Pour pouvoir retirer un avantage de ces régularités temporelles, le cerveau doit en permanence être en mesure de prédire ce qu'il est susceptible d'arriver.

Son rôle est donc de capturer des séquences basées sur l'observation de l'environnement. Parallèlement, il prédit en permanence, en fonction de l'observation de la situation à l'instant t et de ses connaissances, les états de l'environnement à l'instant $t + 1$.

Ces traitements sont orchestrés à différents niveaux d'observation et de conscience. En effet, le cerveau traite d'informations provenant de différentes afférences sensorielles. De plus, il est capable de traiter aussi bien de détails — « Tiens, ma clé ne rentre pas facilement dans la serrure ce soir. » — que d'informations évidentes — « Tiens, ce n'est pas mon appartement ». La majeure partie du temps, les prédictions du cerveau sont vérifiées, ce qui prouve que l'environnement présente effectivement des régularités. Cependant, dans certains cas, elles sont incorrectes. Cela peut venir soit d'une situation nouvelle soit d'un changement dans le comportement de l'environnement. Dans ce cas, il met en œuvre un processus conscient d'apprentissage afin d'apprendre ou de réviser ses croyances. Une illustration de ce fonctionnement est que nous pouvons effectuer de nombreuses tâches sans en avoir conscience, du moment qu'elles nous sont familières, mais une situation étrangère ou curieuse, une réaction inhabituelle de l'environnement, éveille toujours notre attention.

Si dans la section précédente, nous avons illustré les régularités temporelles par des exemples relevant de découvertes scientifiques, la plupart de ces régularités ne sont pas aussi explicites. Ainsi, le simple fait d'ouvrir une porte nécessite de nombreuses prédictions, lesquelles sont inconsciemment confirmées dans la plupart des cas — du moins tant que la porte n'a pas décidé de changer de comportement face à nos interactions.

¹⁸Et non intégralement comme un oiseau pourrait le faire dans le cadre du deuxième exemple

Quelle place occupe alors l'intelligence dans ce comportement si « trivial » ? Prédire le comportement de la porte lorsqu'on l'ouvre ne traduit pas *a priori* une intelligence hors du commun. On peut par contre parler d'intelligence lorsque la situation est nouvelle mais que l'ensemble de nos connaissances, moyennant transposition, nous permettent de l'aborder sans commettre d'erreur. Par exemple, on peut penser qu'une personne est intelligente lorsqu'elle arrive à se sortir d'une situation critique¹⁹. Ce genre d'aptitude, que l'on explique habituellement par la faculté d'élaborer des plans, d'imaginer des stratégies et de se projeter dans une idée, n'est finalement (selon la vision débattue dans cette section) qu'un transfert de connaissances d'un contexte à un autre.

Un deuxième exemple d'intelligence concerne l'anticipation. L'anticipation est incontestablement la première faculté généralement associée à l'idée d'intelligence. L'explication est simplement qu'elle est une des conséquences les plus directes de la prédiction²⁰. Tout ce qui peut apparaître comme une menace, un danger ou un obstacle peut facilement être combattu s'il est anticipé. L'Homme doit par dessus tout à l'anticipation sa place sur l'échelle de l'évolution : anticipation du comportement de ses prédateurs lorsqu'il était encore un australopithèque, anticipation des rythmes de la nature lorsqu'il a inventé l'agriculture, ou bien encore aujourd'hui anticipation constante de ses besoins, etc.

Si la vision de Hawkins du néocortex comme une machine à prédire n'est pas partagée par l'ensemble de la communauté scientifique, nous allons voir dans la section suivante qu'il s'agit objectivement d'une machine extrêmement bien pensée pour cette tâche.

1.5.2 Le néocortex : une machine à prédiction

Pour comprendre comment ces principes sont biologiquement mis en œuvre, nous devons d'abord approfondir nos connaissances sur la structure du néocortex.

Le néocortex contient horizontalement six couches, clairement identifiées par les neurones différents qui les composent. Il est également divisé verticalement en colonnes, bien que ce découpage soit uniquement fonctionnel. Dans les années 1950, Vernon Mountcastle avait observé que la connectivité des neurones n'était pas uniforme mais qu'elle favorisait horizontalement des amas locaux. Ainsi, sur l'ensemble des six couches, on distingue que les neurones possèdent une connectivité très dense avec les neurones des couches supérieures ou inférieures — si elles existent —, mais par contre, pas ou peu de connexions avec les neurones voisins sur la même couche.

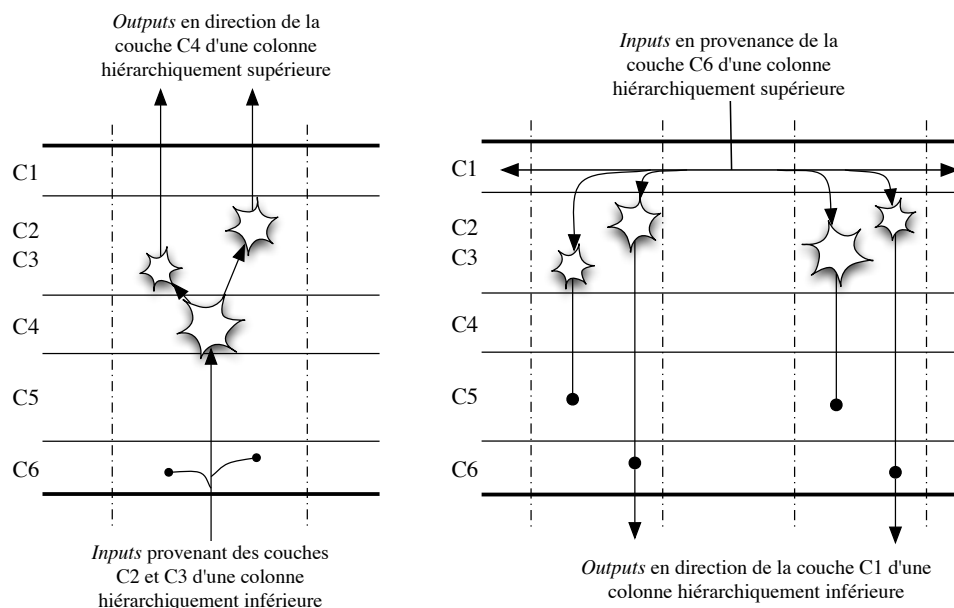
L'information circule donc verticalement dans le cortex, à travers les colonnes. L'étude des connexions entre les neurones d'une même colonne et des connexions entre les neurones de différentes colonnes permettent de formuler deux affirmations :

- Il existe deux circuits de l'information : les circuits ascendants (voir figure 1.18(a)) et descendants (voir figure 1.18(b)).
- Les colonnes sont organisées de manière hiérarchique.

Le circuit ascendant est relativement simple. L'information en provenance de couches inférieures est « ramifiée » dans les couches C2 et C3 de la colonne puis transmise à une ou plusieurs

¹⁹Par critique, on sous-entend bien évidemment qu'elle n'est pas familière

²⁰Pour Hawkins, prédiction et anticipation sont deux phénomènes bien distincts. Alors que la prédiction est une caractéristique cellulaire de l'organisation neuronale, l'anticipation en est une des observations macroscopiques.



(a) Le circuit ascendant : l'information entre dans la colonne par la couche C4, transite par les couches C3 et C2, puis est transmise à une colonne de hiérarchie plus élevée.

(b) Le circuit descendant : l'information entre par la couche C1 où elle active simultanément des neurones appartenant à plusieurs colonnes. Elle transite par les couches C2 et C3 de chaque colonne puis par les couches C5 et C6. La couche C6 transmet l'information aux colonnes hiérarchiquement inférieures.

FIG. 1.18 – Les circuits ascendant et descendants de l'information dans une colonne néocorticale

colonnes hiérarchiquement supérieures.

Le circuit descendant est un peu plus complexe. Les informations entrent dans la couche C1, la seule couche qui possède une interconnexion dense avec les colonnes voisines. De ce fait, l'information ne rentre pas dans une colonne mais dans plusieurs colonnes voisines simultanément. A travers le circuit descendant, l'information est ensuite transmise aux couches C2 et C3, puis finalement aux couches C5 et C6. La couche C6 communique avec la couche C1 de plusieurs colonnes hiérarchiquement inférieures afin de perpétuer le cycle. Quant à la couche C5, elle assume *a priori* un rôle spécifique, expliqué plus loin dans cette section.

Pour Hawkins, il ne fait aucun doute que la hiérarchisation des colonnes est à l'image de la structuration de l'environnement et que les parcours ascendant et descendant abondent dans le sens d'une reconnaissance itérative des structures complexes et d'une reconstruction réciproquement graduelle des informations.

La couche C5 est en effet très particulière car elle joue un rôle primordial, dans le contexte du sujet qui nous occupe dans cette section. Les neurones des couches C5 de chaque colonne sont reliés au thalamus, qui lui-même est relié en retour aux couches C1. Si ces voies sont bien connues, la fonction du thalamus reste aujourd'hui encore assez confuse. L'hypothèse de Hawkins est que le rôle de cette structure est simplement de renvoyer vers les couches C1 les signaux qu'il reçoit des couches C5 (voir figure 1.19). À première vue, une telle fonction ne paraît pas des

plus indispensables au cerveau mais il est possible que son rôle soit au contraire central dans le traitement des informations. L'information qui est retournée en C1 est certes la même que celle qui a été envoyée par C5 mais avec le délai occasionné par ce traitement trivial.

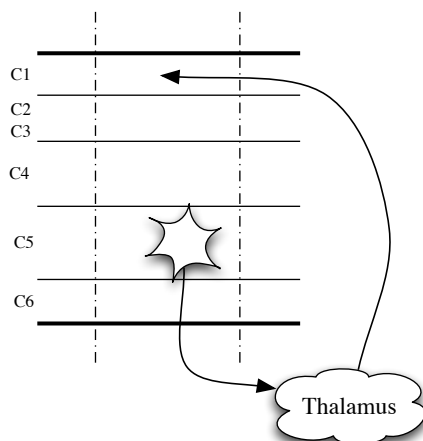


FIG. 1.19 – *Le thalamus est présumé jouer un rôle dans l'apprentissage des séquences*

Si nous reprenons le fonctionnement du traitement descendant de l'information dans les colonnes néo-corticales, nous pouvons donc déduire que l'information présente à l'instant t dans la couche C1 d'une colonne est constituée pour moitié d'informations provenant d'une couche supérieure, et pour moitié d'informations provenant de cette même couche à l'instant $t - 1$.

C'est de cette manière que l'apprentissage et la reconnaissance des séquences est basée sur l'association, dans un contexte particulier fourni par la colonne supérieure, d'une information avec l'information de même nature²¹ immédiatement précédente. Pour illustrer ce concept, Hawkins utilise à plusieurs reprises la métaphore de la chanson. Une chanson connue n'est dans notre cerveau qu'une suite de notes, dont on connaît l'enchaînement dans le contexte de la chanson. Dans cet exemple, la chanson est une information hiérarchiquement plus élevée que la note, et dans ce sens, elle apparaît comme le contexte d'un enchaînement de notes.

La modèle mémoire-prédiction de Jeff Hawkins a fait l'objet d'une implémentation sous la forme d'un modèle hiérarchique de réseaux bayésiens[George & Hawkins(2005)]. Un kit de développement est également distribué par sa société, Numenta²².

1.6 Récapitulatif

Comme le suggère son titre, ce mémoire de thèse est consacré à la modélisation de comportements pour les agents virtuels. Dans cette optique, ce premier chapitre consacré à l'intelligence, la cognition, le cerveau ou encore la mémoire peut sembler quelque peu digressif. En réalité, il nous est apparu indispensable pour que le lecteur puisse comprendre la démarche qui a motivé ce travail de recherche. Les différentes notions qui ont été abordées dans ce chapitre sont autant de

²¹L'information à l'instant $t - 1$ est nécessairement de la même nature que l'information à l'instant t puisqu'elle « appartient » à la même colonne.

²²<http://www.numenta.com/>

points de repères qui permettront désormais au lecteur d'envisager ce travail non pas uniquement du point de vue de l'animation comportementale mais également dans une perspective plus large.

Pour conclure cette partie, nous proposons de commenter le schéma suivant (figure 1.20), qui récapitule l'ensemble des notions du premier chapitre, en y introduisant un début d'interprétation.

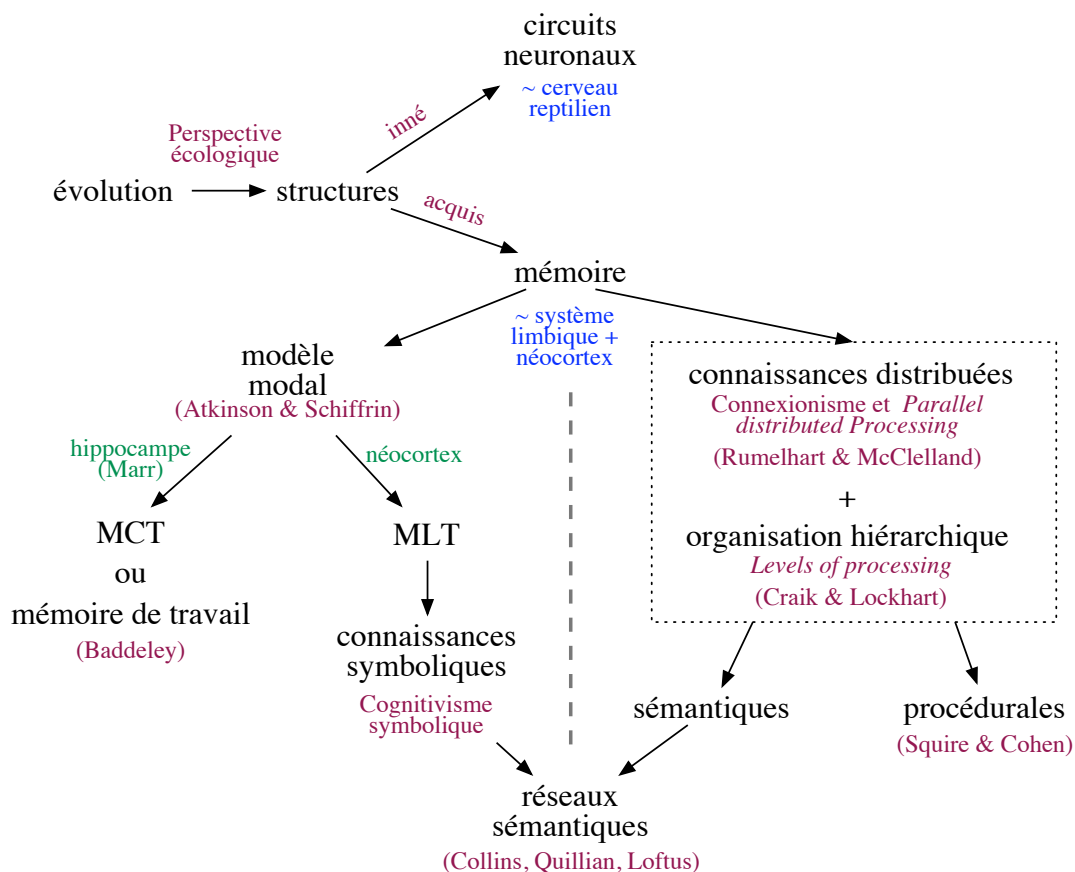


FIG. 1.20 – Schéma récapitulatif du premier chapitre. En bleu et vert les régions où sont supposément isolées certaines fonctions. En rouge, les principales théories qui permettent de justifier le schéma. La ligne pointillée marque la séparation des points de vue entre la vision cognitive (à gauche) et la vision connexionniste (à droite).

Comme le prône l'approche écologique, des centaines de milliers d'années d'interaction de l'espèce humaine avec son environnement ont façonné des structures qui lui ont permis de s'adapter et d'assurer sa pérennité. À travers la moëlle épinière, les structures corticales et subcorticales associées au cerveau reptilien, des circuits neuronaux fournissent à l'Homme un ensemble de fonctions vitales, de réflexes et de comportements immuables que l'on regroupe sous le terme d'innés. L'évolution a également vu l'apparition de structures flexibles, que l'on retrouve dans le système limbique et le néocortex, et qui permettent à l'Homme d'acquérir des connaissances de son vivant, à partir de son expérience. Le terme de mémoire désigne l'ensemble de ces structures sensibles à l'apprentissage.

Deux visions s'affrontent lorsqu'il s'agit de comprendre, définir ou modéliser la mémoire hu-

maine.

La vision cognitiviste symbolique est une vision avant tout computationnelle, que l'on peut comparer métaphoriquement à un ordinateur. Elle perçoit les connaissances comme autant de briques de données, que l'on peut mémoriser tels des fichiers sur un support de stockage. Le modèle modal d'Atkinson et Schiffrin, qui prévoit la séparation de la mémoire en mémoire à court terme (MCT) et mémoire à long terme (MLT), est parfaitement adapté à cette vision. La MCT, ou mémoire de travail selon Baddeley est une mémoire volatile — on peut comparer la MCT à la mémoire RAM de l'ordinateur — où sont manipulées des informations en provenance des sens, de la MLT, ou des deux à la fois. La MCT est considérée comme le siège de la cognition et, comme on le découvrira dans le chapitre suivant, comprendre la nature de ces manipulations représente tout l'enjeu de l'intelligence artificielle. La MLT est une mémoire permanente, que l'on peut assimiler à un disque dur. Les connaissances qui y sont stockées sont des représentations symboliques des objets et des événements de l'environnement. Ces connaissances sont organisées sémantiquement et sont reliées par de nombreuses relations, sous forme de réseaux sémantiques. Enfin, selon Marr, la MCT est localisée dans l'hippocampe et la MLT dans le néocortex. Des processus de transformation et de conversion permettent de rendre compatibles les informations modales de la MCT et les informations symboliques de la MLT.

La vision connexionniste considère que les connaissances sont distribuées dans la mémoire, comme le soutient la théorie du traitement parallèle distribué de Rumelhart et McClelland. Les connaissances sont exclusivement basées sur les informations sensorielles. Bien que distribuées, les connaissances bénéficient toutefois d'une organisation hiérarchique, qui permet à des connaissances de degré sémantique différents de coexister dans la mémoire. Cette organisation peut être envisagée physiquement, à travers les différentes aires corticales, ou logiquement, à l'instar de la théorie des niveaux de traitement de Craik et Lockhart, comme une pile de couches où le degré sémantique est proportionnel à la profondeur de la couche sur laquelle ces informations sont stockées. Si la vision connexionniste considère la distinction entre MCT et MLT hasardeuse, elle est en revanche parfaitement compatible avec la séparation entre mémoire procédurale et mémoire sémantique de Squire et Cohen. Deux types de connaissances cohabitent en mémoire. Les connaissances procédurales regroupent tout ce qui a trait à l'action, l'interaction ou le comportement. L'apprentissage de telles connaissances repose sur un *feedback* fourni par l'environnement ou par l'individu lui-même. Les connaissances déclaratives échappent à ce mode de fonctionnement. Elles concernent tout ce qui n'a pas de rapport à l'action et sont en conséquence apprises de manière non supervisée et souvent non intentionnelle. Pour finir, on notera également que la mémoire sémantique, même si elle n'est pas symbolique, est tout de même compatible avec la notion de réseau sémantique car de nombreuses relations associent les connaissances les unes aux autres.

Dans ce schéma relativement complet, une question reste en suspens : où se situe l'intelligence ? Plus précisément, l'intelligence est-elle une conséquence aux facultés cognitives, ou bien ces facultés sont-elles autant de moyens de décrire certains aspects de l'intelligence ?

Pour l'approche symboliste, l'intelligence est sans nul doute issue des capacités cognitives de l'être, plus spécifiquement de processus cognitifs qui manipulent explicitement des symboles dans la MCT. Dans le but de créer des machines intelligentes, des modèles cognitifs s'attachent à décrire et modéliser ces processus.

L'approche écologique amène un changement de perspective en considérant les facultés cognitives comme une conséquence de l'intelligence. Quelle est l'origine de l'intelligence dans ce cas ? De l'adaptation de l'être à son environnement, catalysée par un processus d'évolution. À travers l'adaptation, l'intelligence désigne la faculté de tirer partie de son environnement pour améliorer ses conditions. Cela suppose que l'individu connaisse ou puisse apprendre à connaître cet environnement, d'où le rôle de la mémoire. Le modèle de Hawkins illustre à merveille ce principe. Hawkins pousse l'interaction entre l'environnement et l'être à son paroxysme. Il considère la mémoire comme un système certes perfectionné, mais dont la finalité ne consiste qu'à capturer des séquences afin d'être en mesure de prédire en permanence les situations à venir. Selon lui, ce fonctionnement permet, à un plus haut niveau d'abstraction, d'expliquer de nombreuses facultés cognitives. La curiosité elle-même résulte de la vocation de la mémoire à apprendre automatiquement tout ce qu'elle ne peut prédire correctement.

Enfin, l'approche connexionniste soutient un point de vue similaire en considérant que l'intelligence ne réside pas dans les facultés cognitives mais dans les connaissances elles-mêmes. Les représentations possèdent en effet un pouvoir intrinsèque, et les processus cognitifs sensés les manipuler ne relèvent ni d'une réalité biologique, ni d'une justification fonctionnelle. Un deuxième argument des modèles connexionnistes consiste à dire qu'étant basés sur l'interaction de particules élémentaires, en l'occurrence les neurones, ils sont plus à même de voir émerger des formes d'intelligence comme c'est le cas pour les colonies d'insectes sociaux.

Aujourd'hui encore, deux opinions en apparence contradictoire s'opposent. D'un côté il est clair que l'adaptation et la complexité de l'environnement jouent un rôle prépondérant dans l'apparition de l'intelligence. D'un autre côté, l'aptitude au raisonnement symbolique de l'Homme et de certains grands mammifères est à l'origine d'une intelligence très largement supérieure aux autres espèces. Dès lors, est-il possible de créer une créature intelligente sans pour autant la doter de capacités symboliques ?

Avant de répondre à cette question, nous nous intéressons dans le chapitre suivant aux créatures virtuelles, et plus particulièrement comment les différentes approches dont nous avons parlé ont inspiré les domaines de l'intelligence artificielle, de la vie artificielle et de l'animation comportementale.

2

Personnages autonomes en environnement virtuel

La simulation comportementale, présentée dans la section 2.1, est une discipline récente faisant partie de l'animation et astreinte à la recherche des comportements pour les créatures et les personnages qui peuplent les environnements virtuels. Ces agents doivent être avant tout réalistes et accomplir de manière autonome des objectifs assignés par l'animateur. Pour ce faire, ils possèdent un contrôleur, en charge du mécanisme de sélection de l'action (section 2.2). En s'inspirant de disciplines variées, les agents de l'animation comportementale mettent en œuvre différentes approches : on trouvera, des sections 2.3 à 2.5, les agents délibératifs, réactifs, évolutionnistes et hybrides. Nous remarquerons que si les agents hybrides montrent aujourd'hui les meilleures capacités d'interaction, certaines faiblesses, et plus particulièrement l'héritage de la vision cognitiviste, rendent délicate la modélisation des facultés cognitives. Dans la section 2.6, nous nous intéresserons à l'application de la vision écologique aux agents virtuels. Pour mieux comprendre le rôle de l'environnement dans le comportement des agents virtuels, nous présenterons les environnements de l'animation ainsi que les techniques d'adaptation qui sont déjà appliquées avec succès. Enfin, la section 2.7 synthétisera les différents résultats de ce chapitre afin de présenter les objectifs de notre travail de recherche.

2.1 L'animation comportementale

Telle que définie dans [Rodriguez et al.(2001)], « la simulation [ou l'animation] comportementale est une partie de l'animation qui se rapproche des systèmes réels de par son principe de fonctionnement en assignant aux acteurs ou systèmes animés des comportements indépendants. Ces derniers ne seront alors plus régis par un système global gérant le mouvement de tous les acteurs mais par un mécanisme de décision local placé dans chaque individu. La simulation comportementale est donc un moyen de faire interagir de manière naturelle des acteurs en simulant leurs capacités dans un environnement. »

L'animation comportementale est donc une branche de l'animation ayant pour objectif la production de comportements pour les acteurs de l'animation. Pour bien comprendre cette nécessité, il est impératif de cerner préalablement les enjeux actuels de l'animation.

L'animation par ordinateur est elle-même issue de l'informatique graphique, une discipline qui a pour but de produire des images grâce à des moyens informatiques. De la même manière que la photographie a donnée naissance au cinéma, l'animation est apparue dès que les moyens

techniques se sont révélés suffisants. Aujourd'hui, elle occupe une place prépondérante dans la création de films²³, de jeux vidéos, d'applications de réalité virtuelle (visites virtuelles de villes ou de lieux historiques, communautés virtuelles, simulations d'entraînement, etc.).



(a) Le film d'animation « Mulan » de Disney.



(b) Le jeu vidéo « Les Sims 2 » de Electronic Arts.



(c) L'environnement virtuel du jeu en ligne « Second Life ».



(d) La simulation d'entraînement *Firefighter Training* (IRIT).



(e) Visite virtuelle de la ville de Grenoble (Artesia).



(f) Visite virtuelle de la cité des sciences et de l'industrie (IRISA).

FIG. 2.1 – Quelques exemples d'applications de l'animation : le cinéma d'animation (a), les jeux vidéos (b,c), les simulations d'entraînement (d) ou la visite virtuelle de lieux touristiques (e,f)

Si animation et cinéma relèvent du même esprit, les deux ne sont pas réellement comparables. En effet, l'animation ne consiste pas à animer des images à une vitesse suffisante, mais plutôt à animer des objets et des personnages dans des scènes, le plus souvent en trois dimensions (3D).

Deux acteurs aux rôles bien différents interviennent en animation. L'animateur est une personne physique responsable de la définition de la scène et des personnages. Son rôle exige différents degrés d'implication, ce qui sera largement débattu par la suite. L'utilisateur est aussi une personne physique, observateur objectif de l'animation — du film —, ou bien subjectivement immergé dans la scène par le truchement d'un avatar²⁴ — jeu vidéo, simulation, etc.

Le point crucial de l'animation est donc l'immersion de l'utilisateur. On peut définir ce terme comme la faculté de se projeter virtuellement dans le film, le jeu ou la simulation, en s'imaginant à la place d'un personnage ou de son avatar. Cette immersion dépend bien évidemment de la qualité du rendu graphique des scènes, mais aussi du comportement des figurants ou des personnages non joueurs (PNJ). En effet, il est difficile d'envisager l'immersion de l'utilisateur dans une scène vide ou comportant des personnages non animés. La gestion des figurants et des PNJ nourrit deux préoccupations :

²³Dans les films d'animation mais également dans les films traditionnels, à travers les effets spéciaux.

²⁴Un avatar est tout simplement un personnage virtuel représentant un utilisateur.

- Que ces personnages soient les plus crédibles possible, qu'ils aient un comportement cohérent et réaliste, qu'ils sachent éventuellement interagir avec l'utilisateur.
- Que l'animateur soit délesté au maximum de la charge de créer et gérer ces personnages.

L'animation comportementale répond à ces deux besoins en proposant des méthodes et des outils pour créer des créatures ou des personnages réalistes tout en soulageant l'animateur. La section suivante nous permettra de comprendre comment, à travers la présentation de la notion d'agent.

2.2 Les agents virtuels

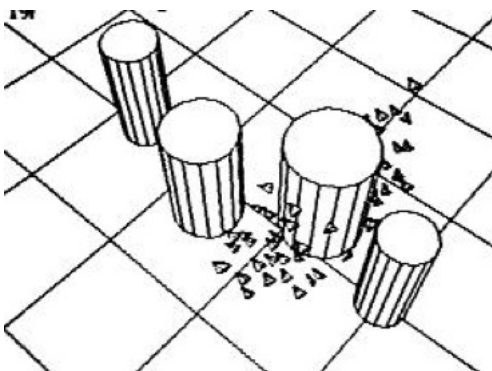
Le terme d'agent est couramment utilisé en informatique et lui trouver une définition qui puisse satisfaire à toutes les disciplines relève de la gageure. Nous retiendrons que pour l'animation comportementale, un agent désigne une créature artificielle autonome. Cette créature artificielle évolue dans un environnement virtuel, dont les propriétés seront énoncées en section 2.6.1, et y est incarnée par une représentation graphique.

Les travaux fondateurs de l'animation comportementale sont ceux de Reynolds et de Terzopoulos.

Craig Reynolds[Reynolds(1987)] a montré qu'on pouvait obtenir un troupeau, une nuée ou un essaim visuellement très réalistes à partir de créatures au comportement individuel très simple. Ses *boids* sont des agents autonomes représentant des oiseaux dont le comportement n'est défini que par trois règles :

1. Évitement des collisions avec les autres *boids*.
2. Alignement de la vitesse avec celle du groupe.
3. Centrage par rapport au groupe.

Une nuée de *boids* donne l'illusion parfaite d'une nuée d'oiseaux volant ensemble (voir figure 2.2(a)). Les *boids* ont été largement utilisés par l'industrie du film, notamment pour le film « *Batman Returns* » de Tim Burton en 1992.



(a) Les *boids* de Reynolds sont très convaincants en groupe.

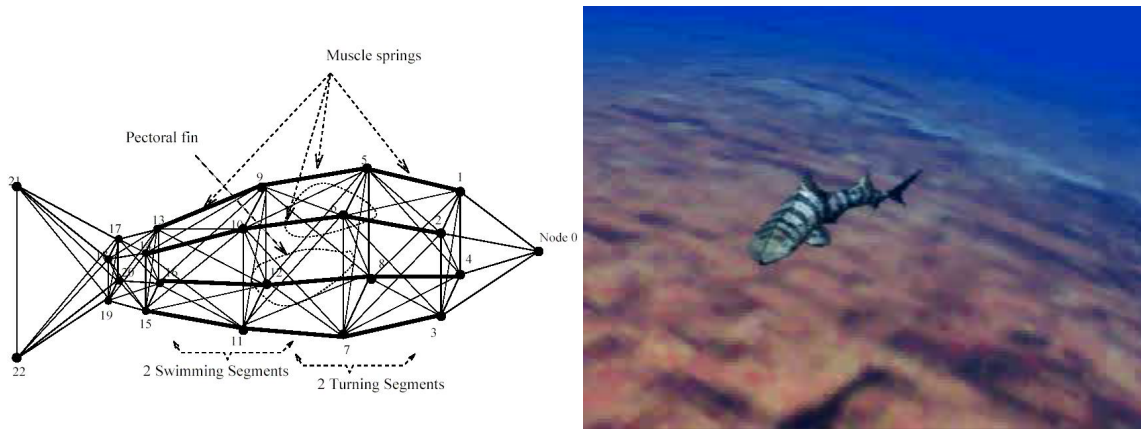


(b) Dans « *Batman Returns* », des centaines de *boids* envahissent les rues de Gotham City.

FIG. 2.2 – Les *boids* de Reynolds et leur utilisation au cinéma

Les poissons artificiels de Demetri Terzopoulos[Terzopoulos & Tu(1994), Tu(1996)] nagent de manière très réaliste grâce à une structure inspirée de la nature (figure 2.3(a)) et la prise en

compte des réactions physiques du milieu liquide (figure 2.3(b)).



(a) Le modèle utilisé pour construire le poisson

(b) Le poisson de Terzopoulos dans son environnement ... aquatique

FIG. 2.3 – Les poissons de Terzopoulos.

En plus de proposer une animation extrêmement crédible, Terzopoulos a posé les bases de la notion de contrôleur comportemental.

2.2.1 Principe de sélection de l'action

Du point de vue de l'animation comportementale, produire le comportement d'un agent revient à définir et modéliser ses interactions avec l'environnement. Selon le modèle général défini dans [Terzopoulos & Tu(1994)], et schématisé dans la figure 2.4, celles-ci sont synthétisées à travers une boucle perception→décision→action. En prenant en compte le principe d'autonomie de l'agent, c'est lui qui est responsable de gérer la perception et l'action. Il a aussi la charge de la phase de décision, ce que l'on résume à travers le terme de sélection de l'action. À cet effet, il est muni d'un système appelé contrôleur comportemental ou contrôleur d'animation.

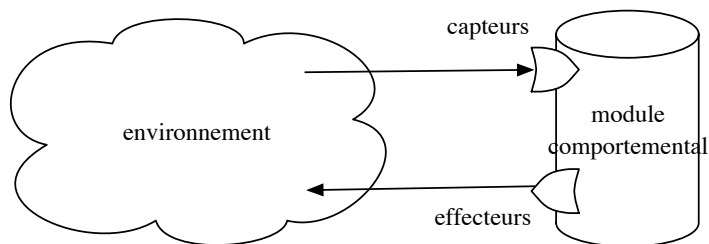


FIG. 2.4 – Le modèle général comportemental tel que défini dans [Terzopoulos & Tu(1994)]. Ce schéma illustre un point essentiel : bien que l'agent soit immergé dans un environnement, il est conceptuellement distinct de celui-ci et il assume la gestion de son comportement de manière autonome, par le biais de capteurs et d'effecteurs.

La boucle perception→décision→action est répétée à l'infini, ou du moins tant que la simu-

lation n'est pas arrêtée. Elle consiste en trois phases :

La phase de perception consiste à extraire des états de l'environnement et les transformer en valeurs exploitables. Pour ce faire, l'agent est muni de capteurs plus ou moins spécialisés dans l'extraction de caractéristiques perceptives particulières. On trouve des capteurs réalistes comme des capteurs de vision qui reprennent le fonctionnement de l'œil ou des capteurs de collision qui simulent le sens du toucher. À l'inverse, on peut utiliser des capteurs imaginaires comme un capteur de position absolue dans l'espace, un capteur de distance à un objet particulier, etc.

La phase de décision a pour but de prendre en compte la perception, et les éventuelles informations internes à l'agent, afin de proposer une action.

La phase d'action est prise en charge par des effecteurs. Ils agissent dans l'environnement en traduisant chaque action décidée par le processus de décision en un changement d'état dans l'environnement.

Ce principe de fonctionnement, largement inspiré du fonctionnement du système nerveux (voir notamment la section 1.2.3), est commun à tous les agents de l'animation comportementale. La partie perception modélise les afférences sensorielles et la partie action le contrôle moteur. Entre les deux, la phase de décision simule l'ensemble des traitements mentaux de l'agent. Cette phase est cruciale dans le sens où elle définit implicitement les capacités cognitives de l'agent. En effet, de la même manière qu'il existe différentes interprétations des processus cognitifs, plusieurs techniques permettent d'instancier la phase décisionnelle, comme on le verra dans les sections suivantes.

Relativement récente, la discipline de l'animation comportementale n'a pas tardé à s'inspirer de techniques existantes dans d'autres domaines : l'intelligence artificielle, qui faisait déjà des simulations pour tester les comportements de ses robots, et la vie artificielle.

2.3 Les agents délibératifs

Les agents délibératifs, également appelés cognitifs, sont issus des premiers travaux de l'intelligence artificielle (IA). Bien qu'initialement destinés à la résolution de jeux — comme les échecs — ou au diagnostic — à l'aide des systèmes experts —, la transposition à l'animation ne fût pas difficile. Preuve de leur intégration, les agents délibératifs sont aujourd'hui encore majoritairement utilisés dans les jeux vidéos.

La caractéristique principale des agents délibératifs est l'importance centrale du processus de décision. Synthétiquement, ils sont capables d'évaluer toutes les situations avant de choisir la meilleure action. Pour comprendre leur fonctionnement, il est nécessaire de replacer l'agent délibératif dans son contexte. Au début des années 1980, lorsqu'apparaît le besoin de doter des agents — ou des robots en l'occurrence — de comportements autonomes, l'imitation des structures du cerveau humain s'impose naturellement. Or, à cette époque, le fonctionnement du cerveau est encore assimilé à celui d'un ordinateur et les seuls modèles de cognition ou d'intelligence existants sont ceux de l'intelligence artificielle. La conception des premiers contrôleurs est donc largement d'inspiration cognitiviste (voir section 1.3.2). L'agent délibératif est en quelque sorte une machine de Turing. Pour résoudre les tâches que l'animateur lui assigne, il manipule des buts explicites et embarque des représentations internes symboliques de son environnement afin de concevoir des plans de manière algorithmique.

Schématiquement, le module comportemental issu de l'IA se présente comme une boucle horizontale (voir la figure 2.5 ci-dessous).



FIG. 2.5 – L'architecture comportementale traditionnelle de l'IA, également appelée SPA (*sense, plan, act*) dans le domaine de la robotique.

Pour chaque itération, les couches sont traitées séquentiellement. La perception immédiate est à la fois confrontée et fusionnée à une modélisation interne et symbolique de l'environnement afin de déterminer la situation de l'agent. Cette situation est ensuite utilisée pour vérifier l'achèvement des buts de l'agent, puis calculer ou mettre à jour la série d'actions — le plan — nécessaires à la résolution des tâches. Enfin, le plan est réalisé par action sur les effecteurs.

Ce processus peut s'avérer très long car la modélisation et la planification, entre autres, sont des algorithmes coûteux, difficiles à maintenir en temps constant, et qu'il est nécessaire de relancer intégralement à chaque itération. Si les algorithmes de l'intelligence artificielle apparaissent comme efficaces dans les systèmes experts et permettent de battre certains êtres humains dans les simulations d'échecs, leur intégration dans un agent ou un robot trouve rapidement ses limites.

2.4 Les agents réactifs

Au milieu des années 1980, l'idée d'un cerveau fait à l'image de l'ordinateur commence à s'effriter au profit d'une vision basée plus vraisemblablement sur l'interaction et l'émergence. C'est dans ce cadre que Marvin Minsky, un psychologue cognitif, publie son célèbre ouvrage « *The Society of Mind* », dans lequel il prône une décomposition modulaire de l'intelligence[Minsky(1985)]. Selon lui, l'intelligence pourrait émerger de l'interaction de processus simples et spécialisés qu'il appelle agents (et qui n'ont pas de lien avec les agents de l'animation comportementale).

Quelques années plus tard, Rodney Brooks critique le manque de réactivité des modèles délibératifs, ce qui restreint sévèrement leur intégration dans des robots par exemple. Il considère en outre que l'intelligence ne peut pas émerger du raisonnement et de la planification mais plutôt que l'apparence d'une planification ou d'un raisonnement émerge du comportement intelligent dans un monde complexe[Brooks(1991a)]. Il pense également que la meilleure représentation de l'environnement est l'environnement lui-même[Brooks(1991b)] et en ce sens, est contre toute idée de représentation interne à l'agent. Véritable pionnier de l'animation comportementale, il crée le *behavior-based movement* en définissant son architecture dite de « *subsumption* ».

Pour améliorer la réactivité de ce système, Brooks propose une décomposition horizontale, c'est à dire parallèle. Les couches ne représentent plus des étapes du processus de sélection de l'action mais des comportements indépendants et de complexité variable qui sont en compétition

constante pour le contrôle de l'agent. Chaque comportement autonome est donc dédié à la résolution d'une tâche particulière et est relié à la perception et à l'action.

2.4.1 L'architecture de subsomption : une approche basée sur les comportements

L'architecture de subsomption [Brooks(1986)] est composée de multiples comportements de base, des modules simples et indépendants les uns des autres, représentés par des automates à états finis. L'indépendance des modules a pour but de simplifier l'écriture des comportements mais surtout de rendre l'ensemble réactif. En effet, chaque comportement de base est relié directement à la perception, ce qui permet par exemple à l'agent d'éviter un danger qui surgit. De plus, des registres retiennent les stimuli les plus récents. Chaque comportement accède directement aux informations de l'environnement à travers ces registres et n'a donc pas besoin de les stocker, un agent ne manipule ainsi que des informations correctes — ou à jour.

Lors du fonctionnement du système, tous les modules sont actifs et concourent en parallèle. Décider lequel doit prendre le contrôle de l'agent à chaque instant implique un processus d'arbitrage.

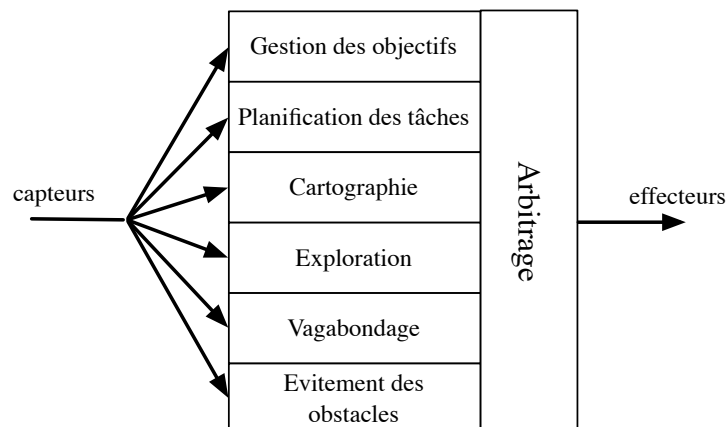


FIG. 2.6 – L'architecture de subsomption de Brooks

De ce fait, les comportements sont organisés en couches, appelées niveaux de compétences. Ainsi, des comportements servant le même but sont assurés de ne pas entrer en concurrence. À l'intérieur d'une couche, les comportements sont hiérarchisés. Les comportements de haut niveau peuvent agir sur les comportements de niveaux inférieurs grâce à deux opérateurs de subsomption. L'opérateur de suppression permet à un comportement de niveau N de remplacer les entrées (sens) de tout autre comportement de niveau $N - i$ par ses propres données afin de contrôler les informations sur lesquelles il travaille. À l'opposé, l'opérateur d'inhibition permet d'intercepter les données en sortie d'un comportement (actions) de niveau inférieur afin d'empêcher leur diffusion. Ces mécanismes reposent sur des canaux de communications entre comportements appelés *wires*.

Un troisième mécanisme issu des premières expérimentations rajoute un *timer* à chaque automate. Cette temporisation permet de définir une fenêtre d'action d'un comportement mais aussi de désactiver temporairement un comportement parasite. En effet, lors des premières applications du modèle en robotique par Connell en 1990, *Herbert*, un robot destiné à ramasser des

boîtes de conserves, était victime d'un problème de caméra. Lorsqu'il avait repéré une boîte et entreprenait de la ramasser, son bras articulé masquait la boîte pendant un court instant, ce qui déclenchait instantanément le comportement de recherche d'une nouvelle boîte. L'ajout de la temporisation a permis de résoudre le problème en désactivant la recherche pendant le ramassage.

La figure 2.7 présente un exemple d'architecture composée de trois niveaux de compétence. On remarque déjà que la couche *wandering* est fortement dépendante des deux autres *collision avoidance* et *exploring*.

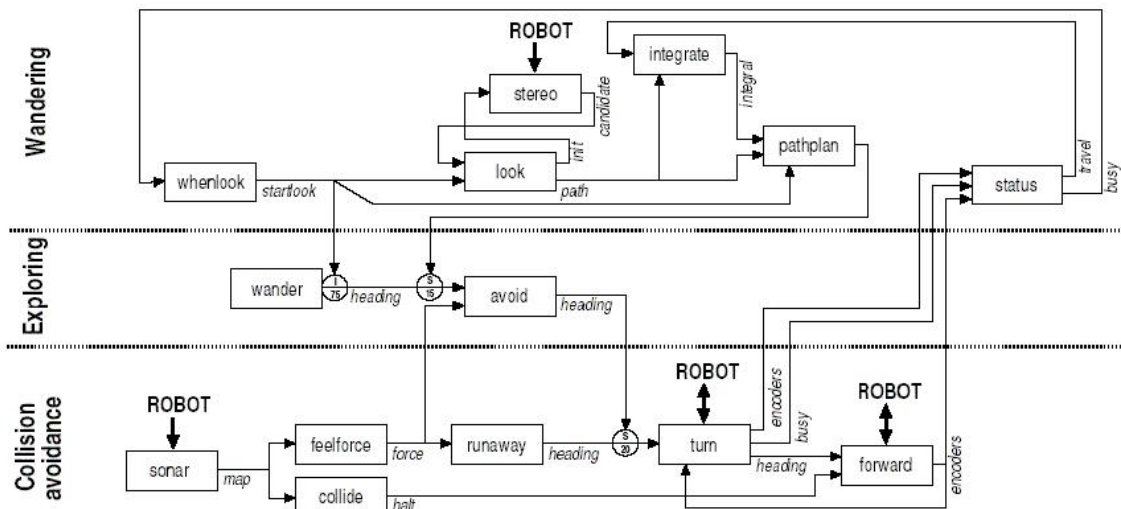


FIG. 2.7 – Un exemple d'architecture de subsumption

Ce modèle a été implanté avec succès sur de nombreux autres robots (voir la figure 2.8) mais a très vite dévoilé quelques points faibles :

- Le manque de modularité due aux interpénétrations des niveaux de compétences rend le système difficile à faire évoluer. En effet, il est très difficile de décrire des comportements totalement indépendants les uns des autres.
- Les problèmes liés à la hiérarchisation des modules au sein d'un niveau de compétence, qui n'est pas toujours triviale.
- La complexité de définir une durée pour chaque opération de subsumption.

De nombreuses approches dérivées de l'architecture de subsumption de Brooks ont été proposées. Si chacune possède une particularité propre, elles ont toutes en commun l'idée qu'un comportement intelligent doit émerger des interactions de l'agent avec son environnement. Parmi les nombreuses propositions, on retiendra les architectures de Mataric et Maes.

L'architecture de Maja Mataric[Matarić(1999)] est basée sur celle de Brooks mais avec quelques retouches et une mémoire locale que ce dernier refusait car il pensait que c'était trahir la réactivité.

L'approche ascendante de Pattie Maes[Maes(1989), Maes(1991)] considère une collection de comportements de base indépendants. La priorité d'un comportement sur un autre n'est pas définie *a priori* mais dépend de sa pertinence dans un contexte donné. Pour cela, les comportements sont en compétition dans un réseau d'activation hiérarchique, dans lequel ils s'activent ou

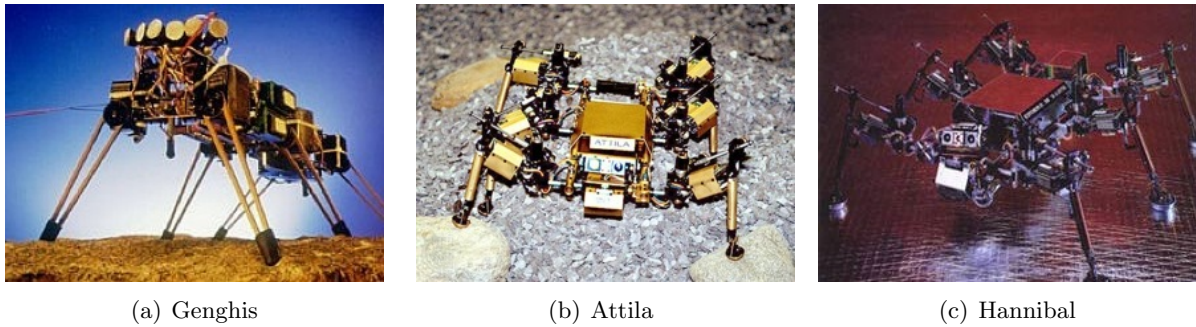


FIG. 2.8 – Les robots de Rodney Brooks.

s'inhibent mutuellement. La figure 2.9 présente un réseau d'activation gérant le comportement global associé à la survie d'un agent, d'un point de vue limité à l'alimentation et à la prédation.

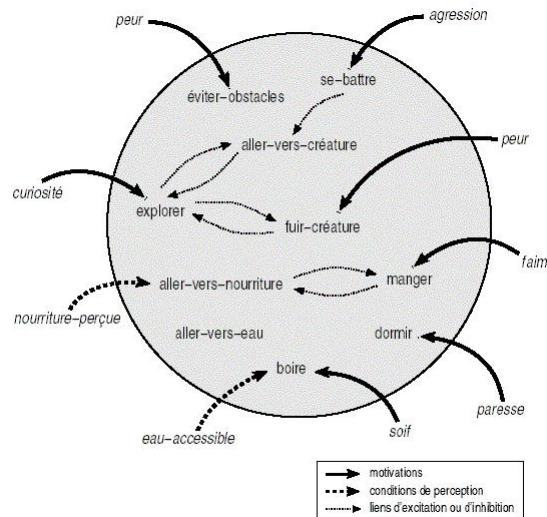


FIG. 2.9 – Un exemple d'architecture ascendante

Selon Luc Steels, le caractère novateur de l'approche de Maes est caractérisé par l'émergence fonctionnelle de l'intelligence [Steels(1991)], celle-ci n'étant pas obtenue par décomposition à l'aide d'un système hiérarchique mais dynamiquement, grâce à l'interaction constante de composants primaires entre eux ou avec l'environnement.

Dans [Steels(1994)], Steels conclue que les approches basées sur les comportements ont créé une passerelle entre l'IA et la vie artificielle. L'intelligence doit être vue comme la conséquence des changements internes occasionnés par l'apprentissage ou l'évolution, entérinée par l'adaptation réussie de l'agent à son environnement. Ce point de vue correspond tout à fait à l'approche évolutionniste, laquelle est décrite dans la section suivante.

2.4.2 Les agents évolutionnistes

Les agents évolutionnistes ne proviennent pas de l'IA mais de la vie artificielle (VA), une discipline ayant pour but d'étudier et de reproduire des mécanismes du vivant en informatique.

Parmi ces mécanismes, il en est un qui est largement exploité par la VA : les méthodes évolutionnistes[Rechenberg(1973), Holland(1975), Goldberg(1989)] sont une application de la théorie de l'évolution par sélection naturelle de Charles Darwin[Darwin(1859)] à la résolution de problèmes. Contrairement aux méthodes analytiques, qui nécessitent de représenter la démarche permettant de trouver une solution, l'approche évolutionniste se contente de décrire le problème puis de laisser la solution émerger par un processus d'évolution simulé.

Fondamentalement, cette description repose sur deux compétences. D'abord la modélisation d'une solution générique. Ensuite, la spécification des contraintes qui permettent de mesurer la pertinence — on parle de *fitness* — de chaque solution par rapport au problème initial.

Après avoir constitué une population initiale de solutions aléatoires, l'application de l'algorithme génétique consiste en deux étapes, répétées jusqu'à l'obtention d'une solution satisfaisante : a) l'évaluation de chacune des solutions de la population ; b) la mise à jour de la population par élimination des solutions les plus faibles et créations de nouvelles solutions par recombinaison des plus adaptées.

Dans le cas de l'animation comportementale, il suffit de considérer le comportement désiré comme la définition du problème, et modéliser un contrôleur générique. Par pression de l'environnement sur les populations successives d'agents, un comportement adéquat doit émerger.

L'intégration de travaux de la VA en animation a été initiée par les travaux de Karl Sims. Des travaux préliminaires[Sims(1991)] sur la production d'images avaient laissé penser que les techniques évolutionnistes répondaient parfaitement à l'attente de l'animation en terme de réalisme. Ses créatures[Sims(1994a), Sims(1994b)], qui font encore référence aujourd'hui, sont basées sur l'évolution génétique de l'agent dans un environnement physique. Il en résulte des mouvements incroyablement réalistes et l'impression d'observer des créatures véritablement vivantes.

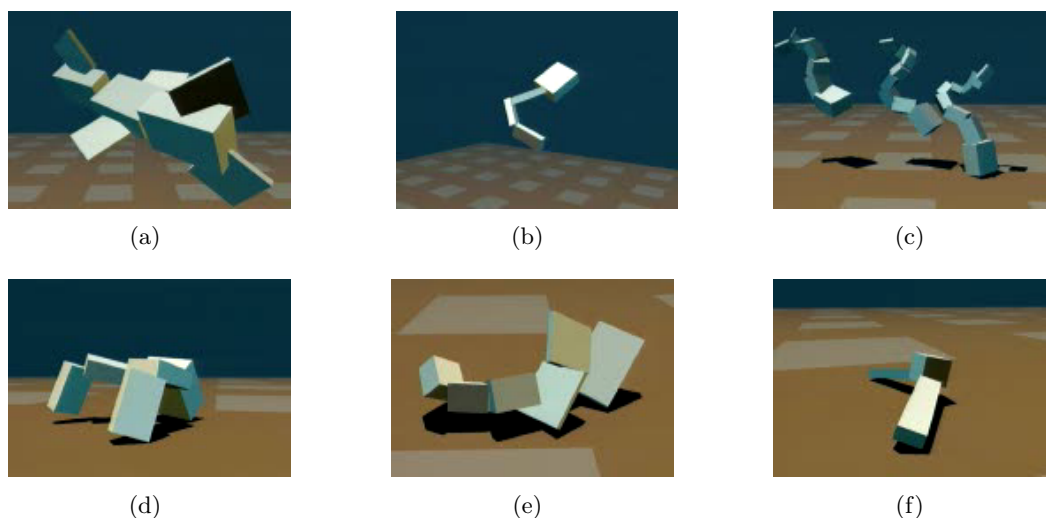


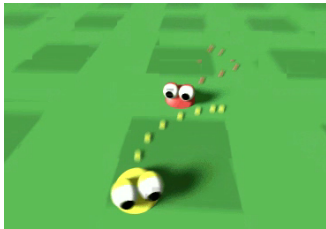
FIG. 2.10 – Les créatures de Karl Sims sont capables de se déplacer aussi bien dans l'eau que sur terre car elles ont évolué dans ce but.

Le même principe d'évolution est alors appliqué à la production du comportement. En plus de fabriquer des créatures qui se déplacent de manière réaliste, on cherche désormais à produire des créatures qui se comportent de manière cohérente. Parmi l'ensemble des techniques compatibles avec l'évolution génétique, deux se sont révélées remarquablement adaptées à la production de

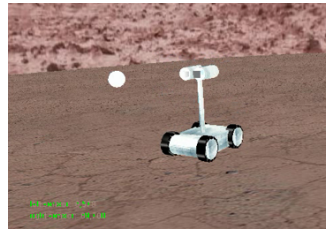
comportements : les réseaux de neurones et les systèmes de classifieurs.

Dave Cliff et Geoffrey Miller[Cliff & Miller(1995), Cliff & Miller(1996)] utilisent l'évolution pour obtenir des comportements simples de poursuite et de fuite (voir la figure 2.11(a)). Les deux créatures sont contrôlées par des réseaux de neurones récurrents entraînés par une évolution génétique. Un point important de ce travail, il s'agit d'une coévolution, ce qui signifie que l'évolution ne concerne pas chaque agent dans son environnement mais les deux agents, l'un par rapport à l'autre.

Durant mes travaux de DEA[Panzoli(2003)], j'ai également eu l'occasion de faire évoluer génétiquement des réseaux de neurones pour le contrôle d'agents sur un plan (figures 2.11(b)) ou dans l'espace (2.11(c)).



(a) Cliff et Miller font coévoluer deux créatures. La jaune doit apprendre à fuir, la rouge à attraper la jaune.



(b) Panzoli fait évoluer un agent contrôlé par un réseau de neurones, qui doit être capable de suivre une lumière.



(c) Une autre créature de Panzoli, utilisant le même type de contrôleur mais étendu à des effecteurs différents.

FIG. 2.11 – *Quelques agents connexionnistes évolutionnistes : le contrôleur est un réseau de neurones que l'on fait évoluer génétiquement.*

Les systèmes de classifieurs[Holland(1975), Goldberg(1989), Wilson(1994)] sont des architectures basées sur les algorithmes génétiques et dédiées à l'apprentissage de règles de type condition→action. Un système de classifieurs contient plusieurs règles, lesquelles sont capables d'évoluer génétiquement. Cette base de règle constitue le contrôleur de l'agent, dans le cadre de l'animation comportementale.

Il existe littéralement des dizaines d'agents contrôlés par des systèmes de classifieurs. Aussi, pour ne pas surcharger inutilement cette partie, je ne présenterai que ceux qui ont été produits dans l'équipe.

Cédric Sanza[Sanza(2001)] (figure 2.12(a)) puis Olivier Heguy[Heguy(2003)] (figure 2.12(b)) ont utilisé des classifieurs pour produire des agents capables d'élaborer des stratégies dans le cadre de jeux de basket ou de football virtuels.

Marco Ramos[Ramos(2007)] (figure 2.12(c)) utilise un système de classifieurs pour reproduire puis étudier des comportements réactifs anticipatifs dans une simulation de chien de berger.

En privilégiant la réactivité et l'adaptation à l'environnement, les agents réactifs et ceux de la vie artificielle ont réduit la phase de décision à son expression la plus triviale, les empêchant jusqu'à aujourd'hui d'atteindre des comportements complexes. L'approche hybride est une tentative de conciliation des avantages des deux approches précédentes.

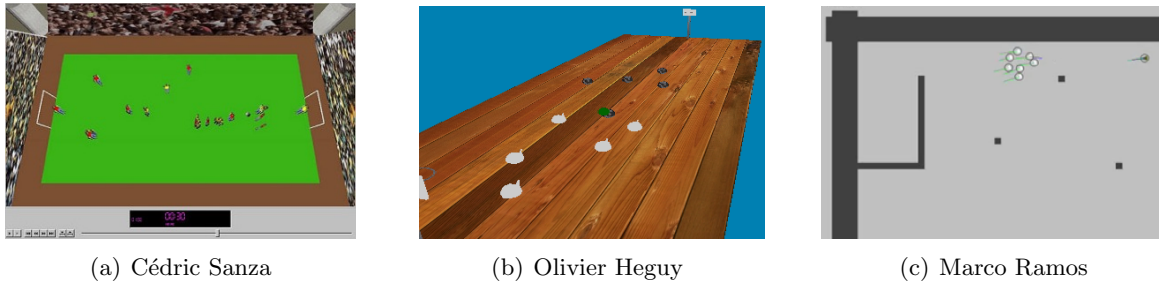


FIG. 2.12 – Quelques créatures évolutionnistes réalisées à l'IRIT.

2.5 Les agents hybrides

Les agents hybrides combinent des propriétés des agents réactifs et délibératifs à travers une architecture qui met l'accent sur la compétition. Fondamentalement, ces agents possèdent des capacités cognitives mais restent capables d'être réactifs ou opportunistes lorsque la situation l'exige.

TouringMachine de Innes Ferguson[Ferguson(1992)] synthétise parfaitement l'architecture classique d'un agent hybride. Comme illustré dans la figure 2.5, il s'agit d'une architecture en trois couches. La couche « haute » reprend celle de l'agent délibératif. Elle contient donc une représentation de l'environnement, et des capacités d'inférences sur les connaissances. La couche « basse » est une architecture réactive typique, comme celle de Brooks. Enfin, une couche médiatrice, appelée séquenceur, arbitre entre les comportements délibératifs et les comportements réactifs. L'agent hybride est capable de planifier une action sur le long terme, en utilisant les connaissances qu'il possède de son environnement, mais il est parallèlement capable de réagir rapidement, lorsqu'il rencontre un danger par exemple.

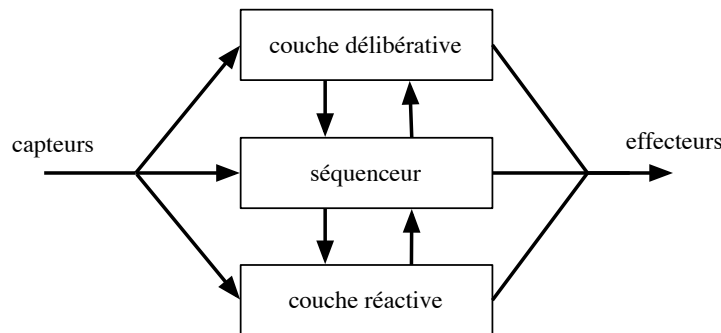


FIG. 2.13 – Le modèle hybride ou TLA (*Three Layers Architecture*) comporte trois couches.

La puissance des architectures hybrides les destine le plus souvent au contrôle d'humanoïdes virtuels. Parmi les résultats les plus significatifs, nous pouvons citer ceux du VR-LAB de Lausanne[Conde & Thalmann(2005)] ou encore les projets SIAMES et BUNRAKU de l'IRISA de Rennes, basés sur l'architecture HPTS[Donikian & Rutten(1995), Donikian(2004)]. L'architecture HPTS, pour *Hierarchical Parallel Transition System*, est elle-même basée sur une architecture de subsomption, mais apporte la hiérarchisation des comportements. Un modèle de mémoire spécifique, le module BCOOL[Lamarche(2003)], gère des représentations de l'environ-

nement sur lesquelles chaque comportement de base est susceptible de s'appuyer.

Dans le cadre du projet V-Man, Stéphane Sanchez [Sanchez(2004), Sanchez et al.(2004)] a conçu l'architecture ViBes (*Virtual Behaviors*), qui propose une décomposition modulaire des compétences de l'agent. Il s'agit d'une architecture hybride traditionnelle dans laquelle différents gestionnaires sont responsables des capacités de l'agent : perception, navigation, décision, communication. Un module de connaissances concentre les représentations de l'environnement, afin que l'agent puisse identifier et manipuler les objets qui l'entourent.



(a) Pour le projet V-Man, des humanoïdes virtuels doivent être capables de se comporter de manière réaliste.

(b) En outre, ils doivent apprendre à manipuler et interagir avec les objets qui les entourent.

FIG. 2.14 – Les humanoïdes du projet V-Man sont contrôlés par l'architecture ViBes.

Tous ces agents ont un point commun : il s'agit fondamentalement d'agents réactifs auxquels on a ajouté des connaissances et des algorithmes permettant d'inférer sur ces connaissances. Ce qui apparaît comme leur point fort peut d'une certaine manière être considéré comme une faiblesse.

2.5.1 La mémoire des hybrides

Outre l'intégration de comportements plus complexes que ceux que l'on trouvait initialement dans l'architecture de Brooks, le point fort des agents hybrides est de posséder une mémoire. Grâce à des représentations internes des objets de leur environnement [Kallmann & Thalmann(1998), Kallmann & Thalmann(2002), Lamarche(2003)], les agents hybrides ont la faculté de les reconnaître, de les manipuler et parfois de les assembler.

Les mémoires des agents hybrides sont toutes, à différents degrés, inspirées des *Frames* de Marvin Minsky [Minsky(1974)]. Les *Frames* représentent les connaissances à la manière des modèles objets. Elles peuvent ainsi être comparées aux classes Java. À l'instar des attributs et des méthodes d'une classe, une *Frame* possède des caractéristiques propres — une chaise a une couleur, une matière, etc. — et des moyens d'interaction — s'asseoir sur la chaise, déplacer la chaise, etc. Deux *Frames* peuvent également être reliées par des relations d'appartenance — une chaise est placée à côté d'une table, une chaise possède quatre pieds, etc. — ou d'héritage — une chaise est un meuble.

L'ensemble des connaissances de l'agent comprend une multitude de *Frames* interconnectées les unes aux autres, mais également leurs instances. Dans la mémoire de l'agent, les *Frames* sont des concepts — table, chaise, meuble, etc. — et leurs instances représentent des objets effectivement présents dans l'environnement — ma chaise en bois, couleur chêne, située dans le salon. Comme pour une classe Java, les attributs sont propres à une instance — chaque chaise a sa propre couleur — mais les méthodes sont communes — on peut s'asseoir sur n'importe quelle chaise.

Cette mémoire symbolique est très pertinente pour modéliser les interactions de l'agent hybride avec son environnement. Il connaît et reconnaît tous les objets de son environnement. En reliant un objet à son concept, il connaît instinctivement toutes les interactions qu'il peut se permettre avec cet objet, et tous les comportements qu'il peut adopter.

D'un autre côté, deux grandes critiques méritent d'être formulées, puisqu'elles représentent en substance le fondement même du travail exposé dans ce mémoire de thèse.

La première s'inscrit dans le contexte de l'animation comportementale. Si cette mémoire est effectivement efficace une fois fonctionnelle, sa création nécessite un travail considérable. En effet, l'agent n'est pas en mesure d'apprendre à reconnaître et utiliser un objet. C'est à l'animateur qu'incombe la tâche fastidieuse de décrire et modéliser chaque objet de manière exhaustive, les interactions auxquelles il peut être soumis, et les relations qu'il entretient avec les autres objets. En corollaire, un inconvénient majeur de la mémoire des agents hybrides est que ce dernier ne peut pas se servir d'un objet s'il n'a pas été préalablement défini, et ceci, même s'il sait se servir d'un objet relativement proche.

La deuxième critique que l'on peut formuler à l'égard de cette vision de la mémoire relève de la psychologie. En effet, il n'a sans doute pas échappé au lecteur que cette vision était une vision purement cognitiviste de la mémoire, Minsky ne s'en étant d'ailleurs jamais défendu.

Dès lors, disserter sur la mémoire des agents hybrides nous renvoie directement au débat de la section 1.3.3 entre connexionnistes et cognitivistes symbolistes. Nous avons provisoirement conclu que la vision symboliste pouvait être appréhendée comme une modélisation commode de l'organisation physique des connaissances, qui est en fait distribuée. Puisqu'il s'agit d'un modèle, il est intéressant de pouvoir en estimer la fidélité. En d'autres termes : cette formalisation permet-elle réellement de rendre compte de toutes les propriétés de la mémoire ?

Nous avons vu en section 1.3.2 comment les cognitivistes associent la cognition à une manipulation de symboles. Les nombreuses critiques à l'égard du symbolisme portent sur la connexion de ces symboles avec le monde réel. En effet, les traitements opérants sur les symboles sont inutiles ou presque si ces mêmes symboles ne font pas directement référence à des objets ou des caractéristiques du monde réel, ce que l'on retrouve sous le nom de « *Symbol Grounding Problem* ». Selon les symbolistes, il suffit pour cela de pouvoir connecter les symboles à l'environnement, à l'aide de capteurs ou de périphériques d'acquisition par exemple, ce qui leur apparaît comme un problème trivial. Pour Stevan Harnad [Harnad(1990)], cela est loin d'être le cas et la connexion des symboles avec le monde est intimement liée à la définition de la cognition elle-même.

Replaçons nous dans le contexte des agents virtuels. Dans le but d'enrichir ses interactions avec les objets de l'environnement, l'agent hybride possède une mémoire où sont stockées et interconnectées des représentations symboliques de ces objets. Ces représentations sont elles-mêmes confrontées continuellement aux objets de l'environnement qu'elles symbolisent, par le biais de filtres ou de systèmes de perception évolués.

Or, rappelons nous que la critique d'une perception complexe est à l'origine même de la théorie écologique! Le point de vue défendu par les écologistes, et présenté en détail dans la section 1.4.1, est que l'adaptation de l'agent à l'environnement est seule à l'origine de ses facultés cognitives. La section suivante est donc logiquement consacrée à l'adaptation de l'agent à son environnement.

2.6 Adaptation de l'agent à son environnement

L'application de la théorie écologique aux agents virtuels est une idée exploitée depuis un certain nombre d'années par l'approche animat.

Le terme animat est une contraction de animal artificiel. Il s'agit d'une créature virtuelle ou robotisée évoluant dans un environnement complexe et dynamique et mettant en œuvre des techniques inspirées des animaux[Meyer & Guillot(1991)]. Fondamentalement, l'animat possède des motivations et des besoins qu'il doit apprendre à satisfaire, grâce à des capacités d'apprentissage[Khamassi(2003)] ou d'évolution[Meyer et al.(2003), Flacher & Sigaud(2005)], et ce malgré une intervention humaine minimale sinon inexistante. Cette approche s'inscrit totalement dans la logique des travaux de Brooks puisqu'elle replace l'interaction au cœur de l'intelligence. Contrairement à l'IA classique, l'approche animat ne vise pas à créer des créatures possédant une intelligence humaine mais plutôt des créatures parfaitement adaptées à leur environnement et possédant les moyens de maintenir cette adaptation.

L'approche animat poursuit des buts différents de l'animation d'acteurs virtuels. Elle s'inscrit dans une réelle volonté de comprendre et de modéliser les processus cognitifs des animaux alors que l'animation ne vise qu'au réalisme factuel des images. De ce fait, malgré un comportement cohérent et convaincant, les créatures de l'approche animat sont trop complexes pour être intégrées par l'animation comportementale. Cependant, il n'est pas vain de penser que ces idées peuvent être transposées, au prix d'une éventuelle simplification. Pour comprendre comment, cette section étudie les propriétés des environnements de l'animation, ainsi que les mécanismes d'adaptation qui y sont utilisés.

2.6.1 Les environnements de l'animation

L'animation comportementale fait intervenir des environnements plausibles et réalistes, à l'instar des créatures qui les peuplent.

De ce fait, ces environnements sont en 3D, ils simulent certaines lois de la physique et éventuellement des effets climatiques. Ils mettent parfois en scène des paysages extérieurs contenant quelques obstacles (arbres, rochers, etc.) ou bien reproduisent des intérieurs présentant une multitude d'objets.

Néanmoins, la complexité de ce genre d'environnement ne provient pas uniquement des objets qui s'y trouvent. La plus grande cause de leur complexité est le fait qu'ils soient dynamiques.

Environnements dynamiques

En effet, en dehors des obstacles et des objets, l'environnement comporte aussi toutes les autres créatures de la simulation : des figurants au comportement automate, d'autres agents autonomes, ou encore les avatars des utilisateurs. Toutes ces créatures ont en commun le fait

qu'elles se déplacent et qu'elles interagissent également avec l'environnement.

Ensuite, il faut prendre en compte le fait que l'environnement est perçu de manière subjective par l'agent. Ainsi, les objets et les caractéristiques sont susceptibles de changer : par exemple, un objet peut se retrouver caché derrière un autre, la nuit peut tomber et rendre invisible les objets et les autres créatures, etc.

Environnements Markoviens

Une autre propriété des environnements, dans le contexte de l'animation comportementale, est de savoir si la perception seule est nécessaire à la sélection de l'action optimale.

Dans un environnement dit Markovien, deux situations perceptuellement identiques impliquent la même action optimale. Dans un environnement non Markovien, il existe des situations ambiguës. Dans ce cas, la sélection de l'action ne saurait reposer uniquement sur la perception de la situation.

La figure 2.15 illustre le problème rencontré par un agent plongé dans un environnement, à la recherche de nourriture — case N ou 1. La perception de l'agent se limite aux huit cases qui entourent sa position. L'environnement *woods* 100 (figure 2.15(a)) contient deux positions ambiguës : V_1 et V_2 . Ces deux états sont perceptuellement identiques mais chacun d'eux implique une action différente. L'environnement *maze* 6 (figure 2.15(b)) est Markovien. Quel que soit la position initiale de l'agent dans le labyrinthe, sa perception est toujours suffisante pour prendre la bonne direction vers la nourriture.

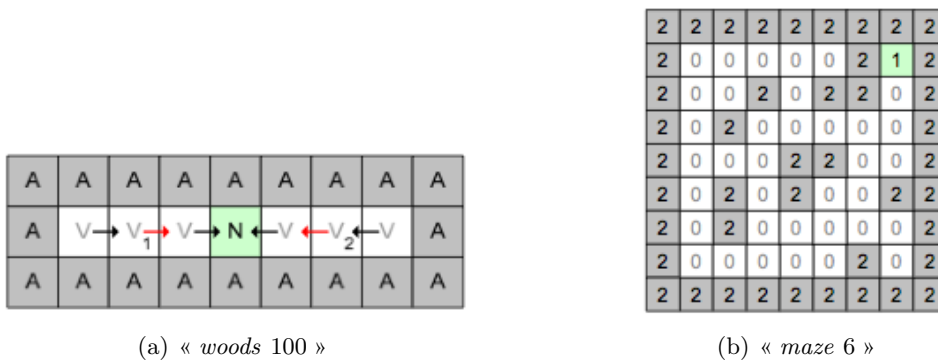


FIG. 2.15 – L'environnement « woods 100 » est non Markovien car il présente deux états ambiguës. L'environnement « maze 6 » est Markovien.

2.6.2 Mécanismes d'adaptation

L'animation comportementale considère des agents immergés dans un environnement. Ces agents sont munis de capteurs et d'effecteurs qui leur permettent d'interagir avec l'environnement selon le schéma de Terzopoulos (figure 2.4, p.60). Des objectifs leurs sont assignés, qu'ils soient simples — survivre dans l'environnement — ou plus complexes — savoir manipuler des objets, utiliser des ustensiles, etc.

La production d'un comportement peut être appréhendée comme la recherche d'une solution optimale dans un espace de solutions potentielles. En animation comportementale, la recherche du comportement est ainsi appelée phase d'exploration, par opposition à la phase d'exploitation lors de laquelle l'agent utilise ses connaissances pour accomplir ses objectifs.

Dans le cas d'une adaptation dite *offline* ou hors-ligne, la phase d'exploration est distincte de la phase d'exploitation. L'agent est adapté avant le début de la simulation. Une fois introduit dans l'environnement, il utilise ses connaissances mais ne peut pas en apprendre de nouvelles.

Lorsque l'adaptation est *online* ou en-ligne, exploration et exploitation sont mêlées. L'agent doit conjointement remplir les objectifs de la simulation tout en apprenant à le faire.

Enfin, on notera que lorsque l'environnement est dynamique, la solution optimale recherchée est susceptible de se déplacer. Le problème d'optimisation n'est plus de trouver cet optimum mais de le suivre²⁵. Généralement, les systèmes adaptatifs sont capables de résoudre un tel problème[Ramos et al.(2006)].

Comme pour l'homme, l'adaptation de l'agent à son environnement résulte d'un mécanisme d'évolution ou d'apprentissage.

2.6.3 L'évolution

D'un point de vue anthropologique, l'évolution est le premier mécanisme d'adaptation adopté par les êtres vivants.

Comme nous l'avons vu dans la section 2.4.2, avec les créatures des Karl Sims notamment, la vie artificielle emploie avec beaucoup de succès une métaphore computationnelle du processus d'évolution darwinien. Dans ce contexte, ce processus s'applique hors-ligne à une population d'espèces, qui sont initialement créées, évaluées durant un cycle de vie, puis sélectionnées (ou non) selon leur aptitude à survivre dans leur environnement ou à accomplir des objectifs prédéterminés. L'évolution est arrêtée lorsqu'une solution acceptable²⁶ est trouvée parmi les individus de la population. Cette solution est ensuite utilisée pour la phase d'exploitation.

L'évolution génétique est généralement restreinte à la production de créatures simples aux comportements rigides. Il est toutefois possible d'employer un mécanisme d'évolution comme méthode d'optimisation pour mettre au point les contrôleurs de créatures plus complexes. Cela étant, lorsque la créature possède un contrôleur flexible et susceptible d'être adapté durant le cycle de vie de celle-ci, on utilise plus avantageusement une procédure d'apprentissage.

2.6.4 L'apprentissage

L'apprentissage s'applique aux agents dont le contrôleur est capable d'être adapté facilement, sans avoir à le reconstruire entièrement, et indépendamment de l'agent lui-même, comme par exemple dans le cas des réseaux de neurones.

Contrairement à l'évolution où l'agent est jugé sur sa performance globale dans la simulation et en un temps donné, l'apprentissage nécessite que l'agent soit capable d'évaluer son comportement à tout instant. Pour cela, il doit être capable d'une part d'extraire des informations de l'environnement et d'autre part de modifier son contrôleur en conséquence. De ce fait, l'appren-

²⁵On retrouve dans la littérature le terme de *extrema tracking*.

²⁶Le concept de solution acceptable est subjectif à l'animateur.

tissage est généralement mené en-ligne.

Suivant les informations que l'environnement met à disposition du système d'apprentissage, on distingue trois formes d'apprentissages :

L'apprentissage supervisé voit l'environnement fournir au système un ensemble de couples $\langle P, A \rangle$ qui définissent, pour chaque vecteur de perception P , la réaction attendue ou idéale A . L'entité bâtit donc son comportement par imitation d'un comportement idéal fourni par l'environnement, assurant un rôle de superviseur. On emploie généralement le terme de *feedback* instructif.

L'apprentissage par renforcement diffère légèrement de l'apprentissage supervisé classique. En effet, au lieu de fournir directement le comportement correct A pour chaque perception P , l'environnement fournit au système une valeur R rendant compte de l'adaptation de l'agent dans l'environnement²⁷. À la charge du système de s'adapter afin de maximiser cette valeur. Par analogie avec le *feedback* instructif, on parle ici de *feedback* évaluatif.

Une caractéristique fondamentale de cet apprentissage est la nécessité d'une exploration active de l'environnement [Sutton & Barto(1998)]. En effet, le signal de renforcement indique à quel point, pour chaque état, une action est cohérente, mais en aucun cas si cette action est la plus pertinente de l'ensemble des actions possibles.

L'apprentissage non supervisé ou auto-organisationnel ne repose pas sur la notion de *feedback*. Le système n'extrait de l'environnement que des vecteurs de perception P .

2.6.5 Généralisation des connaissances

La phase d'exploration a pour but d'adapter le comportement de l'agent à l'environnement. Durant la phase d'exploitation, celui-ci doit tirer parti de ces connaissances pour remplir les objectifs de la simulation. Or, quelle que soit la durée de la phase d'exploration, il est peu envisageable que l'agent puisse être confronté à toutes les situations possibles de l'environnement.

Doit-on en conclure que l'agent ne peut jamais être totalement adapté à son environnement ? Pas nécessairement, si le contrôleur est en mesure de favoriser le transfert des connaissances à de nouvelles situations, ce que l'on appelle la généralisation.

La généralisation permet d'adapter les connaissances de l'agent à un contexte différent de celui qui a prévalu lors de l'apprentissage. Nous verrons dans les chapitres suivants que ce phénomène joue un rôle important dans le comportement des agents.

2.7 Conclusion sur les agents de l'animation : nos objectifs

De nombreuses architectures permettent de contrôler un agent virtuel. La démarche utilisée dépend souvent des propriétés dont on veut doter cet agent.

L'autonomie permet à l'agent de produire des actions à partir de perceptions, et éventuellement d'états internes ou d'une mémoire. Aucune intervention extérieure, de l'animateur

²⁷Dans la littérature, cette valeur est généralement appelée *fitness*. On la retrouve dans la plupart des techniques évolutionnistes telles que les algorithmes génétiques ou les systèmes de classificateurs.

en particulier, n'est requise pour contrôler l'agent. Cette propriété est commune à tous les agents de l'animation comportementale.

La réactivité de l'agent est sa capacité à agir rapidement, lui permettant également de saisir des opportunités.

L'intentionnalité ou pro-activité définit l'aptitude de l'agent à manipuler des buts explicites et accomplir des plans. L'agent intentionnel possède l'initiative des ses actions, ce qui peut apparaître comme contradictoire à la notion de réactivité.

La sociabilité permet à l'agent de communiquer avec les autres agents, ou avec l'utilisateur par le biais d'un langage symbolique.

La situation d'un agent traduit le fait que son comportement est intégralement défini par son environnement, par le biais de l'évolution ou de l'apprentissage. Toutes les capacités de l'agent situé sont nécessaires à sa survie dans l'environnement.

L'adaptabilité de l'agent traduit son aptitude à maintenir sa situation, c'est-à-dire à s'adapter aux changements de l'environnement. Pour cela, l'agent adaptatif possède des mécanismes d'apprentissage et/ou d'évolution qui s'appliquent durant la vie de l'agent dans l'environnement.

Dans le cadre seul de l'animation comportementale, deux alternatives se présentent à l'heure actuelle pour modéliser le comportement d'une créature virtuelle : l'agent hybride et l'agent évolutionniste. Les agents hybrides sont une combinaison des architectures délibérative et réactive, ils cumulent donc leurs propriétés respectives : ils sont avant tout autonomes, capables de communiquer avec l'utilisateur, intentionnels mais réactifs lorsque nécessaire. Par contre, la situation et l'adaptabilité sont souvent leurs points faibles, à cause de la rigidité de leurs comportements et de leur mémoire relativement figée. Les agents évolutionnistes sont également autonomes, réactifs, situés et très vraisemblablement adaptatifs, pour le peu que les méthodes garantissant l'adaptation soient maintenues durant leur cycle de vie. Généralement, les agents hybrides sont majoritairement utilisés dans les jeux vidéos pour leurs capacités d'interaction et de raisonnement. Les agents de la vie artificielle sont en revanche très présents dans les films où le réalisme du comportement prime.

Pour remettre ces différentes créatures dans le contexte des sciences cognitives, nous pouvons résumer les différentes alternatives de modélisation comme suit :

Les agents hybrides sont basés sur une vision cognitiviste du comportement. L'intelligence est exprimée à travers un ensemble de facultés cognitives, qui consistent en un traitement de l'information sensorielle. Lorsque ces créatures possèdent une mémoire, celle-ci est symbolique — c'est-à-dire non basée sur la perception — et décorrélée du comportement. Enfin, pour reprendre la figure 1.20 de la conclusion du chapitre 1, on voit clairement que les agents hybrides ont emprunté le chemin de gauche.

Les agents de la vie artificielle reposent sur une approche plus écologique. Des procédures d'apprentissage ou d'évolution, appliquées à des structures adéquates, permettent de considérer l'intelligence comme la conséquence de l'adaptation de l'individu à son environnement. Il est en effet avéré que la complexité du contrôleur, et par extension celle des comportements, est étroitement liée à la complexité de l'environnement[Seth(2004)]. Cette complexité repose sur les interactions dynamiques qu'entretient l'agent avec les multiples objets que peut contenir l'environnement, mais également avec les autres agents, qui eux-mêmes sont susceptibles d'évoluer

en parallèle, par exemple dans le cadre d'écosystèmes[Lassabe et al.(2006)]. En ce qui concerne la mémoire, le seul fait d'affirmer que ces agents en possèdent une se révèle déjà délicat. Les agents évolutionnistes sont entraînés à l'aide d'une méthode évolutionniste — le plus souvent un algorithme génétique — qui s'applique hors-ligne. Capables d'évoluer, ils sont en revanche incapables d'apprendre, ce qui les prive par définition de mémoire. En ce sens, les connaissances des agents évolutionnistes sont à rapprocher des connaissances innées gravées dans les circuits neuronaux du cerveau. Il est intéressant toutefois de noter que certains agents de la vie artificielle possèdent effectivement des structures flexibles représentatives de la mémoire. Il s'agit des agents connexionnistes. Les réseaux de neurones qui leur servent de contrôleur sont en effet une modélisation initiale des représentations distribuées de la mémoire. Les agents connexionnistes pourraient à ce titre figurer dans la colonne de droite de la figure 1.20. Cependant, il est nécessaire de s'interroger préalablement sur leur aptitude à rendre compte de l'organisation hiérarchique et des différentes formes de la mémoire, sémantique et procédurale.

Objectifs : Avant d'énoncer les objectifs de ce travail, considérons la problématique suivante. Les agents hybrides proposent à l'heure actuelle les comportements les plus complexes. Ils abordent l'intelligence à travers la manipulation de représentations de leur environnement. Ces représentations sont symboliques et stockées à l'intérieur d'une mémoire qui, si elle constitue la principale force de ces agents, est parallèlement la source de nombreuses critiques.

L'objectif de notre travail est de fournir une alternative à l'architecture hybride, qui permette de délester l'animateur de sa charge de modélisation, mais tout en conservant la faculté de représenter des connaissances et de les exploiter dans le cadre de la sélection de l'action. Les premiers résultats de ce chapitre indiquent que les agents de la vie artificielle peuvent tout à fait correspondre à ce profil, notamment en terme d'adaptativité. En outre, l'agent connexionniste apparaît comme l'alternative la plus sérieuse aux agents hybrides car son contrôleur semble posséder la capacité de représenter les connaissances plus intuitivement.

Notre démarche, pour le prochain chapitre, consistera à confronter l'agent connexionniste à la mémoire humaine afin de mieux comprendre ses carences, et de ce fait en proposer une évolution.

3

Un agent connexionniste avancé

L'agent connexionniste est un agent dont le contrôleur est un réseau de neurones. Dans une première section consacrée aux réseaux de neurones 3.1, nous examinerons les différentes topologies de réseaux ainsi que les méthodes d'apprentissage qui s'y appliquent. La section 3.2 abordera l'intégration d'un réseau de neurones dans un agent autonome en tant que contrôleur, et analysera la relation qu'entretiennent l'adaptation de l'agent et l'apprentissage du réseau. En comparant le contrôleur connexionniste à la mémoire, telle que nous l'avons décrite dans le chapitre 1, nous serons amenés à comprendre que, s'il s'agit bel et bien d'une modélisation de la mémoire, celle-ci est indéniablement incomplète. La section 3.3 est dédiée à la présentation de notre modèle : un agent connexionniste avancé capable de tirer parti de la création de représentations de l'environnement dans l'optique d'enrichir la sélection de l'action et éventuellement exhiber des comportements intelligents. L'implantation sera également justifiée et exhaustivement documentée à des fins de reproductibilité. En conclusion à ce chapitre, la section 3.4 expliquera ce que l'on attend de cet agent et de quelle manière les protocoles expérimentaux du chapitre suivant peuvent valider notre proposition.

3.1 Les réseaux de neurones

Avant 1943, l'intelligence artificielle était symbolique. Le raisonnement et l'intelligence étaient perçus comme des manipulations de symboles. Cette année là, Warren McCulloch et Walter Pitts présentent leur modèle de neurone formel [McCulloch & Pitts(1943)] et l'intelligence devient computationnelle. En démontrant qu'un réseau de leurs neurones formels est capable de simuler toutes les opérations de la logique booléennes (ET, OU, NON, etc.), ils entendent prouver d'une part que l'intelligence provient uniquement du fonctionnement des neurones dans le cerveau, et d'autre part que les neurones mettent effectivement en œuvre des processus de raisonnement logiques²⁸. En 1949, Donald Hebb [Hebb(1949)] présente à son tour son modèle de synapse qui permet de rendre compte de processus d'apprentissage mis en œuvre dans le cerveau.

3.1.1 Définitions

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est constitué par l'interconnexion d'unités élémentaires de traitement de l'information, dont le principe de fonctionnement est calqué sur celui des

²⁸Ces travaux sont surtout la base de l'approche biomimétique, qui consiste à s'inspirer des structures et de la dynamique d'organismes vivants pour produire des machines intelligentes. Cette approche prendra de l'importance plus tard avec la vie artificielle.

neurones biologiques. Un réseau possède des capacités de stockage et de traitement de l'information, imputables aux poids des connexions entre chaque neurone. Ces poids sont calculés par un processus d'adaptation également appelé apprentissage.

Un réseau de neurones est avant tout un système dynamique. Il peut être envisagé à travers deux dynamiques distinctes :

la dynamique de fonctionnement, ou dynamique des états, régit la transmission du signal à l'intérieur du réseau. Elle est liée aux nœuds et à leurs règles de transition. La section 3.1.2 introduit le neurone artificiel en tant qu'élément de représentation ainsi que les fonctions d'activation, qui régissent la transmission du signal.

la dynamique d'apprentissage, ou dynamique des paramètres, comprend l'ensemble des opérations et des changements qui s'opèrent au sein du réseau dans le sens d'une adaptation progressive à un problème donné. La section 3.1.3 présente les lois qui s'appliquent aux connexions inter-neuronales afin de mettre en œuvre cette dynamique d'apprentissage.

La topologie est une caractéristique fondamentale d'un réseau de neurones. Elle reflète la façon dont les nœuds sont organisés à travers le réseau. Les sections 3.1.4 et 3.1.5 présentent respectivement les deux grandes structures d'interconnexion : les réseaux à propagation avant et les réseaux à connexion complète.

3.1.2 Du neurone biologique au neurone artificiel

Le neurone biologique (figure 3.1) est le maillon élémentaire de la chaîne de transmission de l'influx dans le système nerveux. Il s'agit d'une cellule différenciée qui existe sous diverses formes mais dont le principe de fonctionnement est invariant.

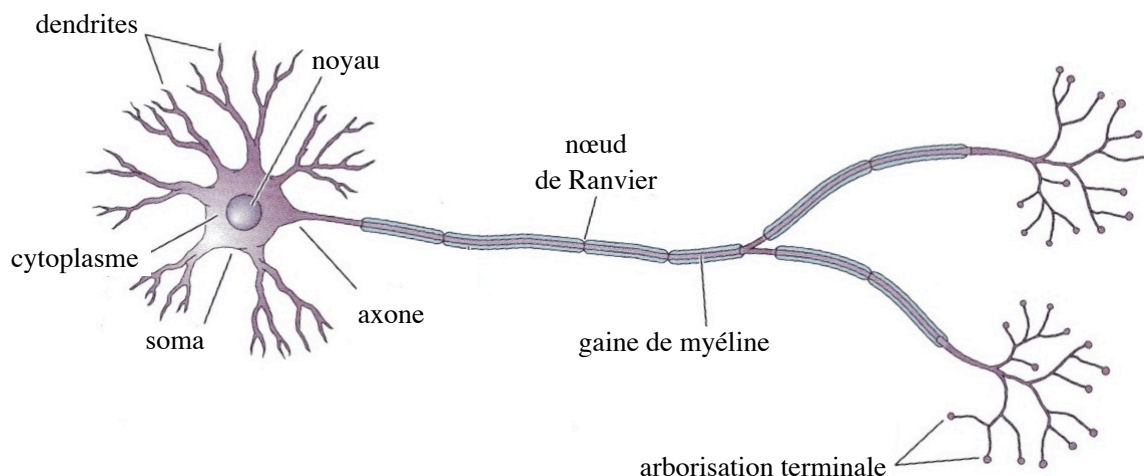


FIG. 3.1 – Schématisation d'un neurone biologique. Le neurone est une cellule qui possède des prolongements de deux types : un axone et des dendrites.

Le corps cellulaire, également appelé soma, est responsable de la propagation — ou non — de l'influx nerveux. L'axone est un prolongement efférent du corps cellulaire. Il est unique et sa longueur peut varier de 1 mm à plus d' 1 m pour un neurone sensoriel ou moteur. Il peut ainsi transmettre l'influx nerveux en provenance du noyau jusqu'à d'autres neurones éloignés ou des muscles. En effet, les neurones ont vocation à être interconnectés. Pour ce faire, l'axone de chaque neurone peut être relié à une ou plusieurs dendrites appartenant à d'autres neurones, à

travers une synapse. On parle de neurones présynaptique et postsynaptique pour différencier le neurone duquel provient l'influx nerveux du neurone vers lequel celui-ci est transmis.

Avant de nous intéresser à la formalisation du neurone biologique, approfondissons quelques-uns des mécanismes relatifs à la propagation de l'influx nerveux.

Propagation de l'influx nerveux le long de l'axone L'influx nerveux qui se propage dans les neurones et à travers les connexions consiste en un signal électrochimique. La différence de concentration en ions Na^+ et K^+ entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane produit le potentiel de repos. Il s'agit de l'état normal du neurone. Il se situe environ à -70 mV .

L'activation du neurone correspond au potentiel d'action. Il consiste en deux phases : la dépolarisation de la membrane est provoquée par l'ouverture de canaux Na^+ qui, en modifiant la concentration interne des ions Na^+ , provoque un saut du potentiel jusqu'à 35 mV , pendant 1 ms . Ensuite, la concentration est rétablie par un phénomène inverse et sous l'action de l'ouverture de canaux K^+ qui laissent fuir les ions K^+ vers l'extérieur. Le potentiel chute pendant 1 à 2 ms pendant une phase de repolarisation. Cette phase amène le potentiel jusqu'à une valeur inférieure au potentiel de repos. On parle d'hyperpolarisation ; la membrane est réfractaire à toute stimulation durant cette phase. Enfin, le potentiel remonte légèrement pour se stabiliser à nouveau.

Le long de l'axone, l'influx nerveux est transmis de proche en proche par dépolarisation. Lorsqu'il atteint une des terminaisons de l'axone, il est transmis à un autre neurone à travers une synapse.

Transmission de l'influx nerveux dans la synapse Une synapse correspond à la jonction de l'axone du neurone présynaptique et d'une dendrite du neurone postsynaptique. Il n'y a pas de réelle connexion physique et de ce fait la transmission du signal nécessite un médiateur. L'ensemble du processus est schématisé dans la figure 3.2.

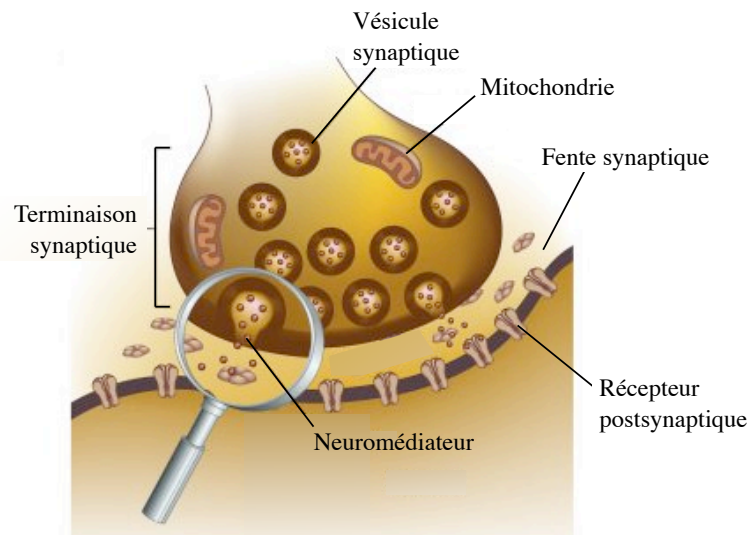


FIG. 3.2 – La transmission du potentiel d'action du neurone présynaptique au neurone postsynaptique s'effectue au niveau de la synapse, par la libération de neurotransmetteurs par l'un puis leur capture par l'autre. (schéma tiré de [Matthews(2001)])

La terminaison de l'axone du neurone présynaptique contient un ensemble de vésicules de neuromédiateurs. Ces neuromédiateurs sont libérés et diffusés dans la fente synaptique, lors de l'arrivée d'un potentiel d'action dans la terminaison synaptique. Ils sont ensuite fixés par des récepteurs sensibles situés dans la membrane postsynaptique. La capture des neuromédiateurs produit un potentiel générateur — ou potentiel postsynaptique —, qui est diffusé vers le corps cellulaire. Enfin, après la création du potentiel générateur, les neuromédiateurs sont relâchés dans la fente synaptique, puis dégradés ou recapturés par le neurone présynaptique.

Intégration de l'influx nerveux par le neurone Un neurone possède de nombreuses dendrites, jusqu'à 100000, ce qui lui permet de recevoir des influx nerveux provenant de nombreux neurones. Dans la pratique, ces potentiels s'additionnent. Il existe fondamentalement deux types de potentiels, correspondants à deux types de neuromédiateurs. Les potentiels postsynaptiques excitateurs (PPSE) qui dépolarisent la membrane et les potentiels inhibiteurs (PPSI) qui l'hyperpolarisent. L'activation ou non du neurone dépend donc de la somme des potentiels générateurs. Si les PPSE s'additionnent et élèvent la valeur du potentiel total, les PPSI se retranchent et font chuter ce potentiel. Si à un instant donné, la somme des potentiels entrants se révèle supérieure à un seuil critique d'activation, le neurone s'« active » en générant un potentiel d'action. Ce phénomène est assez visible dans le schéma de la figure 3.3. Le cas échéant, les potentiels générateurs meurent au niveau du noyau et le signal n'est pas propagé.

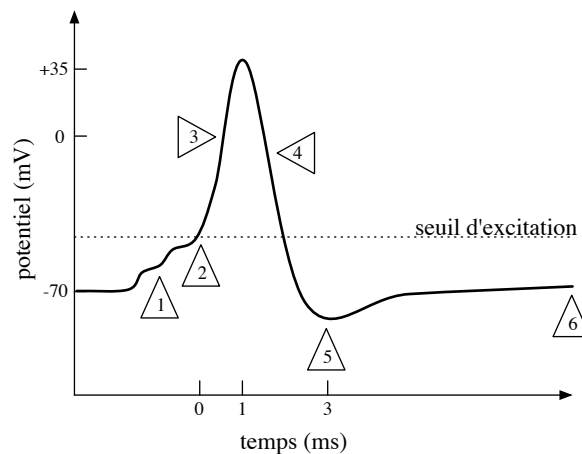


FIG. 3.3 – La génération du potentiel d'action. En (1), les excitations augmentent le potentiel du neurone. En (2), la somme des potentiels dépasse le seuil d'excitation du neurone : il y a génération d'un potentiel d'action. La première phase consiste en la dépolarisation de la membrane, ce qui engendre une forte hausse du potentiel (3). Ensuite, vient une phase de repolarisation (4) qui voit le potentiel chuter drastiquement jusqu'à une hyperpolarisation de la membrane (5) durant laquelle le neurone est réfractaire à toute nouvelle stimulation. Enfin, il retrouve en (6) son potentiel de repos.

Lorsque le neurone postsynaptique génère un potentiel d'action, à partir des potentiels générateurs, il devient neurone présynaptique à son tour. Essayons maintenant de comprendre comment modéliser ces différents phénomènes à travers un neurone artificiel.

Le neurone formel de McCulloch et Pitts

Le neurone formel [McCulloch & Pitts(1943)] (figure 3.4) est une abstraction mathématique du neurone biologique. À l’instar de son homologue biologique, il est le maillon élémentaire de la transmission du signal au sein du réseau.

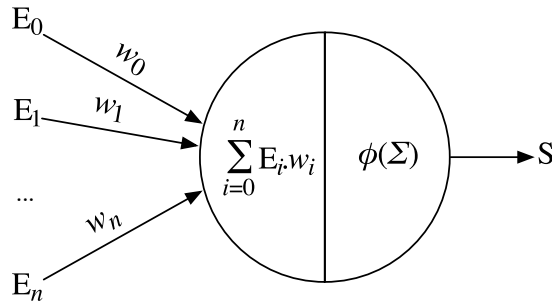


FIG. 3.4 – Le neurone formel de McCulloch et Pitts est une abstraction mathématique du neurone biologique. Il décide de son éventuelle activation en appliquant une fonction de transition ϕ à la somme Σ des potentiels qu’il reçoit en entrée.

Le neurone formel accepte plusieurs entrées E_i provenant d’autres neurones. Ces entrées sont des connexions afférentes qui proviennent d’autres neurones, si bien que la valeur E_i de chaque entrée correspond à la valeur de la sortie S du neurone afférent correspondant. Chaque connexion afférente est pondérée par un réel $w_i \in \mathfrak{R}$. Fondamentalement, ce poids représente la « taille » de la synapse, en d’autres termes la quantité de neuromédiateur présent dans l’axone du neurone présynaptique ainsi que la quantité de récepteur dans la dendrite du neurone postsynaptique. Les connexions inhibitrices sont représentées par un poids $w_i < 0$.

Le corps du neurone est composé de deux parties. La première calcule la somme des potentiels entrants, pondérée par les poids synaptiques. La seconde implémente une fonction de transfert (voir la section suivante), qui prend cette somme en paramètre et renvoie une valeur de sortie.

Les fonctions d’activation

L’activation du neurone formel repose donc sur la fonction de transfert, appelée également, et de façon appropriée, fonction d’activation.

Cette fonction prend ses valeurs dans \mathfrak{R} , puisque son unique variable est une somme pondérée par des scalaires, mais son résultat dépend du type de neurone considéré. Fondamentalement, il existe deux grandes classes de neurones. Originellement, le neurone formel de McCulloch et Pitts est binaire. Son état prend la valeur 0 (potentiel de repos) ou 1 (potentiel d’action). Pour augmenter la souplesse et les capacités de représentation des réseaux de neurones artificiels, les neurones ont rapidement manipulé des valeurs réelles.

La fonction de *Heaviside*, illustrée par la figure 3.5, est la fonction de transfert la plus simple. C’est une fonction de $\mathfrak{R} \rightarrow \{0, 1\}$ qui s’applique aux neurones binaires. Le neurone s’active ($\phi(\Sigma) = 1$) si la somme des connexions entrantes est positive ou nulle, autrement dit si la somme des potentiels excitateurs est supérieure ou égale à la somme des potentiels inhibiteurs.

Dans la fonction de Heaviside, la somme est comparée à 0, qui représente bien évidemment le seuil d’activation du neurone. Il est possible d’employer des fonctions de transfert similaires mais

$$\phi(\Sigma) = H(\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma \geq 0, \\ 0 & \text{si } \Sigma < 0. \end{cases}$$

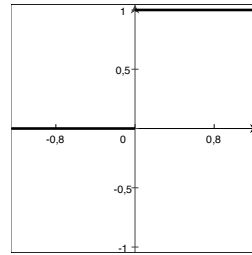


FIG. 3.5 – La fonction de Heaviside et sa courbe sur $[-1; 1]$.

avec un seuil différent. La fonction seuil est une fonction de Heaviside où le seuil d'activation du neurone est différent de 0.

Les neurones à valeur réelle utilisent des fonctions de transfert de la forme $\phi : \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$, mais généralement discrétisées ou normalisées sur $[0, 1]$ ou $[-1; 1]$.

La fonction linéaire renvoie une valeur proportionnelle à la somme des potentiels. Elle peut être bornée comme dans la figure 3.6.

$$\phi(\Sigma) = LS(\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma > \alpha, \\ \frac{1}{\alpha}\Sigma & \text{si } \Sigma \in [-\alpha, \alpha] \\ -1 & \text{si } \Sigma < -\alpha. \end{cases}$$

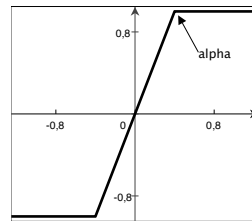


FIG. 3.6 – La fonction linéaire à seuil renvoie une valeur proportionnelle à la somme des potentiels. Un seuil est introduit pour normaliser l'état du neurone entre -1 et 1.

Les fonctions sigmoïdes sont similaires à la fonction linéaire mais possèdent l'avantage d'être dérivables²⁹. Il en existe plusieurs mais elles possèdent toutes le même profil : monotones croissantes et bornées.

$$\phi(\Sigma) = Sigm(\Sigma) = \frac{\Sigma}{1 + |\Sigma|}$$

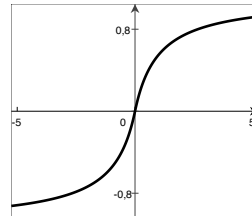


FIG. 3.7 – Un exemple de fonction sigmoïde : $Sigm(x) = \frac{x}{1+|x|}$. Il en existe d'autres : la fonction sigmoïde exponentielle, $Sigm(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, la fonction sigmoïde tangentielle, $Sigm(x) = TANH(x)$, etc.

²⁹Les fonctions d'activation dérivables permettent le calcul du gradient de l'erreur en réponse du neurone, ce qui est indispensable lors de l'apprentissage du réseau.

Le neurone formel de McCulloch et Pitts est aujourd’hui encore le plus couramment usité dans les réseaux de neurones. Cela étant dit, du fait de son extrême simplification, il n’est pas exempt de critiques et d’autres modèles existent.

Les neurones impulsionnels, ou *spiking neurons* sont une alternative basée sur une modélisation différente du neurone biologique : le modèle de Hodgkin-Huxley [Hodgkin & Huxley(1952)]. L’implémentation la plus utilisée en est le neurone LIF, pour *leaky integrate and fire*. Du fait de son principe de fonctionnement de type « tout ou rien », le neurone biologique a longtemps été perçu comme manipulant de l’information binaire. Or, on sait aujourd’hui que l’information manipulée est en réalité bien plus complexe, grâce à un codage en fréquence des informations. En effet, la fréquence des impulsions permet de coder des signaux plus complexes en rendant compte notamment de nombreuses nuances entre le « tout » et le « rien ». Le neurone impulsionnel prend en compte cet aspect temporel de l’activation. Fondamentalement, l’activation d’un neurone au sein du réseau dépend du nombre de neurones présynaptiques mais également de la répétition des émissions de ces neurones.

Une seconde critique des neurones formels traditionnels concerne leur déterminisme. Le neurone traditionnel, et par extension le réseau, donnera au même échantillon d’entrée toujours la même réponse. Les neurones probabilistes en sont une alternative qui se veut plus naturelle en proposant un fonctionnement plus proche de celui des êtres vivants. Le perceptron probabiliste utilise la fonction de transfert sigmoïde. La valeur d’entrée est considérée comme une probabilité d’activation. En résumé, plus le signal est élevé en entrée, plus la probabilité d’activation est grande.

3.1.3 Apprentissage dans les réseaux de neurones

Les connaissances dans un réseau ne sont pas codées dans les neurones mais dans la configuration du réseau, autrement dit dans les poids des connexions entre les neurones. Le principe d’apprentissage repose sur la modification de ces poids.

Considérons une connexion entre deux neurones i et j (figure 3.8). Les changements s’opèrent sur le poids de cette connexion et de manière incrémentale, comme le montre l’équation 3.1, ou dichotomique.

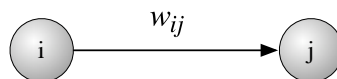


FIG. 3.8 – Le scalaire w_{ij} représente le poids associé à la connexion entre les neurones i et j .

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \Delta w_{ij} \quad (3.1)$$

Classiquement, il existe deux grandes classes d’apprentissage : l’apprentissage supervisé et l’apprentissage non supervisé³⁰. Le premier fait évoluer les poids des connexions en fonction d’une

³⁰Il n’aura pas échappé au lecteur la similitude des propriétés de l’apprentissage d’un réseau de neurones et de l’adaptation d’un agent à son environnement (section 2.6.4). On verra par la suite que l’agent connexionniste sait en tirer parti.

estimation de l'erreur en réponse du réseau. Le deuxième ne possède pas une telle estimation et les changements s'opèrent uniquement en fonction des entrées, à partir de considérations statistiques par exemple.

Loi de Hebb

La loi de Hebb est la mère de toutes les règles d'apprentissage, supervisées comme non supervisées. À l'origine, il s'agit d'une loi non supervisée. Dans sa plus simple expression (voir section 1.3.3), elle stipule que si deux neurones sont activés dans le même temps, alors le poids de la connexion qui les relie est augmenté. On évalue cette augmentation Δw_{ij} comme :

$$\Delta w_{ij} = R \cdot a_i \cdot a_j \quad (3.2)$$

Où R est une constante d'apprentissage, a_i la valeur de l'activation du neurone i et a_j la valeur d'activation du neurone j . Il y a renforcement de la connexion entre i et j lorsque i et j sont activés ($a_i > 0$ et $a_j > 0$).

La loi de Hebb ne peut que renforcer les poids synaptiques. D'autre part, en tant que loi non supervisée, son principal défaut est de ne pas prendre en compte l'écart entre l'état d'activation réelle du neurone et l'état désiré.

Règle de Widrow-Hoff

Dans cette optique, la règle de Widrow-Hoff reprend le principe de la loi de Hebb mais en y ajoutant une quantification de l'erreur de sortie de chaque neurone. Il s'agit par conséquent d'une règle d'apprentissage supervisée. Pour chaque neurone i , cette règle met en œuvre une descente de gradient jusqu'à l'état désiré du neurone d_i , fourni par le superviseur. Les connexions peuvent être renforcées ou affaiblies. L'incrément Δw_{ij} est donné par :

$$\Delta w_{ij} = R \cdot (d_j - a_j) \cdot a_i \quad (3.3)$$

Où R est une constante d'apprentissage similaire à celle utilisée par la loi de Hebb, a_i la valeur d'activation du neurone i , d_j la valeur d'activation désirée du neurone j et a_j la valeur de l'activation du neurone j . L'apprentissage prend donc en compte l'écart entre l'activation réelle et l'activation désirée du neurone postsynaptique j ($d_j - a_j$) mais il y a apprentissage uniquement lorsque i est activé et participe bien à l'activation ou non de j ($a_i > 0$).

La règle de Widrow-Hoff est également appelée Δ -rule ou loi Adaline car elle fut utilisée originellement dans le réseau Adaline (voir section 3.1.4). C'est encore aujourd'hui la loi dédiée aux perceptrons (voir la section 3.9).

Règle de Grossberg

Enfin, une dernière règle d'apprentissage se démarque clairement des deux précédentes : la loi de Grossberg, également appelée « *Winner Take All* ». Cette loi est non supervisée. Son principe est d'appliquer le renforcement sur toute les connexions afférentes à un seul neurone, qu'on appelle le neurone gagnant, dans le but de favoriser l'activation future du même neurone dans des conditions équivalentes.

$$\Delta w_{ij} = R \cdot a_i \cdot (a_j - w_{ij}) \quad (3.4)$$

La loi de Grossberg s'applique uniquement à des topologies à deux couches. Lors de l'application de la règle 3.4, le neurone a_i qui représente le neurone gagnant est le seul activé sur sa couche. Les connexions entre chaque a_j de la seconde couche et l'unité gagnante a_i de la première sont renforcées proportionnellement à leur poids actuel.

C'est la règle d'apprentissage utilisée dans les réseaux ART de Carpenter et Grossberg ou dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen.

3.1.4 Les réseaux à propagation avant

Les réseaux à propagation avant ou *feedforward networks* sont des réseaux en couche, c'est à dire dans lesquels les neurones sont répartis dans des couches, et dont l'influx nerveux se propage uniquement de l'entrée vers la sortie.

Le perceptron simple

Le perceptron simple ou mono-couche de Frank Rosenblatt [Rosenblatt(1958)] est le premier réseau de neurones fonctionnel muni d'une méthode d'apprentissage. Dans sa conception première, illustrée par la figure 3.9, il permet de reconnaître des lettres de l'alphabet, cependant, il peut être utilisé pour n'importe quelle tâche de classification.

Il est composé d'une couche de neurones d'entrée, appelée « rétine », à laquelle on fournit les informations sur l'item à reconnaître. Tous les neurones de la rétine sont reliés par des liens pondérés à une couche de sortie où chaque neurone est associé à une classe d'item. Enfin, une procédure d'apprentissage basée sur la correction d'erreurs permet d'« entraîner » le réseau, autrement dit de régler le poids de chaque lien, jusqu'à ce que celui-ci puisse discriminer les classes de tous les items qu'on lui présente. Les neurones sont munis de fonctions d'activation de type seuil (voir figure 3.5).

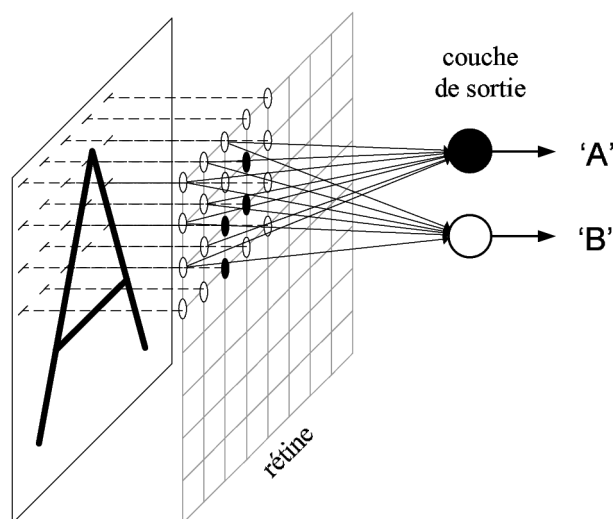


FIG. 3.9 – Le perceptron de Rosenblatt est surtout utilisé pour reconnaître des formes.

Les perceptrons multi-couches

Deux ans plus tard, Bernard Widrow et Ted Hoff présentent *ADALINE* (Adaptive Linear Neuron) [Widrow & Hoff(1960)], une évolution du perceptron de Rosenblatt où les fonctions d'activation des neurones sont désormais linéaires. La règle d'apprentissage utilisée, la règle de Widrow-Hoff, est à la base de la puissance de ce nouveau réseau. Il s'agit d'une adaptation de la méthode des moindres carrés totaux, qui ramène l'apprentissage à une descente de gradient.

Son principe, succinctement décrit par l'algorithme 1, est le suivant : pour chaque neurone j de la couche de sortie, et pour chaque neurone i de la rétine, on applique la règle du delta donnée en 3.3. Ainsi, pour chaque couple de neurones $\{i, j\}$, le poids de la connexion w_{ij} entre les deux neurones est modifié dans le sens d'une réduction de l'erreur entre l'état d'activation désiré de j et son état d'activation réel.

Données : R la constante d'apprentissage;
pour chaque neurone j de la couche de sortie **faire**
 pour chaque neurone i de la rétine **faire**
 $w_{ij} += R.(d_j - a_j).a_i$
 fin
fin

Algorithme 1 : Algorithme d'apprentissage d'ADALINE.

Dans leur ouvrage [Minsky & Papert(1968)], Marvin Minsky et Seymour Papert soulèvent l'incapacité des perceptrons à résoudre des problèmes non linéairement séparables. Grâce à l'illustration présentée par la figure 3.10, on comprend aisément qu'il n'est pas possible de trouver une droite permettant de discriminer les deux classes *true* et *false* de la fonction logique *XOR*.

A	B	$A \oplus B$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

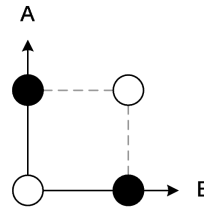


FIG. 3.10 – Illustration du problème de la séparation linéaire de la fonction logique *XOR*.

Ils présentent leur modèle de perceptron multi-couches (PCM) censé palier à ce problème en rajoutant une ou plusieurs couches *cachées* entre la rétine et la couche de sortie. Cependant, ils soutiennent que la majorité des limitations du perceptron simple s'appliquent également au perceptron multi-couche et que « [...] *the extension to multilayer is sterile* ».

Le pavé lancé par Minsky et Papert dans la marre du connexionnisme a pour incidence de stopper — ou en tout cas de freiner — toute recherche sur les perceptrons pendant une décennie. Au début des années 1980, on assiste donc à l'avènement d'un nouveau type de réseau, le réseau associatif, illustré dans les sections suivantes par Hopfield, Kohonen et Grossberg.

Malgré cela, le PCM gagnera enfin ses lettres de noblesses quand l'algorithme de rétropropagation sera proposé par David Rumelhart [Rumelhart et al.(1986)]. Cet algorithme est une extension de l'algorithme 1 au perceptron multi-couche. Le principe reste identique : propager une erreur calculée de la couche de sortie vers les couches cachées afin de tendre vers une erreur

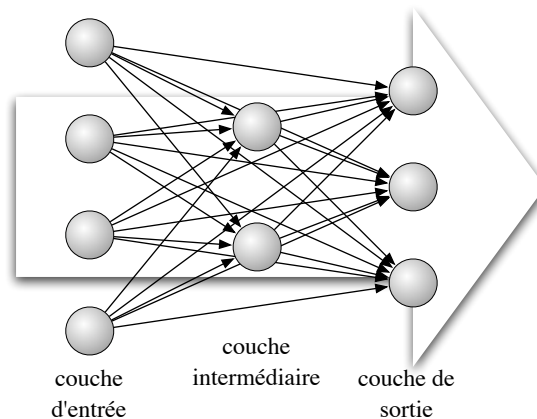


FIG. 3.11 – Dans le perceptron multi-couches, des couches intermédiaires sont insérées entre les couches d'entrée et de sortie.

minimale au cours des itérations. Il s'agit d'un apprentissage lent mais très efficace.

Malgré son grand âge, le PCM compte encore parmi les réseaux les plus utilisés. Cependant, il n'est plus l'ultime apanage des réseaux à propagation avant, certaines alternatives récentes s'étant montrées plus innovantes.

Les réseaux récurrents

Les réseaux récurrents sont une extension du PCM dans lesquels des connexions latérales relient les neurones d'une même couche intermédiaire.

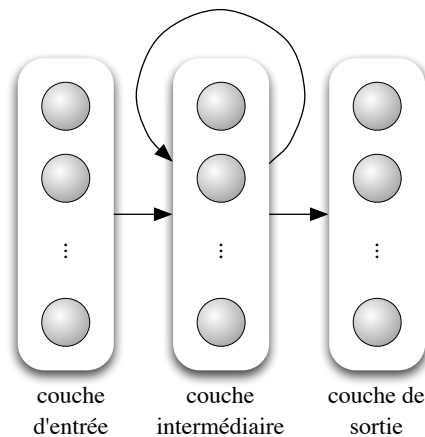


FIG. 3.12 – Dans un réseau récurrent, des connexions latérales relient entre eux les neurones de la couche intermédiaire.

Pour schématiser, comme on peut le voir dans la figure 3.12, les neurones des couches intermédiaires reçoivent en entrée les signaux provenant des neurones de la couche précédente combinés à leurs propres signaux de sortie, retardés d'un pas de temps. Les connexions latérales apportent donc une notion de contexte, qui se rapporte pour certains [Hochreiter & Schmidhuber(1997)] à une sorte de mémoire à court terme.

À l'heure actuelle, les NEAT[Stanley & Miikkulainen(2002)] sont considérés comme les plus performants car ils ont de surcroît la particularité d'adapter leur topologie en fonction de la complexité de l'information à traiter. Ces réseaux montrent qu'il est possible d'augmenter significativement les performances du PCM traditionnel en modifiant légèrement son principe de fonctionnement.

Les réseaux RBF

Les réseaux RBF[Powell(1985), Moody & Darken(1989)] (pour *Radial Basis Functions*) sont une autre alternative au PCM. Ils reposent sur le fait que toute fonction continue peut être approchée par une somme — ou combinaison linéaire — de fonctions gaussiennes.

Un réseau RBF est un réseau en trois couches : la couche d'entrée et la couche de sortie contiennent des neurones à fonction linéaire. La couche intermédiaire contient des neurones à fonction gaussienne. Pour une entrée donnée, chacun de ces neurones répond en sortie par la valeur de la gaussienne en ce point. La sortie du réseau correspond à la combinaison linéaire de ces gaussiennes.

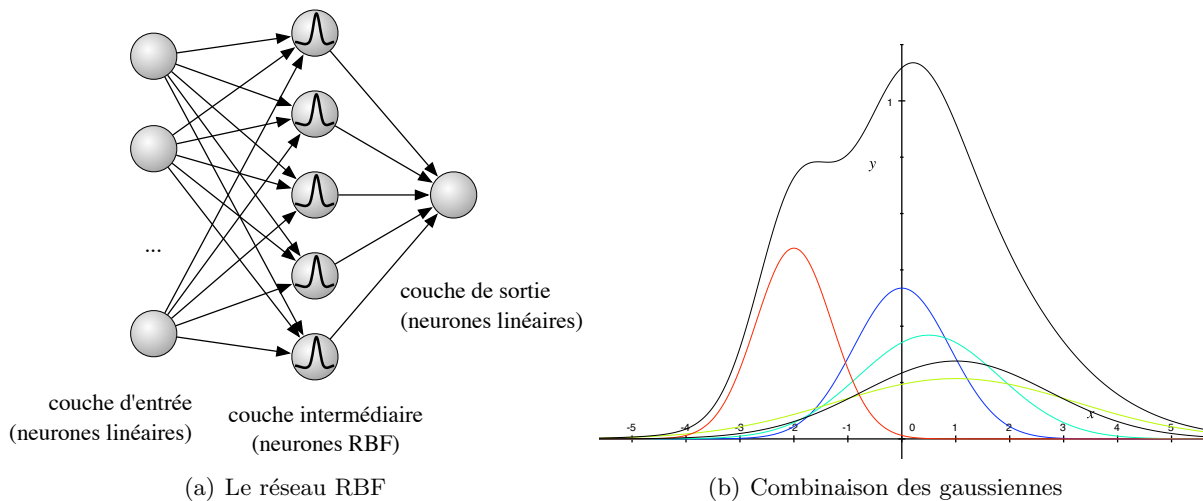


FIG. 3.13 – Le réseau RBF (a) est un PCM amélioré dans lequel les neurones de la couche intermédiaire sont des neurones à base radiale. Chacun de ces neurones représente une gaussienne mais leur combinaison linéaire permet de restituer une courbe complexe — la courbe en noir — (b).

Le principal intérêt des réseaux RBF est de simplifier considérablement l'apprentissage en appliquant de manière locale une régression sur les paramètres de chaque gaussienne.

3.1.5 Les réseaux à interconnexion complète

Les réseaux à interconnexion complète sont une autre possibilité d'organisation, dans laquelle chaque couple de neurones est relié par une connexion. On ne distingue plus de couche d'entrée ou de couche de sortie car l'enjeu n'est plus la propagation avant du signal. L'intérêt de tels réseaux est de pouvoir fabriquer des mémoires associatives.

Pour comprendre ce qu'est une mémoire associative, on a généralement recours à la définition suivante : une mémoire adressable permet de récupérer une information préalablement stockée

par le biais d'une adresse donnée unique. Une mémoire associative permet de retrouver une information stockée à partir d'informations qui lui sont associées[Touzet(1992)].

Fondamentalement, le réseau associatif a donc pour but de stocker des motifs de connaissances pour ensuite être capable de les retrouver à partir d'indices. Les principes régissant l'apprentissage ainsi que la récupération sont détaillés par la suite dans la section 3.3.2.

Du fait de leurs nombreuses propriétés, les réseaux associatifs sont largement utilisés pour des tâches de discrimination de motifs et de reconnaissance des formes. Les modèles suivants sont à la fois les pionniers et les plus influents.

Le réseau de Hopfield

D'abord constitué de neurones binaires[Hopfield(1982)], puis de neurones à valeur réelles [Hopfield(1984)], le réseau de John Hopfield est basé sur le modèle de William Little[Little(1974)], qui était passé pratiquement inaperçu car trop mathématique. Une différence importante du réseau de Hopfield par rapport à celui de Little concerne l'asynchronisme du réseau. En effet, Hopfield considère qu'il n'existe aucune preuve de synchronisme dans le cerveau et par conséquent chaque neurone du réseau est responsable de la mise à jour de son état.

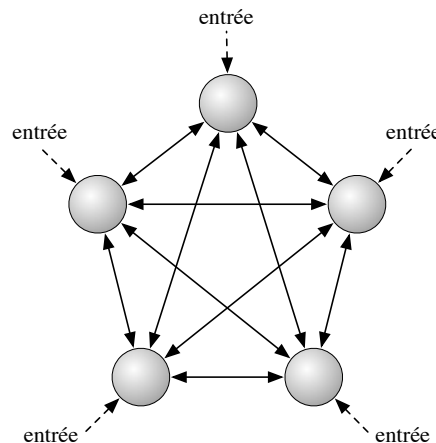


FIG. 3.14 – Le réseau de Hopfield.

La figure 3.14 présente le modèle général de Hopfield. Il n'y a pas de distinction entre neurone d'entrée et neurone de sortie; seule importe la matrice des poids. Les neurones sont en effet reliés deux à deux par des connexions symétriques. Ces connexions supportent les motifs de connaissance que le réseau apprend.

L'apprentissage consiste à présenter en entrée le schéma d'activité³¹ attendu. L'application d'une règle de type Hebb ou bien delta (voir section 3.1.3) agit sur les connexions afin de stocker le motif.

Le modèle de Hopfield présente tout de même quelques inconvénients. En premier lieu, un tel réseau n'est capable d'activer qu'un seul motif simultanément. Si des caractéristiques ap-

³¹On parle aussi de configuration neuronale. Il s'agit de l'état de chaque neurone du réseau.

partenant à deux motifs ne possédant aucun neurone commun sont activées, le réseau n'en reconnaîtra qu'un seul, selon un choix basé aléatoirement sur le temps de réponse et de mise à jour des neurones. Ensuite, les motifs doivent être appris simultanément. Un apprentissage incrémental donne des résultats chaotiques durant la phase de rappel des connaissances.

Le réseau de Kohonen

Les réseaux de Teuvo Kohonen [Kohonen(1984)], qu'on retrouve généralement sous le terme de cartes auto-organisatrices du fait de leur apprentissage particulier, sont basés sur un résultat de David Hubel et Torsten Wiesel qui avaient découvert que certaines zones du cortex sont en relation directe avec des zones de la rétine.

La figure 3.15 présente l'architecture classique d'un réseau de Kohonen. Celui-ci se compose d'obligatoirement deux couches : une couche dite des caractéristiques (ou *feature map*) qui contient un ensemble de neurones totalement interconnectés, et une couche d'entrée qui contient des neurones d'entrée.

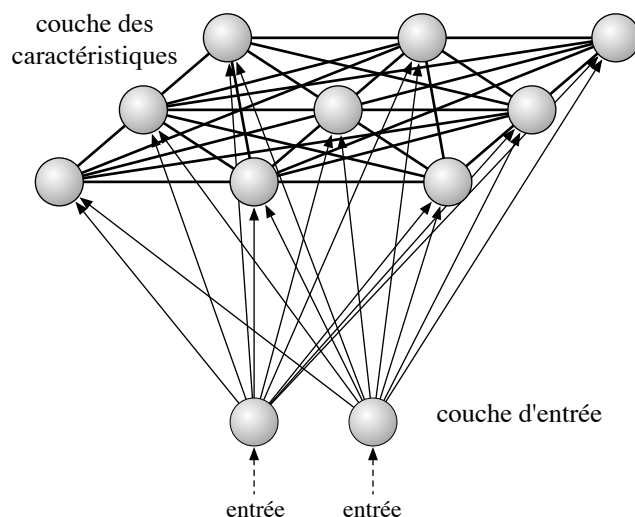


FIG. 3.15 – Le réseau de Kohonen.

À l'instar des autres réseaux associatifs, les réseaux de Kohonen font de la classification. Leur but est de séparer un certain nombre de classes durant l'apprentissage, afin d'être en mesure de discriminer chaque nouvelle entrée lors de l'exploitation du réseau.

L'apprentissage est non supervisé, ce qui signifie qu'il consiste uniquement à fournir aux neurones d'entrée des vecteurs. Ensuite, un processus détermine automatiquement si chacun des vecteurs appartient à une classe donnée ou s'il s'agit d'une nouvelle classe à créer. À l'issue de l'apprentissage, le réseau est capable de trier chaque nouvelle entrée dans la classe la plus appropriée.

Cet apprentissage, non supervisé et basé sur la compétition, est à l'origine des termes sous lesquels on retrouve usuellement les réseaux de Kohonen : carte auto-organisatrice ou auto-organisationnelle, ou bien encore SOM (*Self Organizing Map*).

Les ART

Dans le cadre des réseaux à compétition, comme le réseau de Kohonen présenté ci-dessus, le dilemme entre stabilité et plasticité est crucial. Comment pouvons nous continuer à apprendre de nouvelles informations tout en assurant la relative stabilité des connaissances antérieures ? C'est dans l'optique de répondre à cette question que Carpenter et Grossberg [Grossberg(1976), Carpenter & Grossberg(2003)] élaborent la théorie de la résonance adaptative, ou » *Adaptive Resonance Theory* », qu'ils formaliseront à travers leur réseaux de neurones, les ART-1, qui ne supportent que des neurones à valeurs binaires, et ART-2, qui supportent des neurones à valeurs réelles. La figure 3.16 présente le modèle général de ces réseaux.

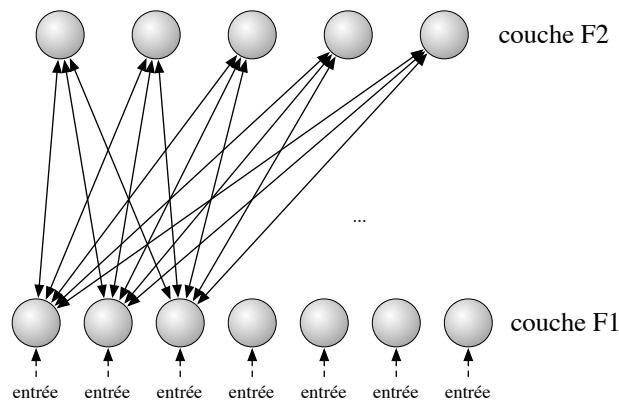


FIG. 3.16 – Le réseau ART de Grossberg et Carpenter.

Le réseau ART est composé de deux niveaux F1 et F2. Le niveau F1 accepte les vecteurs d'entrée. Le niveau F2 contient les classes ou catégories que le réseau a créées ; chaque neurone correspond à une classe distincte des autres.

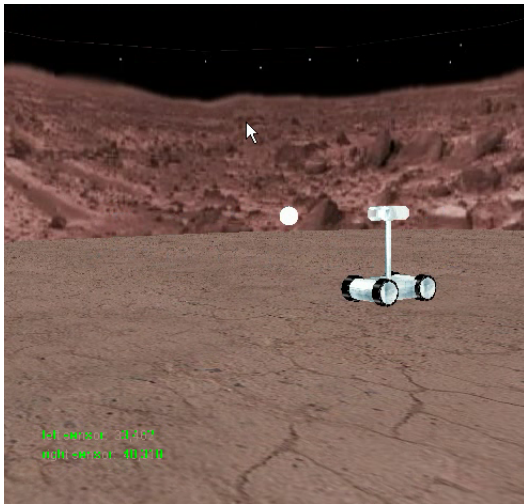
L'apprentissage par résonance utilise la règle de Grossberg (voir la section 3.1.3) pour renforcer les connexions entre un ensemble de caractéristiques du signal sur la couche F1 et une classe de la couche F2. Le réseau choisit la classe la plus appropriée en regard de l'apprentissage déjà effectué, c'est-à-dire tout simplement le neurone le plus à même de s'activer en fonction des poids des connexions entre F1 et F2. L'activation d'un neurone sur F2 inhibe l'activation des autres, de sorte qu'une et une seule classe est renforcée.

3.2 L'agent connexionniste

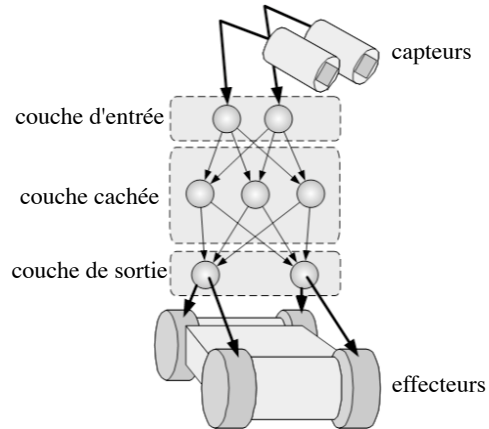
On appelle agent connexionniste un agent dont le contrôleur est un réseau de neurones.

3.2.1 Le perceptron contrôleur

Habituellement, on utilise un perceptron en tant que contrôleur car sa structure et son mode de fonctionnement sont parfaitement adaptés à ce rôle. Comme on peut le voir dans la figure 3.17(b), le perceptron s'insère presque naturellement entre les capteurs et les effecteurs de l'agent virtuel. Les capteurs de l'agent adaptent des états et des variables de l'environnement en un signal neuronal qu'ils soumettent aux neurones de la couche d'entrée. Le signal est propagé — ou non — jusqu'aux neurones de la couche de sortie où les effecteurs traduisent l'activation de ces neurones en action dans l'environnement.



(a) L'agent perçoit son environnement grâce à des capteurs et produit des actions motrices grâce à des effecteurs.



(b) Le contrôleur de l'agent est un PCM. Les capteurs sont reliés aux neurones de la couche d'entrée. Les neurones de la couche de sortie sont reliés aux effecteurs.

FIG. 3.17 – *Le PCM comme contrôleur d'un agent virtuel. La structure et le mode opératoire du PCM sont parfaitement adaptés à ce rôle.*

3.2.2 Adaptation de l'agent

Le comportement de l'agent est intégralement assujéti au comportement de son contrôleur, à savoir le réseau de neurones. De ce fait, il suffit d'entraîner le réseau pour obtenir un agent cohérent.

On distingue deux paradigmes : l'apprentissage que nous qualifierons de classique, basé sur des règles de modification de poids, et l'apprentissage évolutionniste, qui repose sur l'évolution génétique d'une population de réseaux contrôleurs.

Apprentissage supervisé

Classiquement, l'apprentissage du perceptron est supervisé. Par conséquent, l'apprentissage de l'agent connexionniste est nécessairement supervisé ou par renforcement. En effet, entraîner un perceptron nécessite de posséder une évaluation de l'erreur en sortie du réseau (section 3.1.4). Or, le réseau étant le contrôleur de l'agent, une erreur de ce dernier correspond dans l'environnement à une erreur du comportement. Nous avons vu dans la section 2.6.4 que l'agent pouvait se voir fournir par l'environnement, soit une évaluation de son comportement, soit directement un ensemble de paires {perception, action}, correspondant au comportement idéal. Dans la pratique, on va donc s'arranger pour que l'évaluation de l'agent soit transformée ou adaptée en erreur, nécessaire pour l'apprentissage du contrôleur. Il existe deux techniques, suivant que le comportement de l'agent dans l'environnement soit supervisé ou renforcé :

Dans le cas d'un comportement supervisé, le calcul de l'erreur en sortie du réseau est plutôt trivial. En effet, chaque couple {perception, action} nous donne l'action désirée pour chaque perception. Pour chacun d'entre eux, il suffit alors d'initialiser la couche d'entrée du contrôleur en fonction du vecteur perception donné, de laisser le réseau calculer un vecteur de sortie, puis de comparer l'état de chaque neurone de sortie avec le neurone correspondant dans le vecteur

d'action. Cette comparaison nous donne immédiatement une erreur, que l'application de la loi de rétropropagation peut corriger.

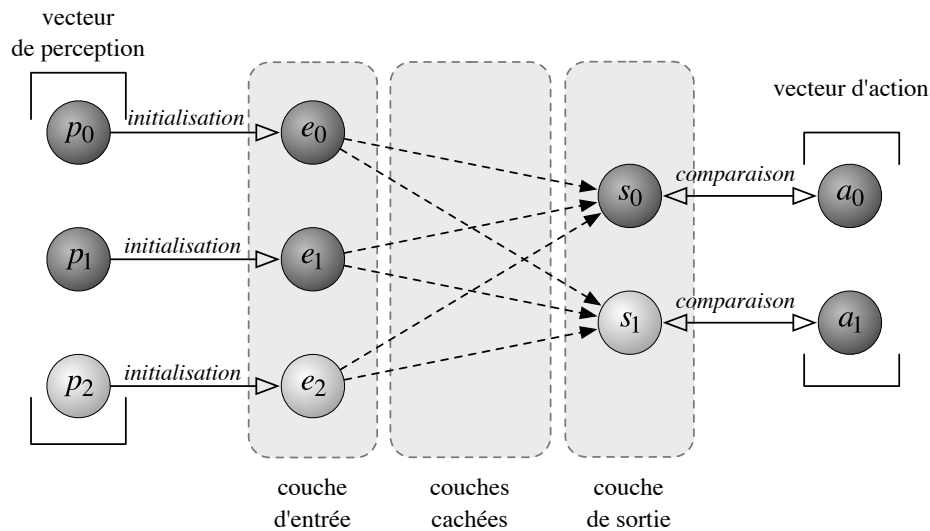


FIG. 3.18 – L'apprentissage supervisé du contrôleur connexionniste consiste à faire correspondre chaque perception à l'action désirée.

Dans l'exemple de la figure 3.18, nous considérons des neurones binaires. Le contrôleur doit apprendre à relier le vecteur de perception $\{1, 1, 0\}$ au vecteur d'action $\{1, 1\}$. Dans un premier temps, les neurones de la couche d'entrée sont initialisés aux valeurs correspondantes du vecteur de perception. Ensuite, on laisse le réseau propager le signal et calculer un vecteur de sortie. Enfin, il suffit de comparer l'état de chaque neurone de la couche de sortie avec l'état désiré fourni par le vecteur d'action. Dans l'exemple, l'état réel du neurone s_0 correspond à l'état désiré a_0 ; l'erreur est de 0 donc l'algorithme de rétropropagation n'apportera aucune modification dans les poids des connexions afférentes à s_0 . Par contre l'état réel du neurone s_1 est différent de l'état désiré a_1 ; l'erreur de 1 sera corrigée par l'algorithme de rétropropagation.

Le cas du renforcement est plus délicat car on ne possède, à travers le signal de renforcement, qu'une évaluation globale de l'erreur. Or, si la couche de sortie comporte plusieurs neurones, ce qui est majoritairement le cas, comment déduire de cette unique valeur l'erreur de chacun des neurones de la couche de sortie ? À notre connaissance, il n'existe qu'une solution : l'algorithme CRBP (pour *Complementary Reinforcement Back-Propagation*) de David Ackley et Michael Littman [Ackley & Littman(1990)]. Il permet d'adapter un signal de renforcement global à un ensemble de neurones, pourvu que l'on admette quelques restrictions sur le réseau. La première est de considérer des neurones probabilistes sur la couche de sortie. Les neurones probabilistes sont des neurones dont la valeur de sortie est binaire et dont la fonction d'activation est une probabilité (plus de détails dans la section 3.1.2).

La méthode construit un vecteur O de valeurs booléennes, de la taille de la couche de sortie. Chaque valeur O_i de ce vecteur est ensuite initialisée en fonction de l'état réel du neurone correspondant s_i sur la couche de sortie et du signe de la valeur de renforcement R . Par exemple,

si le neurone s_0 est activé et que le signal de renforcement est négatif, la méthode présume que cette activation est non désirée et initialise donc $O_0 = 0$. Par contre, si s_1 est activé et que le signal de renforcement est positif, la méthode initialise $O_1 = 1$. Le tableau ci-dessous recense les différents cas de figure qui peuvent se présenter :

	s_i activé	s_i non activé
$R \geq 0$	$O_i = 1$	$O_i = 0$
$R < 0$	$O_i = 0$	$O_i = 1$

Enfin, lorsque le vecteur est complet, on possède pour chaque neurone une valeur désirée, et l'apprentissage se ramène donc au cas précédent.

Cette méthode est relativement difficile à mettre en œuvre, non à cause des calculs mais plutôt de l'obligation d'utiliser des neurones probabilistes en sortie. En effet, la fonction d'activation étant ramenée à un calcul de probabilité, un neurone probabiliste est en mesure de s'activer même si la somme des signaux qu'il reçoit en entrée est largement inférieure à son seuil d'activation. Non seulement cela rend l'apprentissage assez chaotique mais, au niveau du contrôleur, il en résulte des comportements instables voire totalement erratiques. En général, lorsqu'on est dans le cadre où le comportement de l'agent est renforcé par l'environnement, il est préférable d'employer une méthode évolutionniste.

Évolution du réseau

L'apprentissage évolutionniste a pour but d'appliquer un algorithme génétique à l'évolution de contrôleurs. Pour cela, on crée une population initiale, c'est-à-dire un ensemble de contrôleurs. Chacun d'eux est ensuite évalué en situation dans le but de déterminer lesquels sont les plus aptes à survivre dans l'environnement. À la suite d'une longue évolution, dans laquelle des générations de contrôleurs sont recombinaés et altérés, des contrôleurs de plus en plus adaptés font leur apparition dans la population.

On ne doit cette convergence de la population qu'à un phénomène d'émergence et à la fonction d'évaluation. Cette dernière attribue une *fitness*, à savoir une note, à chacun des individus. Cette note sert à sélectionner les meilleurs, qui figureront dans la génération suivante.

L'évolution de contrôleurs est par conséquent parfaitement adaptée à un apprentissage par renforcement. En effet, la valeur de renforcement donnée par l'environnement est directement utilisable par la fonction d'évaluation en tant que *fitness*.

3.2.3 L'agent connexionniste a-t-il de la mémoire ?

Nous avons vu dans la section précédente de quelle manière l'agent est capable de s'adapter à l'environnement, grâce à des procédures d'apprentissage ou d'évolution. Si l'agent est capable d'apprendre, on peut logiquement en déduire qu'il possède de la mémoire. Et s'il possède de la mémoire, il serait intéressant de confronter cette dernière à la celle des être vivants, dont nous avons déjà longuement disserté dans le chapitre 1.

Le perceptron qui contrôle l'agent bénéficie d'un apprentissage supervisé et itératif, ce qui rappelle inmanquablement les propriétés de la mémoire procédurale de Squire et Cohen (section 1.3.6). En effet, les connaissances de l'agent relèvent plus d'aptitudes et d'habiletés que de connaissances générales sur son environnement. Qui plus est, l'apprentissage supervisé qui vise

à faire correspondre perception et action peut tout à fait être assimilé à un conditionnement, révélateur de la mémoire procédurale.

La comparaison de ce nouveau résultat avec la théorie de Squire et Cohen, et notamment la figure 1.13, révèle également une évidence : l'agent connexionniste ne possède pas de mémoire déclarative. Intégrer un support à la mémoire déclarative dans l'architecture de l'agent connexionniste correspond tout à fait à notre logique consistant à modéliser la mémoire avec la plus grande précision.

Nous avons donc besoin d'un support connexionniste — un réseau de neurones en somme — afin de faciliter l'intégration avec le contrôleur, dont les propriétés sont similaires à celles de la mémoire déclarative, à savoir hautement associatif, non supervisé et non itératif. Sans surprise, les réseaux à interconnexion complète paraissent parfaitement adaptés pour ce rôle.

Dans les sections suivantes, nous présentons donc une architecture originale qui tente d'étendre les capacités réactives d'un contrôleur connexionniste traditionnel par l'intégration d'un réseau associatif. Après avoir détaillé le fonctionnement de ce réseau et son intégration au sein du contrôleur, nous essaierons de comprendre expérimentalement comment l'interaction entre mémoires procédurale et déclarative favorise la production de comportements intelligents.

3.3 *Cortexionist, un contrôleur connexionniste avancé*

Le modèle *Cortexionist* est un contrôleur connexionniste qui combine un réseau associatif à un perceptron traditionnel afin d'offrir une modélisation plus complète de la mémoire humaine, et particulièrement du cortex, la couche de neurones à laquelle on attribue l'intelligence.

3.3.1 Architecture

Cortexionist est un réseau de neurones qui utilise des neurones bio-réalistes et possédant un fonctionnement asynchrone, comme nous le verrons plus en détail dans la section 3.3.4.

La particularité du modèle, comme on peut le voir dans la figure 3.19, est qu'il peut être appréhendé sous deux dimensions. Verticalement, il s'agit ni plus ni moins d'un perceptron traditionnel, héritage de l'agent connexionniste réactif, qui relie un vecteur de neurones d'entrée — la couche d'entrée — à un vecteur de neurones de sortie — la couche de sortie. La couche d'entrée représente parallèlement la dimension horizontale. Les neurones de cette couche peuvent créer et entretenir des connections entre eux, de sorte que l'ensemble constitue en fait un réseau associatif. Dans la suite, nous qualifierons la couche d'entrée de couche associative lorsque nous voudrions insister sur ses capacités associatives. Néanmoins, le lecteur doit comprendre que couche d'entrée et couche associative désignent le même ensemble de neurones.

Perception

La couche d'entrée est *a priori* semblable à celle de n'importe quel contrôleur connexionniste. L'agent possède des capteurs de différentes sortes, chacun étant relié à un ou plusieurs neurones. Les capteurs extraient des caractéristiques de l'environnement et les fournissent au

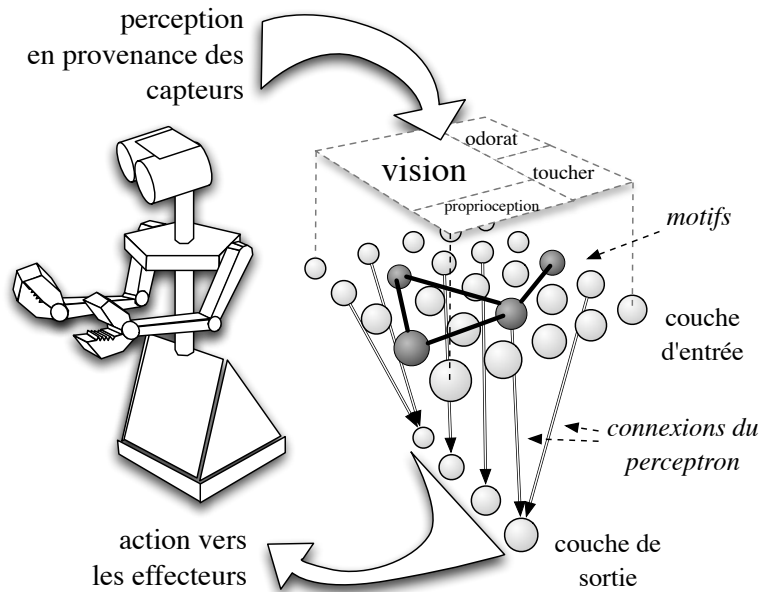


FIG. 3.19 – Le modèle proposé peut être envisagé sous deux dimensions, En plus de la dimension verticale, commune à tous les contrôleurs connexionnistes (voir figure 3.17(b)), il possède une dimension horizontale pour créer des connaissances.

réseau à travers l'activation de ces neurones.

Les capteurs fournissent à l'agent, au travers de stimuli, des renseignements sur l'environnement mais également sur lui-même. On distingue l'extéroception, la proprioception et l'intéroception. L'extéroception concerne tous les stimuli provenant de l'extérieur. Il s'agit fondamentalement des cinq sens connus : la vue, l'ouïe, le toucher, l'odorat et le goût. La proprioception regroupe les sensations musculaires — tension musculaire, mouvement, etc. — et vestibulaires — équilibre, etc. Enfin, l'intéroception regroupe des sensations plus diffuses comme la douleur ou la faim. Enfin, dans un cadre de simulation artificielle, il n'est pas rare de rencontrer des capteurs totalement artificiels — capteurs de nourriture, de proximité d'un prédateur, etc.

Chaque sens ou sensation peut être ainsi perçu par l'agent à travers un capteur idoine. Par exemple, la vue peut être considérée de manière très simplifiée comme une matrice de pixels binaires projetée devant l'agent et reliée à autant de neurones qui s'activent au gré des formes qui se présentent devant l'agent. Pour complexifier la vision, on peut considérer des neurones à valeurs réelles qui traduisent les pixels en niveaux de gris. Pour complexifier encore, on peut considérer trois matrices superposées, chacune en charge d'une couleur primaire. Le capteur de vision ainsi créé permet ainsi de rendre compte des couleurs.

Prenons comme autre exemple le sens du toucher. Simplifié à l'extrême, on peut considérer que le toucher est représenté par un simple capteur de collision, relié à un neurone qui s'active lorsque l'agent entre en collision avec un objet ou un autre agent de l'environnement. Nous pouvons également envisager un capteur plus complexe, relié à plusieurs dizaines de neurones et capable de distinguer diverses zones de toucher ainsi que plusieurs degrés de pression.

Le vecteur de perception regroupe donc un certain nombre de neurones reliés à des capteurs. Chacun de ces neurones est lui-même relié, par des connexions initialement nulles, aux autres

neurones de la couche d'entrée ainsi qu'aux neurones de la couche de sortie.

Comme nous le verrons dans les paragraphes suivants, l'utilité de la perception est double dans notre modèle : elle mène avant tout à des actions mais sert également à la création de connaissances sur l'environnement.

Action

La couche de sortie contient des neurones reliés en amont à la couche d'entrée et en aval à des effecteurs. Les effecteurs ont pour rôle de traduire l'activation du ou des neurones auxquels ils sont reliés en action dans l'environnement. Les actions dans l'environnement sont également de plusieurs ordres : elles peuvent être réalistes — déplacement, mouvement, parole, etc. — ou bien totalement artificielles suivant les pouvoirs de l'agent.

3.3.2 Représentations de l'environnement

L'enjeu de cette section est le suivant : à l'aide d'un réseau associatif, on désire obtenir une représentation à la fois fidèle et stable de l'environnement perçu par l'agent. Les paragraphes suivants détaillent les différentes problématiques inhérentes aux mécanismes permettant la création, le maintien et l'oubli des connaissances. Nous devons garder en tête que l'agent ne peut jamais percevoir son environnement en totalité. Ainsi, le processus d'exploration, durant lequel les connaissances sont construites, est itératif et chaque nouvelle connaissance doit s'intégrer aux précédentes sans les détruire ou les altérer.

Dans la section 3.3.3, nous reviendrons sur l'exploitation de ces connaissances dans le cadre comportemental.

Création de connaissances

Fondamentalement, la couche associative crée des motifs de connaissance en reliant les neurones coactivés et à partir des régularités et des structures de l'environnement. Ce mécanisme est basé sur le fait que plusieurs stimuli perçus ensemble de manière répétée doivent logiquement appartenir à un objet complexe ou une perception plus vaste.

Cette couche étant clairement une implémentation de la mémoire sémantique, les procédures d'apprentissage utilisées doivent logiquement respecter les propriétés de l'apprentissage sémantique soulignées dans la section 1.3.6 :

- L'apprentissage sémantique est non itératif. Il est différent de la notion d'entraînement en ce que la répétition ne favorise pas une meilleure mémorisation.
- Aucun processus de supervision n'est nécessaire pour intégrer des connaissances sémantiques. La simple exposition de l'agent à des informations doit lui permettre de produire des connaissances cohérentes et utilisables.
- Enfin, même si l'apprentissage sémantique peut éventuellement être conscient, nous prenons le parti, afin d'éliminer un obstacle potentiel, de ne pas introduire de processus attentionnel dans notre modèle.

Bien qu'elle semble adaptée à l'apprentissage que nous souhaitons mettre en place, la loi de Hebb énonce initialement un phénomène de renforcement des connexions sans pouvoir précisément le caractériser ni le quantifier. La loi que nous proposons est une simple adaptation de son expression littérale donnée dans la section 1.3.3, page 31. Elle a pour but de créer des motifs de neurones dans la couche associative le plus simplement possible. La valeur affectée à

chaque connexion dépend à la fois du nombre de neurones participant à la création du motif et du nombre de neurones dont l'activation sera nécessaire ultérieurement lors de la complétion.

$$w = \frac{s}{n \times S_c} \quad (3.5)$$

Dans l'équation 3.5, w désigne le poids de la connexion, n le nombre de neurones coactivés, s le seuil d'activation des neurones et S_c le seuil de complétion du motif. Cette spécificité est davantage détaillée dans la section 3.3.2.

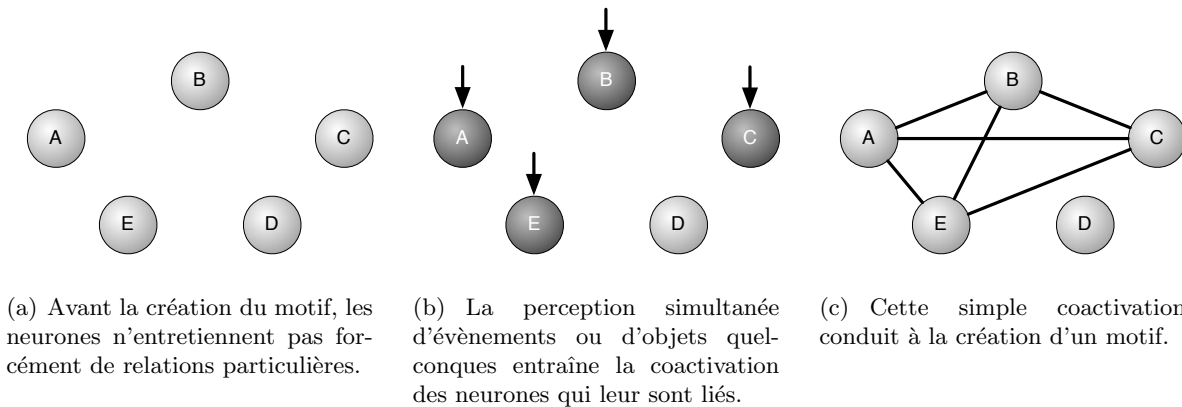


FIG. 3.20 – L'application d'une loi associative permet aux neurones coactivés de créer un motif ou *pattern de connaissances*. Les neurones surplombés d'une flèche noire représentent les neurones activés par un *stimulus*.

La figure 3.20 montre comment envisager la création de motifs ou *patterns* à partir de la simple cooccurrence d'évènements ou de caractéristiques. Prenons par exemple un ensemble de neurones $\{A, B, C, D, E\}$ situés aléatoirement sur la couche sémantique. Les connexions entre ces neurones sont initialement nulles (fig. 3.20(a)). Imaginons que le sous-ensemble de neurones $\{A, B, C, E\}$ soit excité par la perception simultanée des caractéristiques auxquelles ils sont reliés (fig. 3.20(b)). L'application de notre loi d'apprentissage, dérivée de la loi de Hebb, conduit au renforcement des connexions entre les neurones coactivés (fig. 3.20(c)). Un motif est créé.

Si l'on est capable d'apprendre à créer des associations, par exemple entre des évènements cooccurents, il est logique de pouvoir faire l'inverse, à savoir apprendre à dissocier les choses qui ne sont pas liées dans l'environnement. Si les associations sont basées sur des connexions neuronales de poids positifs, c'est-à-dire excitatrices dans la terminologie biologique, des connexions de poids négatifs, ou inhibitrices, doivent nous permettre de représenter les dissociations. Immédiatement, on pense naturellement à créer des connexions inhibitrices entre les neurones qui ne se sont pas coactivés. Une connexion inhibitrice convoie un signal de poids négatif, qui vient non pas alimenter mais appauvrir la somme des signaux entrants dans un neurone, dans le but d'empêcher son activation.

Dès lors, on pourrait envisager lors de la création d'un motif, et donc d'un ensemble de connexions excitatrices entre les neurones concernés, de créer réciproquement des connexions inhibitrices entre les neurones activés et les neurones qui ne le sont pas. Nous pouvons argumenter que malgré leur variabilité suivant les régions étudiées, les connexions inhibitrices dans

le cerveau sont beaucoup plus répandues que les connexions excitatrices. Cependant, cette idée paraît tout de même peu réaliste biologiquement et surtout peu envisageable dans un grand réseau de neurones. En conséquence, nous devons raisonner en terme de voisinage.

L'idée est la suivante : créer une relation d'inhibition entre la couleur verte et un iceberg, en se basant sur le seul fait qu'ils ne sont pas observés en même temps paraît excessif. Cela étant, il est un fait que reconnaître la couleur verte discrédite la reconnaissance simultanée par le même capteur de la couleur blanche. Il est donc pertinent de considérer que les connaissances appartenant à un même voisinage sémantique puissent entretenir des relations d'inhibition.

D'un point de vue pratique, nous nous limiterons pour l'instant à définir des zones de voisinage regroupant les neurones dédiés au même sens ou au même capteur. La création de connaissances sur la couche associative peut donc être complétée par l'opération inverse qui vise à construire des relations inhibitrices de voisinage lors de l'apprentissage. La figure 3.21 illustre ce phénomène.

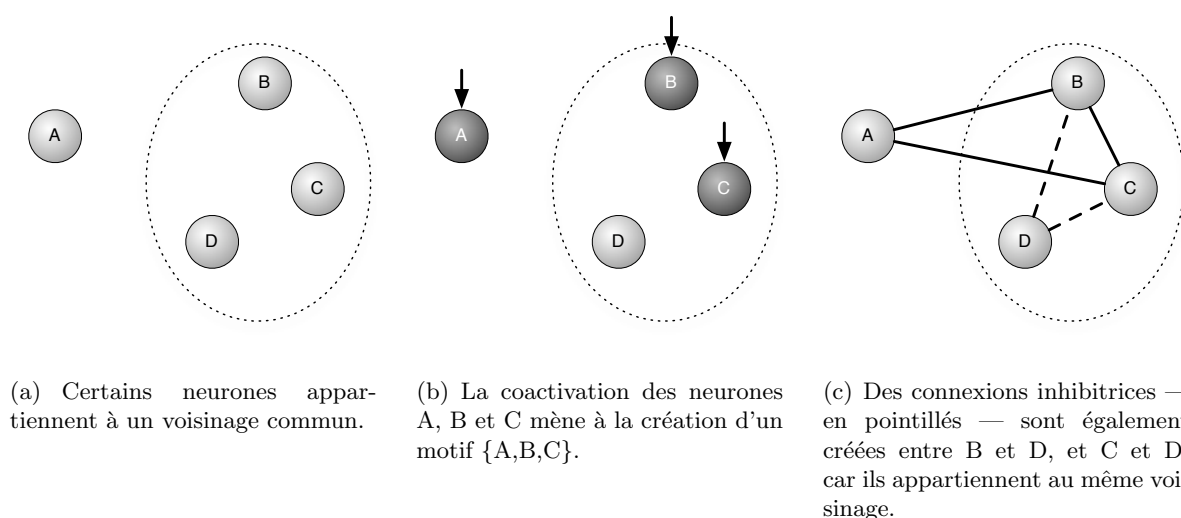


FIG. 3.21 – *L'existence de voisinages favorise la création des connexions inhibitrices. Les flèches noires surplombent les neurones activés par le stimulus leur correspondant. La zone en pointillés délimite un voisinage de neurones. Les connexions en pointillés sont des connexions inhibitrices.*

La figure 3.21(a) considère un ensemble de neurones, certains d'entre eux appartenant à un même voisinage. Lorsque les neurones A, B et C sont activés, en 3.21(b), un motif est créé qui relie ces trois neurones. La proximité de B, C et D entraîne l'apparition de connexions inhibitrices, en 3.21(c), entre B et D, et C et D. Par contre, ce n'est pas une erreur que de voir s'activer simultanément les deux neurones B et C, bien qu'ils appartiennent au même voisinage. Cette notion de voisinage nous permet de présumer que plusieurs caractéristiques voisines qui n'apparaissent pas en même temps doivent logiquement s'inhiber mais en aucun cas elle ne nous permet d'affirmer que des caractéristiques voisines ne peuvent pas apparaître en même temps.

Transfert de connaissances et généralisation

L'intérêt principal des mémoires associatives, en tout cas dans notre modèle, se résume à une propriété appelée complétion du signal. Cette propriété permet d'activer en intégralité un motif appris à partir d'un sous-ensemble de neurones lui appartenant. À un plus haut niveau, elle explique également les mécanismes de transfert de connaissances et de généralisation, à la base de l'adaptation des agents, et à laquelle la section 3.3.3 est intégralement consacrée.

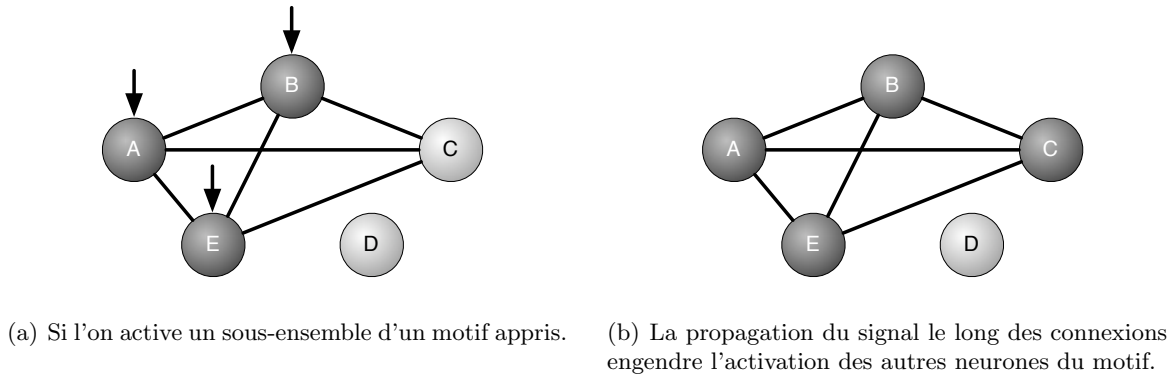


FIG. 3.22 – Les neurones activés propagent leur influx sur la totalité du pattern.

La figure 3.22 illustre de manière très schématique le fonctionnement de la complétion du signal. Considérons le motif existant $\{A, B, C, E\}$. Lorsqu'on active un sous-ensemble de neurones, dans le cas présent A, B et E , la propagation des connexions le long des connexions du motif engendre l'activation instantanée de C .

La possibilité pour un neurone ou un groupe de neurones d'activer d'autres neurones dépend du poids associé à leurs connexions mutuelles. Comme nous l'avons anticipé dans la section précédente, notre loi d'apprentissage prend en quelque sorte le problème à l'envers puisqu'elle règle ces poids, lors de la création d'un motif, en fonction du nombre de neurones nécessaires à l'activation du motif entier. Pour cela, nous définissons arbitrairement un seuil de complétion S_c . Il s'agit là d'un mécanisme totalement artificiel qui vise à modéliser grossièrement mais de manière cohérente un phénomène qui reste encore mal compris.

L'exemple de la figure 3.23 illustre le réglage des poids lors de la création d'un nouveau motif.

Nous considérons des neurones binaires, avec une fonction de transition de type *Heaviside* avec un seuil de $s = 0,65$, ce qui revient à noter que le neurone est activé lorsque la somme des poids entrants $\Sigma \geq 0,65$, ou non activé le cas échéant. Nous fixons arbitrairement le seuil de complétion $S_c = 50\%$, c'est à dire que 50% des neurones d'un motif sont nécessaires pour activer l'ensemble du motif. Dans notre exemple, nous considérons trois neurones. L'application de la fonction 3.5, en 3.23(b), positionne le poids de chaque connexion à $w = \frac{0,65}{3 \times 0,5}$, soit $w = 0,43$. En 3.23(c), L'activation des neurones A et C provoque la propagation de signaux le long des connexions. Le neurone B reçoit en entrée les signaux de A et C , soit une somme $\Sigma = 2 \times 0,43$. Le neurone B est activé puisque cette somme est supérieure à son seuil d'activation ($0,86 > 0,65$). Le motif est retrouvé en intégralité. En 3.23(d), l'activation du neurone A provoque la propagation jusqu'aux neurones B et C d'un signal d'une force de $1 \times 0,43$, insuffisant pour les activer par rapport au seuil d'activation fixé à $0,65$. L'activation d'un neurone du motif ne permet pas de le réactiver en totalité.

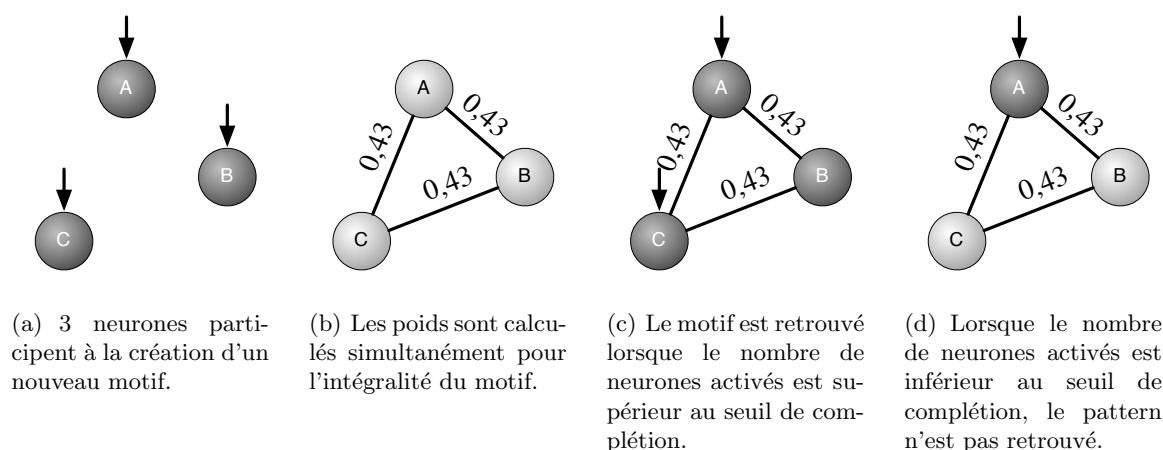


FIG. 3.23 – *Le poids de chaque connexion à l'intérieur d'un motif est calculé en fonction de la taille du motif (3) et du seuil de complétion (50%), selon la formule donnée en 3.5.*

Mécanismes d'oubli

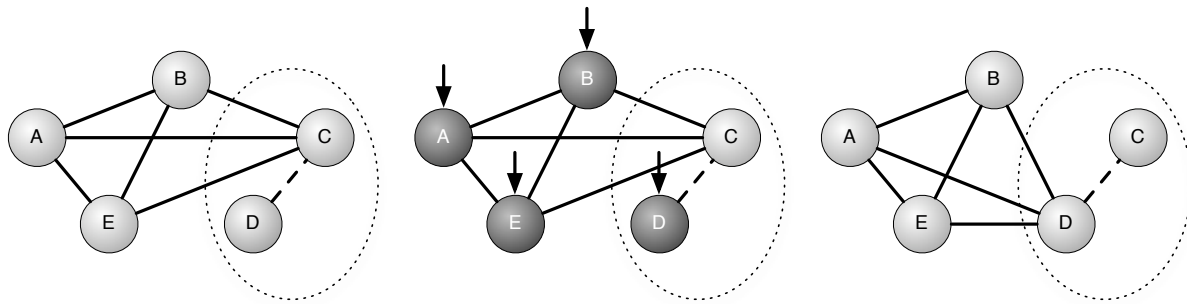
Une propriété essentielle de la mémoire est aussi d'oublier. En effet, si la faculté d'apprendre de nouvelles connaissances est primordiale, le pouvoir d'oublier est indispensable à l'adaptation. Apprendre permet de stocker les structures de l'environnement afin d'en tirer parti dans le cadre du comportement, oublier permet de survivre aux changements et aux altérations de ces structures.

Comment mettre en œuvre un tel mécanisme ? Deux grands principes permettent d'expliquer comment les connaissances sont oubliées. Le premier, et le plus facilement compréhensible, se base sur une détérioration des connexions neuronales au cours du temps. Fondamentalement, les connexions se désagrègent et les motifs qui ne sont pas observés — et par conséquent réappris — disparaissent finalement.

Une deuxième idée s'inspire du postulat suivant : oublier quelque chose, c'est apprendre son contraire. En d'autres termes, les connaissances ne sont pas détruites mais écrasées par d'autres, différentes mais toutefois suffisamment proches pour accaparer plus ou moins les même neurones.

Dans la pratique, il est fort possible que la faculté d'oubli soit un phénomène plus complexe que l'une ou l'autre de ces deux propositions, voire même que leur combinaison. Toutefois, dans notre modèle, la deuxième technique se révèle tout à fait satisfaisante. À travers le schéma de la figure 3.24, voyons comment une connaissance peut être remplacée par une autre.

Prenons un sous-ensemble de neurones appartenant à la couche sémantique. En 3.24(a), une connaissance initiale regroupe les neurones $\{A, B, C, E\}$. C et D appartenant à un voisinage commun, la création du motif a engendré la création d'une connexion inhibitrice entre ces deux neurones. Lorsque l'objet ou l'évènement représenté par $\{A, B, C, E\}$ se trouve être modifié dans l'environnement, la couche sémantique doit être capable de s'adapter. Imaginons la perception d'un nouvel ensemble de neurones $\{A, B, C, D\}$, illustrée par la figure 3.24(b). Normalement, la loi de complétion du signal devrait propager l'activation de A, B et E vers C , ce qui se révèle impossible car la connexion inhibitrice de voisinage entre C et D stipule que l'activation de D empêche l'activation de C . Dès lors, la loi associative régissant la couche sémantique agit et crée



(a) Le motif $\{A, B, C, E\}$ constitue une connaissance initiale. Les caractéristiques C et D s'inhibent mutuellement.

(b) L'activation de D empêche la complétion du motif original.

(c) L'application de notre loi associative mène à la création d'un nouveau motif de connaissance.

FIG. 3.24 – La faculté d'oubli est caractérisée et illustrée ici par le remplacement de connaissances par d'autres connaissances proches mais différentes.

un nouveau motif à partir des neurones coactivés, à savoir $\{A, B, D, E\}$. La connaissance a été remplacée lorsque l'environnement a changé.

Superposition de connaissances

Chaque neurone de la couche associative peut évidemment faire partie de plusieurs motifs, à l'instar du fait que chaque caractéristique perceptible dans l'environnement peut appartenir à plusieurs objets ou évènements différents. La faculté de créer de nouvelles connaissances sans fatalement détruire les connaissances existantes est primordiale pour la cohérence de la couche associative.

Lorsqu'un nouvel ensemble de neurones est activé, plusieurs cas se présentent :

1. Si aucun des neurones n'appartient déjà à un motif, un nouveau motif est créé, comme expliqué dans la figure 3.20.
2. Si un nombre de neurone supérieur au seuil de complétion appartient déjà à un motif, deux cas sont possibles et peuvent cohabiter :
 - (a) Si les neurones non activés du motif ne sont pas préalablement inhibés, le phénomène de complétion de la figure 3.22 les active. Nous sommes dans le cas de la perception partielle d'un objet ou d'une situation déjà connus.
 - (b) Si ils sont inhibés, alors nous sommes dans le cas du remplacement de connaissances de la figure 3.24
3. Enfin, dans le dernier cas, un sous-ensemble des neurones activés appartiennent à un motif, mais celui-ci ne peut pas être retrouvé en totalité. Dans ce cas, un nouveau motif est créé, qui se superpose au premier. C'est ce dernier cas qui est étudié dans ce paragraphe.

La figure 3.25 montre que la superposition de connaissances repose sur la même loi qui régit l'ensemble de la couche associative. Dans le cas montré en exemple, trois neurones C , D et E sont activés, alors qu'il existe déjà un motif $\{A, B, C\}$. C n'étant pas capable d'activer l'intégralité du motif, un nouveau est créé à partir des neurones activés. Les motifs $\{A, B, C\}$ et $\{C, D, E\}$ sont

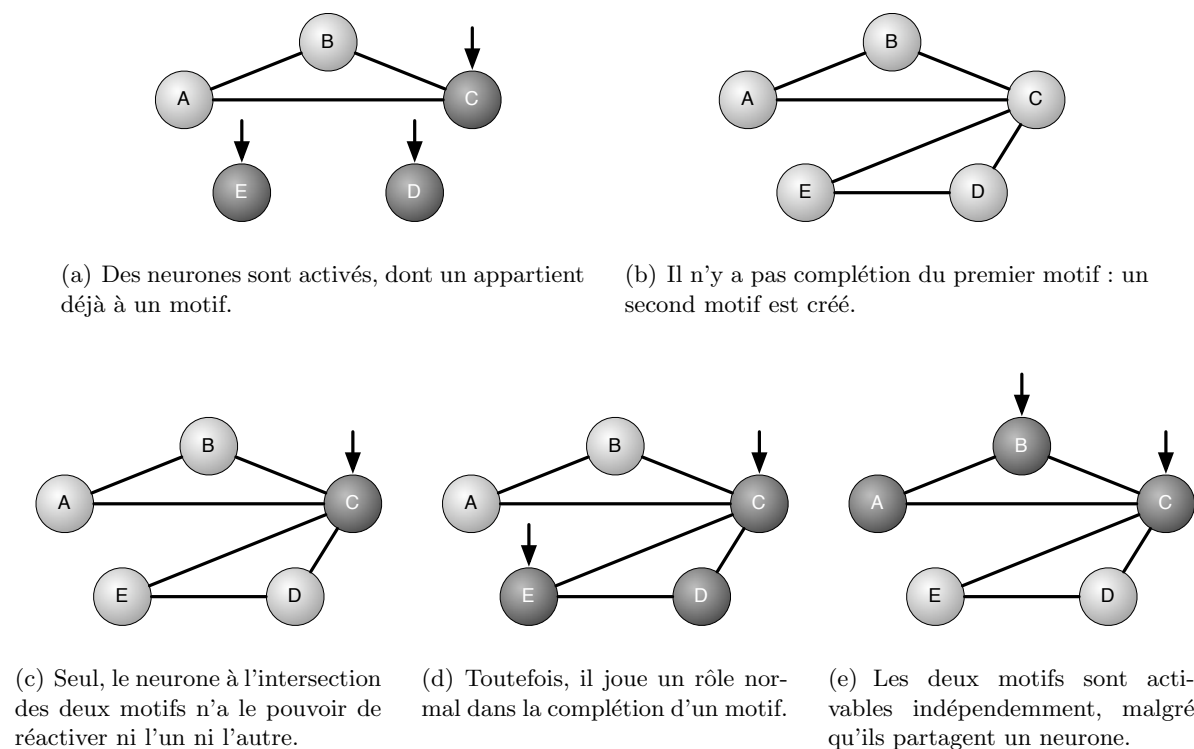


FIG. 3.25 – *La superposition des connaissances se produit lorsqu'il ne s'agit ni de la perception incomplète d'une connaissance antérieure, ni d'un changement dans l'environnement.*

capables de cohabiter : le phénomène de complétion s'applique à l'un sans interférer avec l'autre.

Dans cette section, nous avons montré que malgré sa simplicité, une loi non supervisée et non itérative permet d'expliquer comment des connaissances sémantiques sont acquises, se mêlent et sont éventuellement oubliées. La suivante a pour ambition de replacer cette couche associative au cœur même du comportement. Précisément, nous allons étudier son intégration au sein du réseau, et plus particulièrement son rôle dans le processus de sélection de l'action.

3.3.3 Sélection de l'action étendue

Revenons un instant sur le principe de sélection de l'action. L'agent doit décider, à chaque instant — pas de simulation par exemple —, quelle action il doit réaliser parmi le panel d'actions dont il dispose. Nous avons vu que les agents délibératifs mettent préalablement en œuvre un processus de cognition durant lequel ils évaluent toutes les actions possibles ainsi que leurs éventuelles conséquences. Les agents réactifs au contraire répondent immédiatement à un stimulus par une action qui lui est directement associée.

Ce que nous entendons dans cette section par sélection étendue, c'est que notre agent est capable de réaliser des actions qui vont plus loin que la simple réaction, mais sans toutefois engager des algorithmes ou interroger une base de connaissances pour y parvenir. Bien évidemment, ce processus repose sur la mémoire sémantique du contrôleur.

La sélection de l'action est prise en charge par la partie verticale du contrôleur, comme pour n'importe quel agent connexionniste. Dans la section 3.2, nous avons déjà détaillé le fonctionnement d'un tel agent ainsi que les méthodes d'apprentissage. Cependant, dans le cas notre contrôleur, ces deux dynamiques sont totalement bousculées : la dynamique de fonctionnement doit considérer la propagation du signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie, mais également entre les neurones de la couche associative. Le point épineux concerne la dynamique d'apprentissage. Celle-ci doit faire face aux nouveaux problèmes liés à l'hétérogénéité structurale et la dualité des connaissances. En outre, les apprentissages sémantique — apprentissage appliqué à la couche associative — et procédural — apprentissage appliqué au perceptron — doivent-ils opérer simultanément ? Le cas échéant, quel doit en être l'ordre ?

La section précédente a déjà clarifié le point suivant : l'apprentissage sémantique doit être non itératif et non supervisé. De surcroît, la meilleure manière d'associer des stimuli à mesure qu'ils se présentent est d'apprendre durant la simulation, c'est à dire en-ligne.

Pour ce qui est de l'apprentissage procédural, nous savons qu'il doit obligatoirement être itératif et supervisé³². Si l'on accepte de mettre de côté l'apprentissage évolutionniste³³, seul un paramètre reste à fixer : l'apprentissage procédural doit-il être appliqué avant ou durant la simulation ? Un apprentissage hors-ligne interviendrait avant le début de la simulation, soit avant l'apprentissage sémantique. Au contraire, un apprentissage en-ligne interviendrait durant la simulation, simultanément à l'apprentissage sémantique.

La seconde option paraît spontanément plus naturelle. En effet, il est désormais clair que si des connaissances radicalement différentes doivent cohabiter dans le contrôleur, rien ne permet de décréter que les apprentissages sont disjoints. Au contraire, l'apprentissage apparaît plutôt comme un processus unique et continu.

Pourtant, nous allons voir dans les paragraphes suivants qu'un apprentissage procédural en-ligne n'est pas forcément la solution la plus adaptée.

Comme nous l'avons vu dans la section 2.6.4, il existe deux méthodes : le conditionnement classique ou le renforcement.

Un apprentissage de type conditionnement n'a pas réellement lieu d'être mené en-ligne. Cet apprentissage est basé sur la connaissance préalable de couples {perception/action} désirés. Or, si l'on connaît ces couples avant même de démarrer la simulation, pourquoi appliquer l'apprentissage durant ? Pour conserver une animation correcte³⁴, il est plus logique de dégager la simulation de tout calcul qui peut s'effectuer en dehors.

L'apprentissage par renforcement n'est pas une meilleure solution. Nous avons vu dans la section 3.2.2 qu'il n'était utilisable dans un réseau de neurones qu'à travers la méthode de l'algorithme CRBP. Or, nous avons également détaillé les restrictions de cet algorithme, la première étant l'utilisation de neurones probabilistes, qui rendaient l'apprentissage délicat et la sélection de l'action plus instable.

³²Se référer à la section 3.2.2 consacrée à l'adaptation des agents connexionnistes.

³³Vu que la dimension horizontale du réseau, la couche associative, bénéficie d'une procédure d'apprentissage classique, il est plus logique d'essayer d'en fournir une au perceptron plutôt qu'une procédure évolutionniste, plus lourde et peu compatible.

³⁴Les ressources allouées à une simulation comportementale doivent être partagées entre la gestion du comportement des agents et le calcul du rendu de l'environnement en 3D. Toute économie sur l'un profite logiquement à l'autre.

De ce fait, la première méthode, qui envisage un apprentissage hors-ligne, paraît plus intéressante. Mais comment justifier dans ce cas un apprentissage procédural en dehors de la simulation, ce qui paraît si peu naturel ?

Il est possible d'argumenter en cette faveur si l'on considère la distinction entre les connaissances innées et les connaissances acquises. Dans la section 1.1.3, nous avons distingué parmi les connaissances de l'être humain les connaissances innées, qu'il possède dès sa naissance et qui sont le fruit de l'évolution de l'espèce humaine, des connaissances acquises, qu'il construit à partir de sa naissance et durant toute sa vie.

On peut imaginer relier connaissances procédurales et innées d'une part, connaissances sémantiques et acquises d'autre part. Dans le cadre de l'animation, on pourrait considérer que l'agent possède préalablement à son introduction dans l'environnement un ensemble d'habiletés et de comportements primaires, et acquiert durant son exploration des connaissances d'ordre général qui lui permettent éventuellement de les accroître.

En résumé, la décision d'utiliser un apprentissage procédural avant la simulation puis un apprentissage sémantique durant est principalement motivée par les limitations de la méthode CRBP. Même s'il peut paraître abusif de considérer la totalité des connaissances procédurales comme innées³⁵, nous restons tout de même cohérent avec notre démarche initiale : pourvoir un contrôleur réactif de moyens lui permettant de dépasser la cadre réactif.

Illustration de la sélection de l'action étendue C'est au niveau de la sélection de l'action que s'exprime la combinaison des apprentissages. À travers un exemple très simple, essayons de comprendre ce que nous entendons par sélection de l'action étendue.

Imaginons la scène suivante illustrée par la figure 3.26 : un environnement extrêmement simple abrite un prédateur dont le comportement prédéfini est d'attaquer les proies qui sont à sa portée.

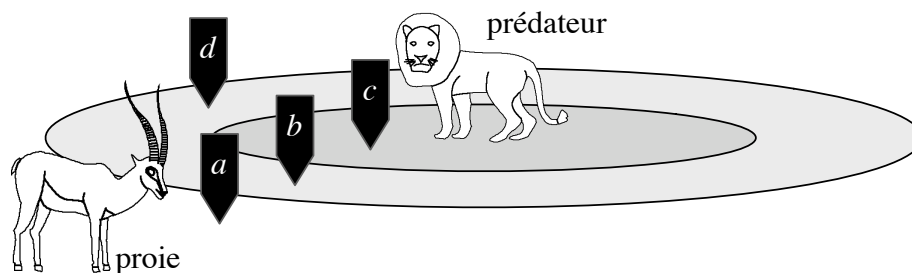


FIG. 3.26 – La simulation classique proie/prédateur met en scène deux agents. Le prédateur, contrôlé par un algorithme ou par l'utilisateur, doit attraper la proie. La proie, munie d'un contrôleur comportemental, doit échapper au prédateur.

Nous introduisons dans cet environnement un agent dans la peau d'une proie. L'agent a à sa disposition deux capteurs *vue* et *odeur* qui lui permettent respectivement de voir le prédateur et de sentir son odeur. Il possède également un effecteur *fuite* qui lui permet de s'enfuir dans une direction aléatoire. L'objectif de l'agent dans cette simulation est d'apprendre à fuir le prédateur

³⁵À titre de comparaison, cela reviendrait à dire que les hommes naissent en sachant jouer au tennis.

afin de préserver sa vie.

Les étapes importantes de la simulation sont résumées dans la figure 3.27. Chaque sous-figure représente le contrôleur de l'agent à un instant précis de la simulation. En se reportant à la figure 3.26, on peut situer la position de l'agent et y mettre en relation l'état d'activation correspondant du contrôleur.

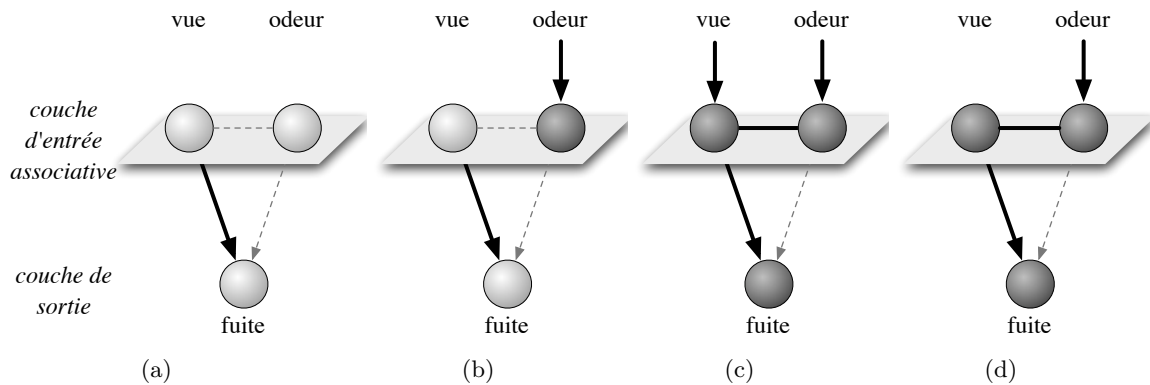


FIG. 3.27 – Schématisation de l'état du contrôleur en différents points de la simulation. Les flèches et lignes pointillées signalent les connexions possibles entre les neurones. Les flèches et lignes en gras représentent les connexions réelles. Les neurones grisés sont activés. Les neurones surplombés d'une flèche sont activés par un stimulus. En (a), l'agent a appris à fuir le prédateur lorsqu'il le voit. En (b), l'agent sent le prédateur mais ne déclenche aucune action. En (c), l'agent associe dans un même motif la vue et l'odeur du prédateur. En (d), l'agent sent le prédateur et déclenche un comportement de fuite.

En 3.27(a), l'apprentissage procédural entraîne l'agent à fuir à la vue du prédateur. Un apprentissage supervisé de type conditionnement est appliqué pour introduire la règle suivante dans le contrôleur : voir le prédateur déclenche un comportement de fuite. Dans la pratique, la connexion entre les neurones *vue* et *fuite* est renforcée itérativement jusqu'à que l'activation de l'un mène à l'activation de l'autre. À l'issue de l'apprentissage procédural, l'agent est introduit dans l'environnement à proximité du prédateur, lequel se met instantanément en chasse.

En 3.27(b), le prédateur s'est rapproché de l'agent et celui-ci peut désormais sentir son odeur. Le neurone *odeur* est activé mais aucune action n'en résulte.

En 3.27(c), le prédateur s'est encore rapproché, si bien que l'agent peut désormais sentir et voir le prédateur. Deux mécanismes sont simultanément mis en œuvre. Premièrement, l'activation de *vue* se propage vers *fuite*, ce qui a pour conséquence de déclencher le comportement de fuite. Deuxièmement, l'apprentissage sémantique crée un motif {*vue*, *odeur*} à partir de *vue* et *odeur* car ces deux neurones sont coactivés. On peut considérer que dans notre exemple, la représentation mentale du prédateur regroupe sa vision et son odeur.

Enfin, dans la sous-figure 3.27(d), l'agent est en train de fuir le prédateur. Le prédateur n'est plus à portée de vue, si bien que le neurone *vue* n'est pas activé directement par la perception du prédateur. Par contre, l'odeur étant toujours perceptible, le neurone *odeur* est activé. Le mécanisme de complétion du motif original {*vue*, *odeur*} résulte en l'activation de *vue*, qui lui-même active *fuite*. Si nous pouvions considérer l'agent d'un point de vue psychologique, nous dirions que cette odeur particulière lui rappelle mentalement le prédateur, ce qui a pour effet de lui faire prendre la fuite.

Que faut-il retenir de cette simulation ? Le point important est l'extension d'un comportement inné par l'utilisation de représentations de l'environnement capturées sans aucune intervention d'un animateur. Bien que la perception et l'action soient identiques aux modèles connexionnistes traditionnels, la possibilité de créer un motif, certes très simple, entre deux perceptions a permis à l'agent de créer implicitement une nouvelle règle lui permettant de maximiser ses chances de survie. Le fait de créer des connaissances nouvelles de manière automatique puis de savoir en tirer parti pour accroître son adaptation dans l'environnement correspond parfaitement à l'objectif initial de notre étude.

Nous avons vu à travers un exemple trivial comment sont créés lors de l'apprentissage des chemins combinant connaissances sémantiques et procédurales. Dans la prochaine section nous dévoilons l'implémentation informatique de notre contrôleur et de l'environnement de simulation.

3.3.4 Implémentation

Le contrôleur ainsi que l'environnement de simulation sont tous deux programmés en langage Java.

Le contrôleur

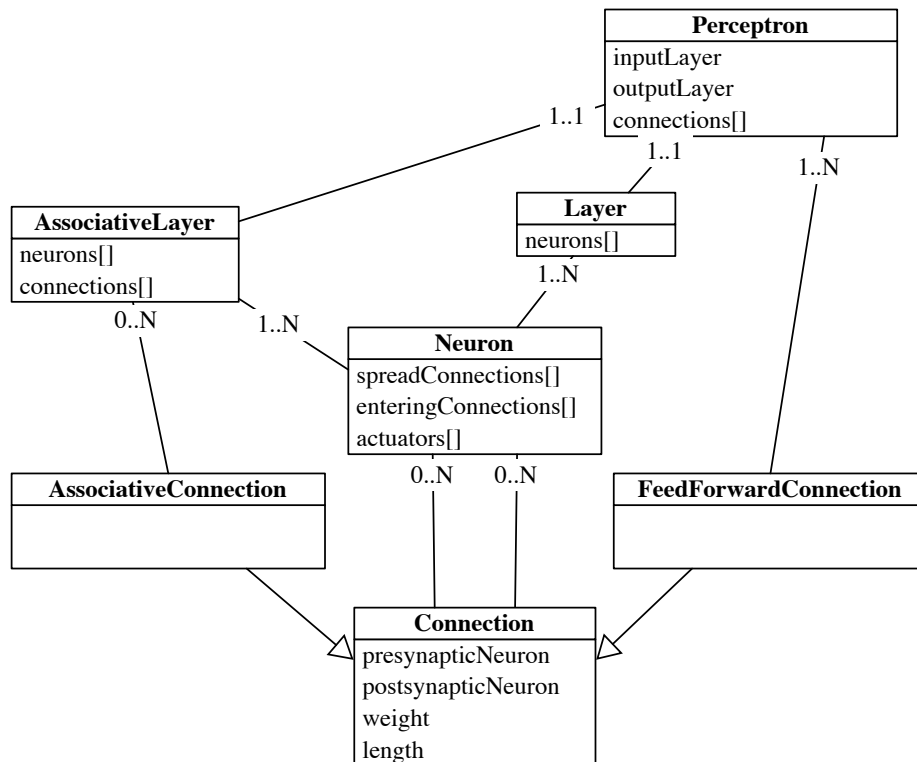


FIG. 3.28 – Schéma global de la conception du contrôleur. Les flèches blanches représentent les relations d'héritage.

La figure 3.28 illustre la conception informatique du contrôleur *Cortexionist*. Au plus haut niveau de l'architecture du contrôleur se trouve le **Perceptron**. Il est composé de deux couches : la couche d'entrée qui joue également le rôle de couche associative **AssociativeLayer** et la couche de sortie **Layer**. Ces deux couches contiennent un nombre de neurones **Neuron** défini. Chacun des neurones de la couche d'entrée est relié aux neurones de la couche de sortie par des connexions unidirectionnelles à propagation avant **FeedForwardConnection**. Enfin, chaque neurone de la couche associative est relié aux autres par des connexions bidirectionnelles **AssociativeConnection**.

Les neurones (**Neuron**) connaissent les connexions auxquelles ils sont reliés afin de pouvoir calculer leur activation en fonction des connexions afférentes et propager leur signal, en cas d'activation, sur les connexions efférentes. Ils peuvent enfin être reliés à des effecteurs, ce qui est le cas pour tous les neurones appartenant à la couche de sortie.

Une connexion relie un neurone présynaptique à un neurone postsynaptique. Elle possède intrinsèquement un poids, mais également une longueur qui permet d'envisager des temps de propagation différents.

Pour deux raisons, chaque neurone ou connexion est un *thread* indépendant des autres. D'abord, l'indépendance de chaque composant favorise l'éventuelle parallélisation du modèle, si la taille du réseau devenait importante. Ensuite, la gestion sous forme de *threads* favorise l'asynchronisme du réseau. Le dynamisme d'un réseau asynchrone est biologiquement plus réaliste. Loin d'être une coquetteries, ceci permet d'expliquer certains phénomènes importants qu'on ne peut retrouver avec une modélisation synchrone classique[[Sanchez-Montañés et al.\(2002\)](#)].

Les neurones Les neurones bénéficient d'une implémentation bio-réaliste et leur fonctionnement est très proche de celui du neurone biologique, décrit dans la figure 3.3.

En outre, dans notre cas, la gestion de l'hyperpolarisation revêt une importance particulière. Au sein de la couche associative, et contrairement à la partie procédurale qui est à propagation avant, les connexions sont bidirectionnelles. Dans la pratique, un neurone activé qui propage son signal va activer un ou plusieurs neurones, en fonction des connexions qu'il entretient avec ceux-ci. Ces neurones, une fois activés, vont également tenter d'activer le neurone initial, en propageant eux-mêmes le signal à travers la même connexion. Le fait qu'un neurone passe par une phase d'hyperpolarisation après son activation lui permet de devenir temporairement insensible aux signaux qui reviennent des neurones qu'il lui-même vient d'activer. De cette manière, on évite de créer artificiellement des « circuits » d'activation qui bouclent à l'infini, rendant la couche associative totalement inopérante.

L'activation du neurone consiste en trois phases qui bouclent à l'infini, ou du moins pendant la durée de vie du neurone. La première phase active le neurone. Celui-ci émet donc un signal sur toutes ses connexions efférentes. Il entre ensuite dans une phase d'hyperpolarisation durant laquelle il est insensible aux signaux en provenance des connexions afférentes. La troisième phase est synonyme de retour à un état inactif. Le neurone attend qu'une ou plusieurs connexions viennent l'activer. Le processus d'activation du neurone est également calqué sur le processus biologique. Chaque neurone dispose d'un tampon d'entrée où s'accumulent les signaux afférents. A chaque nouvelle inscription (voir le paragraphe suivant consacré aux connexions) ou

désinscription d'un signal, le neurone vérifie s'il a lieu d'être activé.

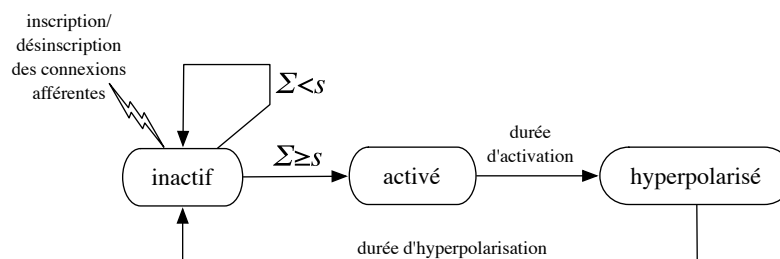


FIG. 3.29 – Automate des états successifs du neurone artificiel : la position initiale est l'état inactif. À chaque fois qu'une connexion enregistre un signal auprès du neurone, quel que soit son signe ou sa valeur, le neurone calcule la somme des signaux entrants. Si cette somme est inférieure à son seuil d'activation, il reste inactif. Le cas échéant, le neurone s'active. Durant la phase d'activité, il propage son activation à travers ses connexions efférentes. Au bout d'un délai fixé, le neurone s'hyperpolarise. Ensuite, il revient finalement à un état inactif. Dans les simulations que nous effectuons, la durée d'activation est fixée à 2 ms et la durée d'hyperpolarisation à 3 ms.

Les connexions ont également un fonctionnement de type boucle infinie. À l'état inactif, la connexion attend d'être sollicitée par le neurone présynaptique activé. Aussitôt qu'elle en reçoit l'ordre, elle transmet le signal au neurone postsynaptique, en prenant en compte sa longueur ainsi qu'un temps de propagation. Délivrer le signal au neurone postsynaptique consiste en trois phases. La première est de s'inscrire auprès du tampon d'entrée du neurone postsynaptique. Ensuite, la connexion respecte un délai de pause correspondant à la durée d'activation du neurone présynaptique. Enfin, elle se désinscrit du neurone postsynaptique. Fondamentalement, la connexion transmet le signal du neurone présynaptique au neurone postsynaptique durant toute la durée d'activation du neurone présynaptique, mais retardée du temps nécessaire à sa transmission. La figure 3.30 illustre les différents états de la connexion.

La prise en compte de la longueur des connexions est aussi un gage de réalisme du modèle. Cependant, cette longueur peut favoriser l'apparition de circuits dans les motifs, pour peu que le temps de propagation du signal par une ou plusieurs connexions soit supérieur au temps d'hyperpolarisation des neurones. En conséquence, les connexions de la couche associative ont des longueurs très faibles, comparées aux connexions à propagation avant du perceptron, qui lient neurones d'entrée et neurones de sortie, et qui peuvent supporter de longs temps de transmission. On peut tout de même remarquer que cette solution reste cohérente avec la réalité. Les connexions à l'intérieur du cerveau sont bien plus courtes que celles qui parcourent le corps jusqu'aux muscles.

L'environnement de simulation

L'implémentation de l'environnement de simulation permet de créer différentes mises en scène. Le schéma en figure 3.31 présente grossièrement son organisation conceptuelle.

La simulation (**Simulation**) se déroule dans un environnement (**Environment**). Elle peut accueillir un nombre illimité de créatures. Toutes les créatures de la simulation héritent de la

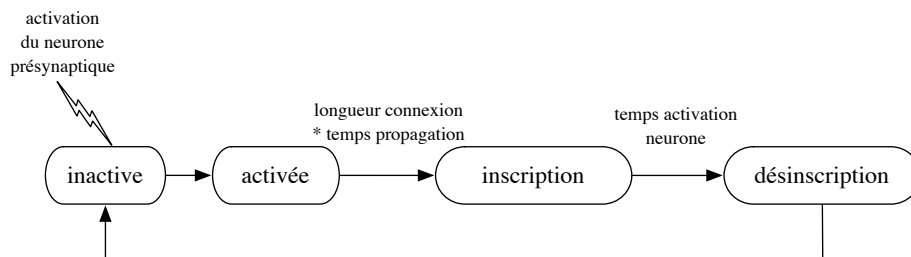


FIG. 3.30 – Automate des états successifs de la connexion artificielle : la position initiale d'une connexion est à l'état inactive. Lorsque le neurone présynaptique de la connexion est activé, la connexion passe également dans l'état actif. Ensuite, elle se met en pause pour une durée correspondant à la durée nécessaire pour que le signal atteigne le neurone postsynaptique. Cette durée tient compte de la vitesse de propagation du signal ainsi que de la longueur de la connexion. Une fois le neurone postsynaptique atteint, la connexion s'enregistre dans son tampon d'entrée. Elle se remet ensuite une deuxième fois en pause. Cette pause correspond à la durée d'activation du neurone présynaptique. Enfin, la connexion se désinscrit du tampon d'entrée et retourne à l'état inactive.

classe **Creature**. Chacune possède une position et une orientation relatives à l'environnement. Les déplacements sont gérés de manière autonome mais la technique utilisée pour modifier la position et l'orientation entraîne la distinction de deux classes : l'agent et les autres créatures.

Le comportement des agents (**Agent**) est évidemment géré par un contrôleur, qui lui est propre. Chacun possède aussi un certain nombre de capteurs et d'effecteurs. Les capteurs héritent tous d'une même classe **Sensor**. Toutes les instances possèdent un nom et sont reliées à un agent particulier mais chaque capteur peut être utilisé à l'infini. Le capteur est également relié à un ensemble de neurones appartenant au contrôleur de l'agent sur lequel il est fixé. En fonction des stimuli que perçoit le capteur, un sous-ensemble de neurones sur la couche d'entrée sera activé. Les effecteurs (**Actuator**) fonctionnent sur le même principe. Ils sont également reliés à certains neurones de la couche de sortie du contrôleur de l'agent. L'activation des neurones associés à un effecteur est synonyme d'une action de cet effecteur dans l'environnement.

Enfin, les autres créatures possèdent un comportement préprogrammé. On repère principalement les prédateurs (**Predator**), les congénères de l'agent (**Fellow**) ou la mère de l'agent (**Mother**) qui, comme on le verra, joue un rôle particulier.

3.4 Conclusion préliminaire

En introduisant les objectifs de ce travail à la fin du chapitre précédent, nous avons fait part de notre volonté de trouver une alternative aux architectures hybrides. Ces architectures permettent de produire des comportements intelligents mais dont la pertinence repose beaucoup sur la modélisation manuelle des connaissances par un animateur. L'idée était donc de créer un agent capable de dévoiler des comportements intelligents, mais en explorant la piste de la théorie écologique. Dans la pratique, cela se traduit par deux contraintes. D'une part, les représentations internes doivent être mises en relation directe avec la perception de l'agent. D'autre part, leur exploitation doit s'intégrer naturellement aux comportements.

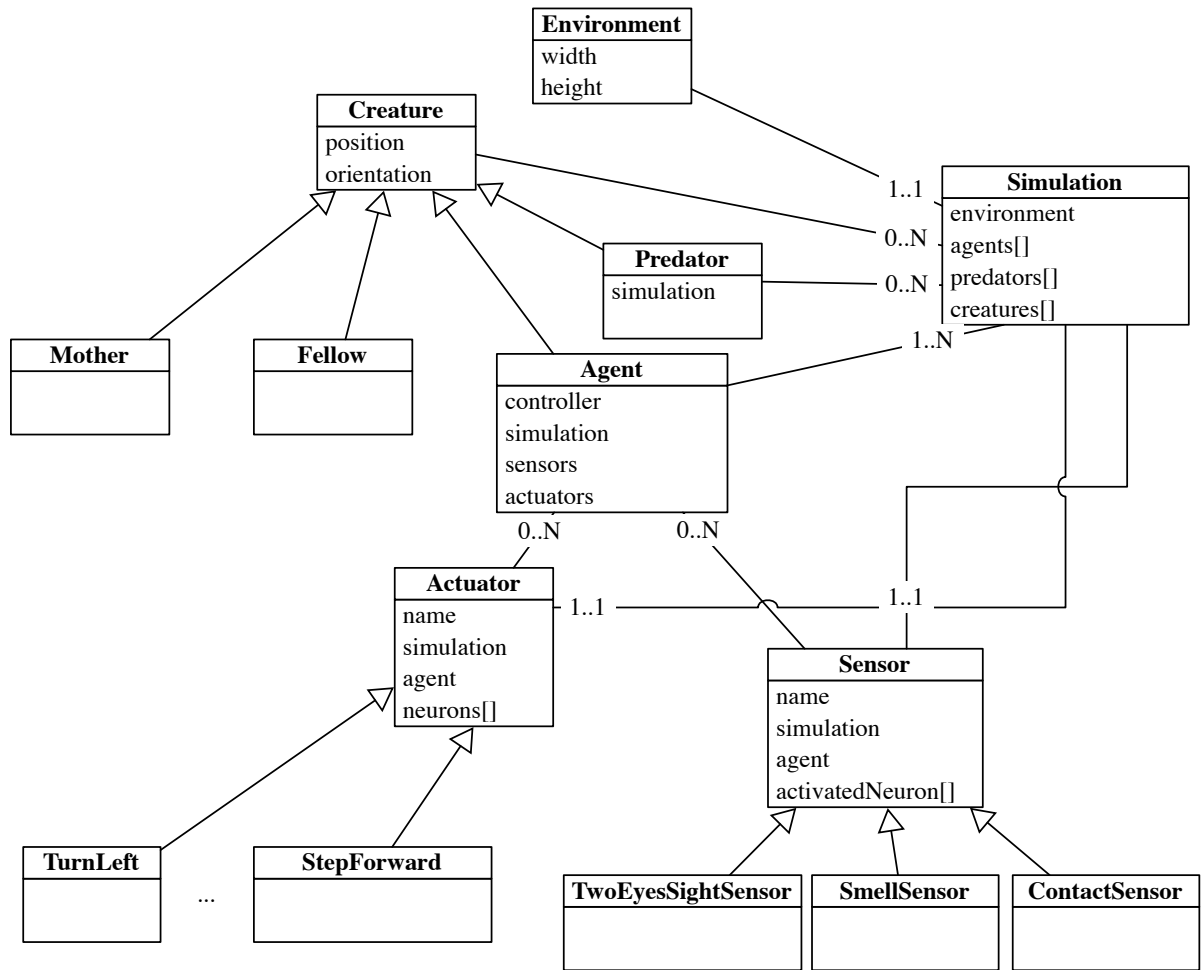


FIG. 3.31 – Schéma global de la conception de la simulation. Les flèches blanches représentent les relations d'héritage.

En abordant ce chapitre qui débute par la présentation des réseaux de neurones, nous émettons l'hypothèse qu'une architecture connexionniste serait parfaitement indiquée pour représenter des connaissances, puisque par essence, les réseaux de neurones sont en quelque sorte une métaphore de la mémoire humaine. En confrontant ce type d'architecture à la théorie connexionniste, ainsi qu'aux autres théories de la mémoire du chapitre 1, nous avons dévoilé les carences des agents connexionnistes traditionnels, avant d'en proposer une évolution.

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'architecture *Cortexionist*, un contrôleur d'animation connexionniste avancé, permettant de créer, maintenir et exploiter des représentations de l'environnement.

Basée sur une architecture d'agent connexionniste traditionnel, à savoir qu'un perceptron est en charge de la sélection de l'action, le contrôleur *Cortexionist* est autonome et réactif. Une procédure d'apprentissage garantit la situation de l'agent, en liant efficacement perception et

action. Lors de la phase d'exploration, l'agent est ainsi capable de se comporter de manière très efficace.

Si les connaissances qui consistent à relier perception et action sont assimilables du point de vue de la psychologie cognitive à de la mémoire procédurale, l'insertion d'une couche associative fournit à l'agent la faculté de gérer de la mémoire sémantique. Contrairement aux architectures hybrides, cette mémoire ne sert pas à stocker les représentations symboliques des objets avec lesquelles l'agent est de ce fait capable d'interagir. Elle est au contraire directement utile dans le comportement.

En effet, le perceptron est parfaitement adapté à la gestion du comportement dans des environnements simples. Par contre, les choses se compliquent lorsque l'environnement devient dynamique. Perceptions incomplètes, situations variables et présence d'autres créatures peuvent rendre incohérente la sélection de l'action. C'est précisément dans ces cas que la mémoire peut véritablement présenter un avantage. Lorsque les changements de l'environnement sont périodiques, lorsque certaines situations se répètent ou lorsque le comportement des autres créatures est prédictible, garder une trace des comportements passés pour les réinjecter lorsqu'ils seront de nouveaux optimaux est une méthode appropriée[Ramos et al.(2006)]. À cet effet, le rôle de la mémoire dans notre architecture est d'apprendre puis de restituer — dans le même contexte ou dans un contexte proche, on parle alors de généralisation — les structures et les régularités sous-jacentes de l'environnement. La complétion d'une perception incomplète ou l'anticipation de son apparition procure alors à l'agent la faculté de rendre artificiellement cet environnement non dynamique et ainsi de toujours adopter le comportement optimal.

La couche sémantique du contrôleur *Cortexionist* est ainsi une abstraction fonctionnelle du cortex humain. L'application d'une simple loi associative sur les neurones de la couche d'entrée permet de structurer les perceptions et les organiser en connaissances de complexité supérieure. En outre, l'adaptabilité de l'agent est ainsi déléguée à une structure adéquate plutôt qu'à l'utilisation de règles d'apprentissages complexes et difficiles à mettre en œuvre.

Enfin, à travers un exemple très simple, nous avons essayé de montrer comment l'exploitation de ces connaissances, via ce que nous avons nommé la sélection de l'action étendue, est susceptible de voir émerger une forme d'intelligence comportementale. La validation expérimentale de cette hypothèse constitue l'objet du chapitre suivant.

4

Expérimentations

Ce chapitre a pour but de valider expérimentalement, à travers un ensemble de simulations, les résultats théoriques du chapitre précédent. Nous disposons d'un agent artificiel muni d'une modélisation informatique du contrôleur *Cortexionist*. Ce contrôleur avancé est capable d'organiser les stimuli perçus par l'agent sous forme de connaissances qu'il peut par la suite utiliser pour étendre son registre comportemental dans le cadre de la sélection de l'action. La section 4.1 présente l'environnement de simulation, les agents qui y évoluent et leur comportement. La section 4.2 présente les différentes simulations. Le principe que nous avons retenu est de comparer le contrôleur *Cortexionist* à un contrôleur purement réactif dans deux expériences. Cette section est ainsi divisée en deux sous-sections. La première expérience en 4.2.1 consiste à évaluer l'agent seul face à un prédateur. Le deuxième expérience en 4.2.2 introduit des créatures capables de protéger l'agent.

4.1 Mise en œuvre de la simulation

Les expérimentations reposent sur une simulation classique proie/prédateur. L'agent muni du contrôleur *Cortexionist* tient le rôle de la proie et doit apprendre, dans différentes situations, à échapper au prédateur.

Les simulations mettent en scène un ensemble de créatures virtuelles évoluant dans un environnement en 3D.

4.1.1 L'environnement virtuel

L'environnement virtuel des simulations est d'une extrême simplicité. Il s'agit d'une surface non bornée dans laquelle tous les agents de la simulation sont libres de se déplacer.

4.1.2 Les créatures artificielles

Si l'environnement lui-même ne contient ni obstacle ni bouleversement climatique, la complexité des simulations provient de l'interaction entre les créatures qui possèdent des caractéristiques et un comportement propres.

Fondamentalement, l'environnement compte deux classes de créatures : les tentacules vertes et les tentacules pourpres (voir la figure 4.1). Toutes se déplacent grâce à des rotations et des translations vers l'avant.

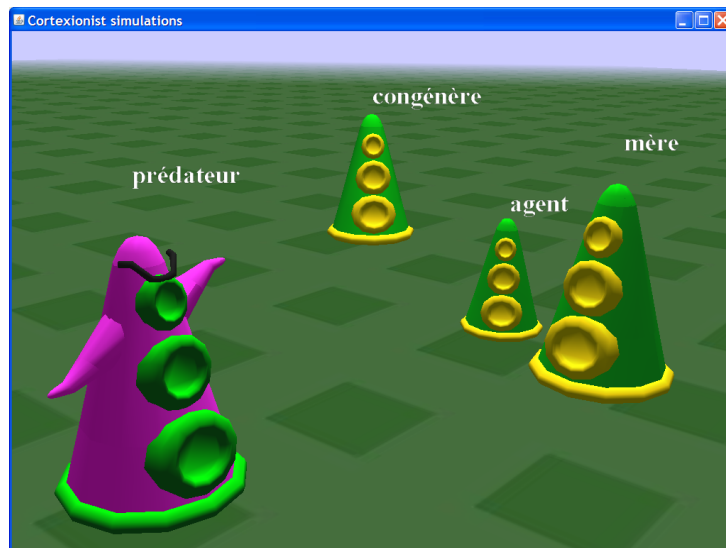


FIG. 4.1 – La simulation met en scène diverses créatures : l’agent et son prédateur mais également la mère de l’agent ainsi que des congénères.

L’agent est représenté par une petite tentacule verte. Il possède une énergie vitale. Il perd de l’énergie lorsqu’il s’enfuit ou est attaqué. Il en recouvre dans les autres cas. L’agent est la seule créature autonome contrôlée par notre contrôleur d’animation. Son fonctionnement est détaillé dans la section 4.1.3.

Les congénères sont des créatures de la même espèce que l’agent. Il s’agit de tentacules vertes adultes. Leur comportement est fixé par un algorithme. Il consiste à se rapprocher de l’agent lorsque celui-ci ainsi que le prédateur sont à portée de vue — la distance de vision est paramétrable. Le cas échéant, ils peuvent être immobiles ou se déplacer aléatoirement dans l’environnement. Les congénères sont capables de protéger l’agent lorsque celui-ci se situe à l’intérieur d’une zone de protection, symbolisée dans l’environnement par une sphère blanche translucide.

La mère de l’agent est un congénère particulier qui possède une odeur spécifique avec laquelle l’agent est familier et qu’il peut percevoir (voir section 4.1.3). Pour le reste, le comportement de la mère est similaire à celui des congénères.

Le prédateur est une tentacule pourpre qui possède des bras. Son comportement peut être contrôlé directement par l’utilisateur ou bien par un script. Dans ce cas, le prédateur a pour objectif de chasser les agents tout en restant hors de portée des tentacules vertes adultes qui protègent ce dernier. L’algorithme 2, page 115, décrit le comportement scripté du prédateur. Fondamentalement, il attaque toujours l’agent le plus proche, lorsque celui-ci n’est pas protégé. Le cas échéant, il se tient hors de portée de la zone de protection de la créature la plus proche. Lorsque durant l’attaque, le prédateur entre en contact avec l’agent, ce dernier voit son énergie vitale drastiquement diminuer.

```

Données : DISTANCE_VISION : la distance maximum de perception du prédateur ;
            RAYON_PROTECTION : rayon centré sur une créature à l'intérieur duquel
            l'agent est protégé;
tant que il reste un agent faire
  Trouver l'agent le plus proche;
   $V_{PA} \leftarrow$  distance entre le prédateur et l'agent le plus proche;
   $V_{AC} \leftarrow$  distance entre l'agent et la créature la plus proche de l'agent;
   $V_{PC} \leftarrow$  distance entre le prédateur et la créature la plus proche du prédateur;
  si  $V_{PA} \leq$  DISTANCE_VISION alors
    si  $V_{PC} \leq$  RAYON_PROTECTION alors
      fuir la créature la plus proche;
    sinon si  $V_{AC} >$  RAYON_PROTECTION alors
      attaquer l'agent;
    sinon si  $V_{PC} \leq$  RAYON_PROTECTION * 1.25 alors
      fuir la créature la plus proche;
    sinon
      se tourner vers l'agent et attendre ;
  fin

```

Algorithme 2 : algorithme décrivant le comportement du prédateur. Il consiste à chasser l'agent, sans toutefois se confronter aux créatures adultes. Celui-ci est basé sur l'évaluation des trois variables V_{PA} , V_{AC} et V_{PC} , schématisées dans la figure 4.2.

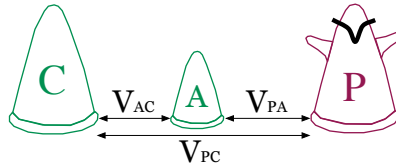


FIG. 4.2 – Le fonctionnement du prédateur est basé sur l'évaluation constante de trois paramètres : la distance à la créature la plus proche (V_{PC}), la distance à l'agent le plus proche (V_{PA}), enfin la distance de cet agent à la créature la plus proche de lui (V_{AC}).

4.1.3 L'agent autonome

L'agent est muni du contrôleur *Cortexionist*. La figure 4.3 en propose une représentation.

La perception de l'agent se limite à celle de ses capteurs. En effet, si chaque type de créature possède une représentation en 3D dans l'environnement, l'agent ne perçoit les autres créatures que par un ou plusieurs stimuli. La vision de l'agent lui permet de détecter, dans un périmètre de rayon paramétrable (voir figure 4.4), des formes ainsi que des couleurs. Le capteur de vision est ainsi connecté à plusieurs neurones. Les neurones **vert** et **pourpre** sont ainsi activés lorsque la couleur verte ou pourpre est détectée dans le champ de vision. Le neurone **tentacule** détecte la présence d'une créature tentacule. Le neurone **bras** détecte la présence de bras. L'odorat de l'agent lui permet de détecter l'odeur de sa mère et d'activer en conséquence un neurone nommé **odeur**. Enfin, Le neurone **proximité** est un peu particulier. Il est systématiquement activé par un capteur de proximité lorsqu'une créature se trouve trop proche de l'agent (voir figure 4.4).

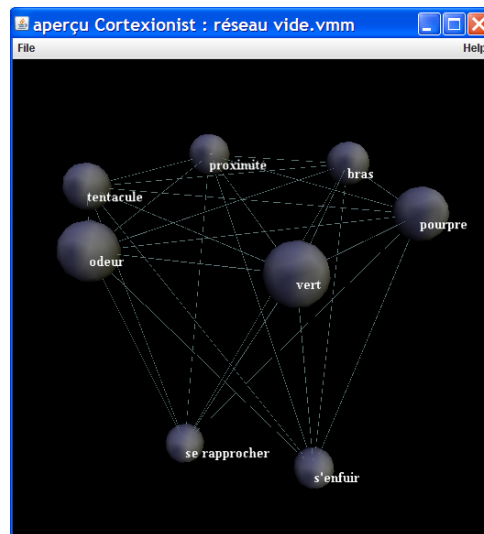


FIG. 4.3 – Le contrôleur comportemental de l'agent possède deux couches : la couche d'entrée regroupe toute les perceptions de l'agent ; les deux neurones de la couche de sortie correspondent aux deux actions de base de l'agent.



FIG. 4.4 – Les capteurs ont un rayon de perception limité. En blanc, la demi-sphère qui délimite la vision de l'agent. En rouge, la sphère associée au capteur de proximité. Toute intrusion à l'intérieur de cette sphère active le neurone *proximité*.

Le panel d'action de l'agent est quant à lui relativement simple, sachant que l'on ne cherche qu'à évaluer sa capacité à survivre face au prédateur. Il possède deux effecteurs : **se rapprocher** l'amène à se rapprocher de la créature la plus proche de lui, en évitant toutefois une intrusion dans la zone de proximité. L'effecteur **s'enfuir** le pousse à fuir la créature la plus proche de lui. L'agent fuit pendant quelques secondes, aussi loin que son énergie vitale le permet, puis reprend une activité normale. Un point important à préciser : l'agent fuit d'autant plus vite que la créature qu'il fuit est proche. En parallèle, la perte d'énergie est proportionnelle à sa vitesse.

4.2 Simulations

Le principe retenu pour montrer la validité du modèle *Cortexionist* est de comparer les comportements obtenus avec ce contrôleur à des comportements purement réactifs, obtenus avec

un contrôleur connexionniste classique. En guise de contrôleur réactif, nous utilisons le modèle *Cortexionist*, mais en lui ôtant la capacité de créer des connexions associatives. En effet, *Cortexionist* est une extension du perceptron ; en le privant de couche associative, celui-ci redevient un simple contrôleur réactif.

Conformément aux résultats des études préliminaires menées dans la section 3.3.3, l'agent est entraîné avant le départ de chaque simulation afin de le doter de certaines compétences initiales. Elles sont représentées par deux comportements (voir la figure 4.5). Le premier consiste à fuir dès qu'il se sent menacé : la phase d'entraînement procédural — hors-ligne — crée donc une connexion entre les neurones *proximité* et *s'enfuir*. De cette manière, toute intrusion d'une créature dans la zone de proximité (voir figure 4.4) de l'agent déclenche instantanément un comportement de fuite.

Le deuxième lui permet de reconnaître sa mère et de se diriger vers elle lorsqu'elle est à proximité. La mère étant caractérisée par son odeur, une connexion excitatrice est ainsi créée entre *odeur* et *se rapprocher*. Dans le même temps, une connexion inhibitrice apparaît également entre *odeur* et *s'enfuir* afin d'empêcher l'agent d'exécuter simultanément les deux actions antagonistes *se rapprocher* et *s'enfuir*.

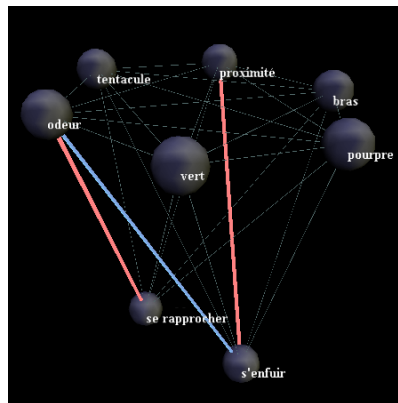


FIG. 4.5 – Le contrôleur est entraîné avant le début de chaque simulation par une procédure de rétropropagation. Les connexions excitatrices sont en rouge, les connexions inhibitrices en bleu.

En résumé, l'agent est ainsi capable de reconnaître l'odeur de sa mère pour en chercher la protection. Et la proximité d'une créature autre que sa mère déclenche un comportement de fuite. On notera que ces comportements innés n'ont rien d'irréalistes.

4.2.1 Expérience 1 : fuite face au prédateur

Dans cette première expérience, l'agent est introduit dans l'environnement avec un prédateur. À travers deux simulations, la première avec un contrôleur réactif et la deuxième avec le contrôleur *Cortexionist*, nous comparons les comportements de l'agent ainsi que différents paramètres qui mesurent objectivement son potentiel de survie dans l'environnement.

Les deux simulations mettent logiquement en exergue deux types de comportement : un comportement purement réactif et un comportement étendu³⁶.

³⁶La notion de comportement étendu doit être mise en relation avec la sélection de l'action étendue de la section 3.3.3.

Comportement réactif

Le contrôleur connexionniste a subi un entraînement procédural préalablement à l'introduction de l'agent dans l'environnement. Celui-ci n'a ensuite plus la possibilité de modifier son contrôleur durant la simulation.

Plusieurs figures permettent de comprendre le déroulement de la simulation. La figure 4.6 en résume les étapes importantes. La figure 4.7 montre l'état d'activation au cours du temps des neurones du contrôleur. On retrouve grâce à des curseurs les étapes de la figure précédente. Enfin, la figure 4.8 montre le niveau d'énergie de l'agent ainsi que sa distance au prédateur au cours du temps.

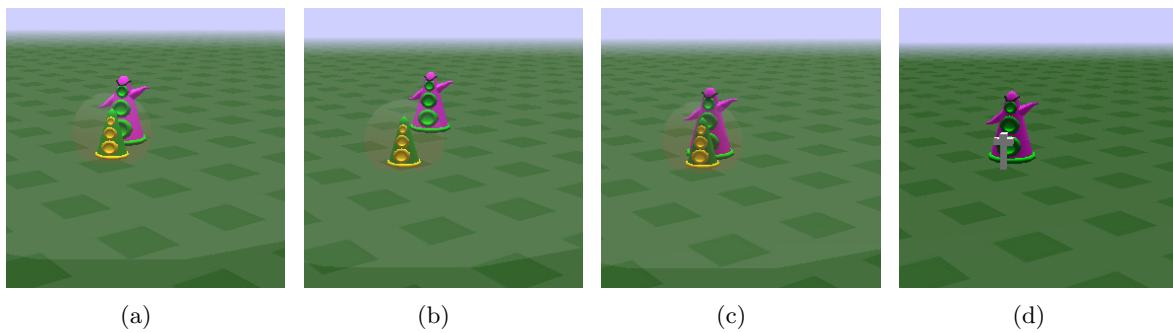


FIG. 4.6 – L'agent réactif dans la première expérience. Lorsque le prédateur est suffisamment proche pour attaquer l'agent (a), ce dernier s'enfuit dans la direction opposée (b). L'agent s'arrête sitôt qu'il a fini de fuir, si bien que le prédateur se retrouve rapidement en position de l'attaquer à nouveau (c). À force de fuir, l'agent perd toute son énergie et finit par se faire tuer par le prédateur (d). L'agent muni d'un contrôleur purement réactif est incapable d'apprendre que le prédateur représente une menace.

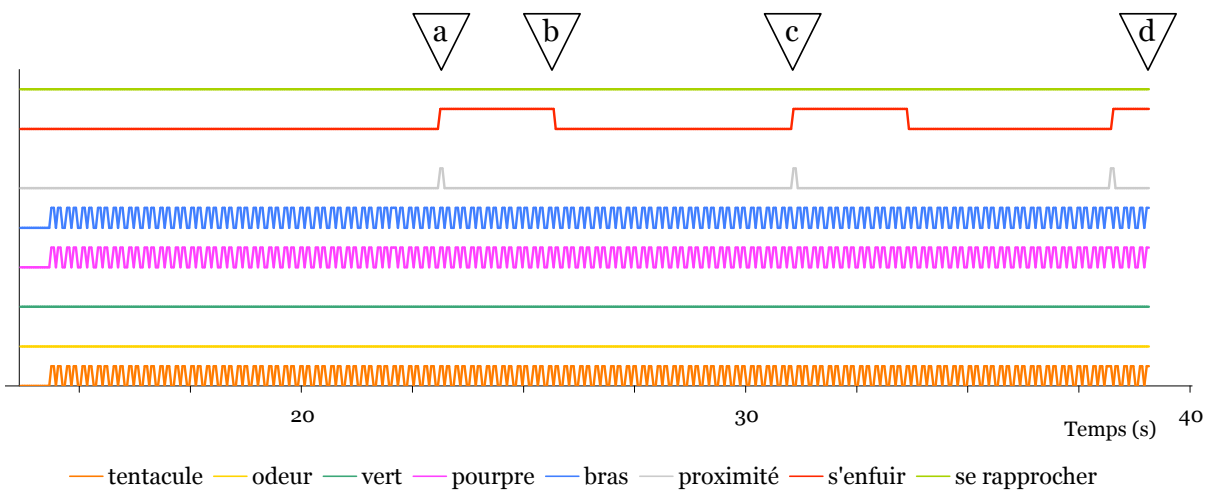


FIG. 4.7 – Diagramme montrant l'activité au cours du temps des neurones du contrôleur de l'agent réactif durant la première expérience. Chaque pic du neurone *proximité* est suivi par l'activation du neurone *s'enfuir*.

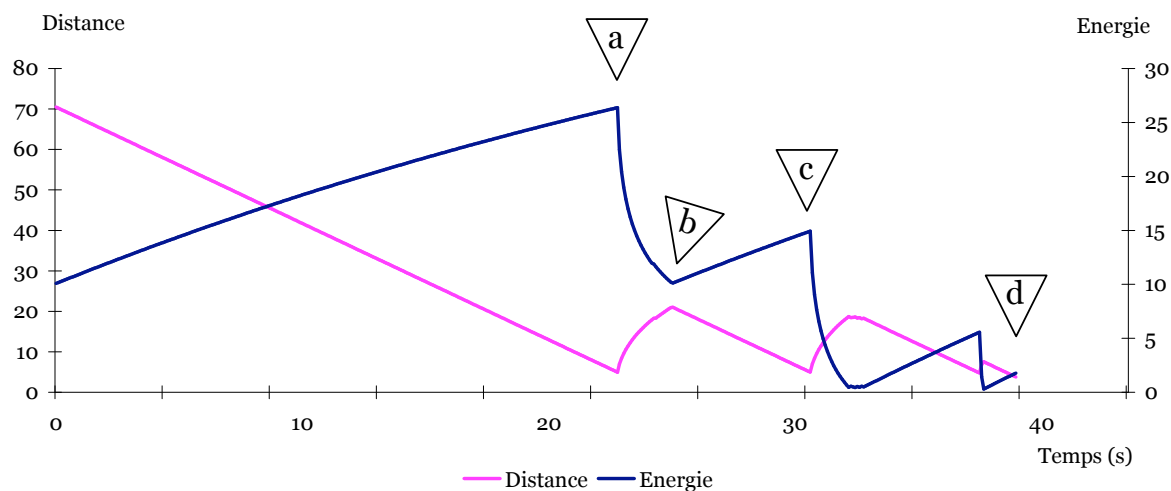


FIG. 4.8 – Courbe montrant l'évolution de la distance au prédateur et de l'énergie de l'agent réactif dans la première expérience. Chaque fuite engendre une perte d'énergie vitale.

Dès le début de la simulation, le prédateur, qui possède un comportement scripté, se dirige vers l'agent dans le but de l'attaquer. L'agent est capable de percevoir le prédateur dès que la distance entre les deux créatures se trouve inférieure à la distance de vision des capteurs de l'agent. Comme on le voit dans la figure 4.7 Le prédateur est repéré par l'ensemble de caractéristiques {tentacule, pourpre, bras}.

Pour être en position d'attaquer, le prédateur doit se trouver au contact de l'agent, c'est-à-dire à l'intérieur de sa zone de proximité. De son côté, l'agent possède un comportement « réflexe » qui le pousse à fuir dès qu'une créature — qui ne possède pas l'odeur de sa mère — se trouve dans cette zone de proximité. Ainsi, le contrôleur déclenche logiquement la fuite sitôt le prédateur détecté dans la zone de proximité (4.6(a)), c'est à dire sitôt le neurone **proximité** activé (curseur (a) de la figure 4.7). Le comportement de fuite est engendré par l'activation pour une durée fixée du neurone **s'enfuir**. Il pousse l'agent à se diriger très rapidement dans la direction opposée à celle du prédateur, gaspillant au passage une certaine quantité d'énergie vitale, comme on le voit à la chute drastique d'énergie dans la figure 4.8.

Une fois la fuite achevée, l'agent reprend une activité normale (4.6(b)), qui consiste dans ce cas à ne rien faire de particulier. Il récupère ainsi un peu d'énergie. Le prédateur de son côté continue à le pourchasser dans le but de l'attaquer (4.6(c)). Au bout d'un certain temps, après plusieurs fuites successives, l'agent ne possède plus suffisamment d'énergie pour assurer sa fuite, en conséquence de quoi il est attaqué puis tué par le prédateur (4.6(d)).

Comportement étendu

Pour comprendre comment le contrôleur *Cortexionist* permet d'améliorer la survie de l'agent, nous le testons dans une nouvelle simulation où les conditions sont en tout point similaires, hormis la capacité de l'agent à créer des connaissances à partir des stimuli qu'il perçoit de son environnement.

On retrouve dans la figure 4.9 les étapes importantes de la simulation, ainsi qu'un instan-

tané de l'état du contrôleur au même moment. Les figures 4.10 et 4.11 montrent respectivement l'état d'activation des neurones du contrôleur pour l'une, les courbes d'énergie et de distance au prédateur pour l'autre.

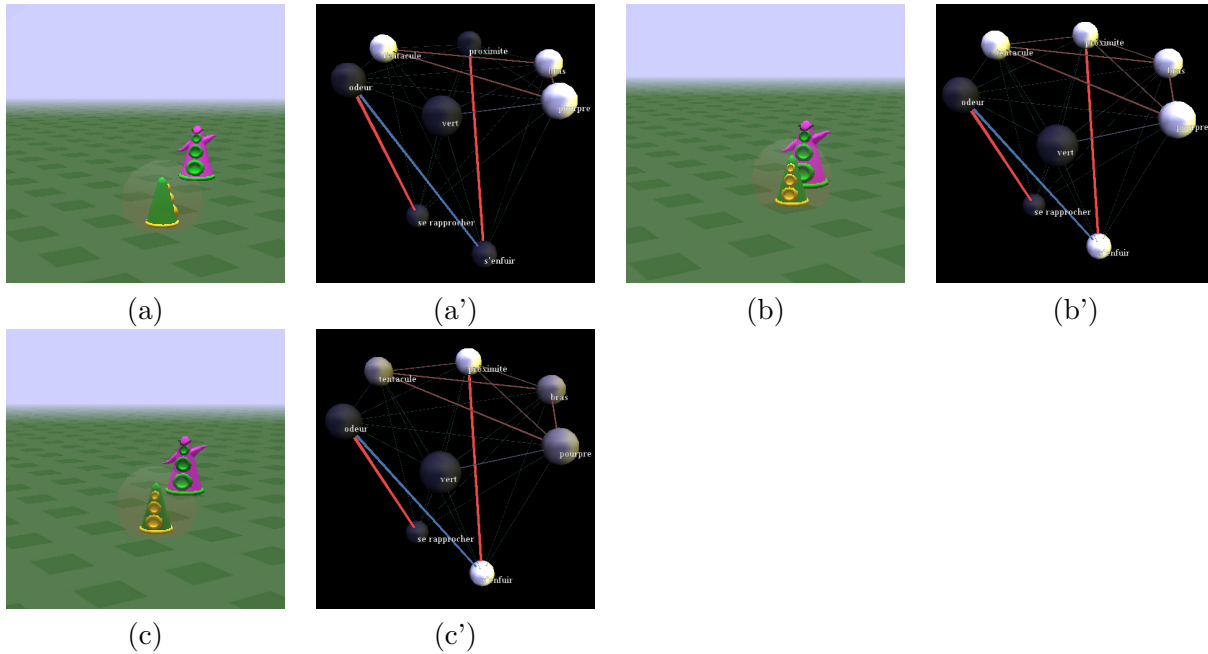


FIG. 4.9 – L'agent Cortexionist dans la première expérience. Dès qu'il perçoit le prédateur (a), l'agent construit un motif de connaissance associé (a'). Lorsque le prédateur s'apprête à l'attaquer, l'agent fuit (b) et met à jour parallèlement le motif associé au prédateur (b'). Désormais, le prédateur est associé à la sensation de proximité, si bien que sa seule vision déclenche un comportement de fuite (c,c'). L'agent a appris que le prédateur représentait une menace.

Lorsque la simulation débute, le contrôleur de l'agent est déjà entraîné (voir la figure 4.5), comme pour la simulation précédente. Cette simulation prend rapidement une tournure différente puisque, dès l'entrée du prédateur dans le champ de vision de l'agent, ce dernier construit un motif de connaissance qui lui est associé (4.9.a). Toutefois, la construction de ce motif n'a, à cet instant précis, aucune répercussion sur la sélection de l'action.

En 4.9.b, lorsque le prédateur entre dans la zone de proximité de l'agent, la partie procédurale — réactive — du contrôleur déclenche un comportement de fuite. Dans le même temps, le motif associé au prédateur dans la partie associative se trouve modifiée du fait de la coactivation des neurones lui appartenant et de celui associé au capteur de proximité.

L'exploitation de cette nouvelle connaissance est immédiate. En 4.9.c, à l'issue de sa fuite, l'agent est toujours capable de percevoir le prédateur. Or, l'activation des neurones **tentacule**, **bras** et **pourpre** entraîne instantanément le neurone **proximité** — par un phénomène de complétion du signal expliqué dans la section 3.3.2 — qui déclenche à son tour le comportement de fuite.

L'énergie dépensée pour la fuite est moindre que précédemment puisque la distance au prédateur est plus importante³⁷. En effet, à partir de cet instant, l'agent tient le prédateur à distance :

³⁷Nous avons vu que l'énergie dépensée était proportionnelle à la vitesse de la fuite, elle même inversement proportionnelle à la distance entre l'agent et le prédateur.

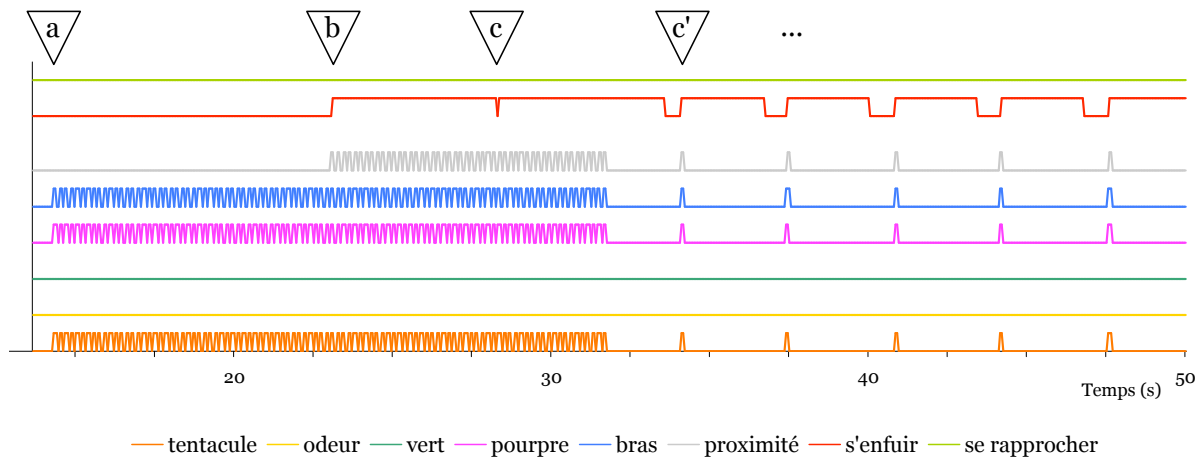


FIG. 4.10 – Diagramme montrant l'activité des neurones du contrôleur de l'agent Cortexionist dans la première expérience. À partir de (c'), l'activation des neurones *tentacule*, *pourpre* et *bras* engendre l'activation de *proximité* puis de *s'enfuir*.

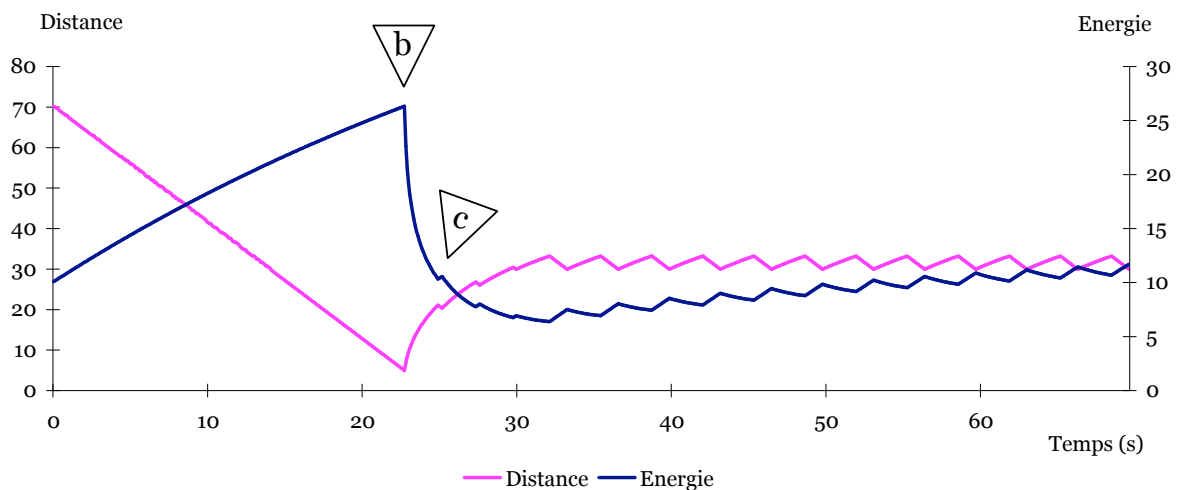


FIG. 4.11 – Courbe montrant l'évolution de la distance au prédateur et de l'énergie de l'agent Cortexionist dans la première expérience. Garder une distance respectable par rapport au prédateur permet à l'agent de fuir avec une vitesse moins élevée et ainsi de gaspiller moins d'énergie.

sitôt que celui-ci réapparaît dans son champ de vision, un nouveau comportement de fuite « modérée » est déclenché. En outre, la figure 4.11 montre bien que l'énergie ainsi dépensée au cours du temps se retrouve rapidement inférieure à l'énergie récupérée lors des temps de repos, ce qui a pour effet d'assurer la viabilité de l'agent.

Courbes comparatives

Pour terminer avec cette première expérience, les courbes suivantes proposent une comparaison objective des deux simulations.

Les mesures qui y sont présentées sont statistiques. Elles ont été effectuées sur un ensemble de simulations pour chacune desquelles la vitesse du prédateur a variée de $\pm 40\%$ par rapport à

la vitesse utilisée pour les simulations précédentes.

La figure 4.12 compare les distances moyennes au cours du temps entre l'agent et le prédateur pour l'agent réactif et l'agent muni du contrôleur *Cortexionist*. Elle montre que l'agent *Cortexionist* est capable de tenir le prédateur à distance en anticipant le comportement de fuite.

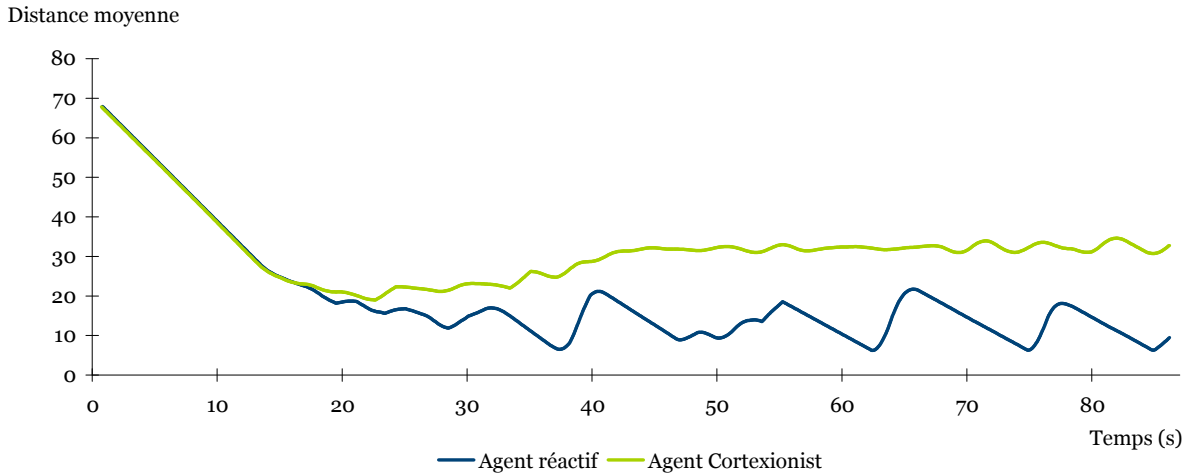


FIG. 4.12 – Courbes comparant les distances moyennes entre le prédateur et les agents réactif et *Cortexionist* dans la première expérience. Contrairement à l'agent réactif, l'agent *Cortexionist* est capable de se maintenir à distance du prédateur.

La figure 4.13 montre parallèlement que l'agent *Cortexionist* est capable d'économiser son énergie vitale, ce qui lui permet de progressivement devenir bénéficiaire en énergie.



FIG. 4.13 – Courbes comparant l'énergie des agents réactif et *Cortexionist* dans la première expérience. L'agent *Cortexionist* est capable d'économiser son énergie vitale.

Bien sûr, on peut arguer que les résultats dépendent des paramètres de la simulation. Nous

ne considérons pas ce point comme une critique, dans le sens où il s'agit précisément de l'idée que nous défendons dans ce mémoire. Simplement, l'agent a tiré partie de son environnement pour accroître son espérance de vie lors des simulations.

4.2.2 Expérience 2 : protection des congénères

La deuxième expérience voit intervenir dans la simulation d'autres créatures offrant à l'agent la possibilité d'être protégé du prédateur.

La scène est la suivante : la simulation commence lorsque l'agent est placé à côté de sa mère. Celle-ci est ensuite rapidement éloignée de l'agent, de sorte que ce dernier ne puisse pas rester longtemps dans son champ de protection. Dans le même temps, un prédateur entre en jeu et se met en chasse de l'agent sitôt ce dernier isolé. Nous plaçons enfin un ou plusieurs congénères aux alentours pour venir en aide à l'agent en danger.

Nous nous appuyons sur la même démarche que pour la première série d'expérimentations. Nous comparons deux simulations : une avec un agent purement réactif et une autre en tirant partie du contrôleur *Cortexionist* pour améliorer le comportement de l'agent.

Comportements réactifs

Les étapes importantes de cette simulation sont résumées dans la figure 4.14. La figure 4.15 représente le diagramme d'activité des neurones du contrôleur au cours du temps.

L'agent débute la simulation aux côtés de sa mère (4.14(a)). La perception de son odeur l'entraîne à se rapprocher d'elle. Rapidement la mère est éloignée et le prédateur fait son apparition (4.14(b)). En 4.14(c), il se retrouve en position d'attaquer l'agent. Comme nous y sommes désormais accoutumés, l'agent déclenche instantanément un comportement de fuite dans la direction opposée au prédateur. Sa fuite s'achève à proximité d'un congénère, qui a été placé dans les environs à dessein, et qui a pour ordre de se déplacer vers l'agent lorsqu'il perçoit simultanément celui-ci et le prédateur dans son champ de vision (4.14(d)). Le congénère se rapprochant pour protéger l'agent, il entre dans sa zone de proximité, ce qui une nouvelle fois a pour conséquence la fuite de l'agent (4.14(e)). Bien malencontreusement, l'agent rencontre dans sa fuite le prédateur qui profite de son faible niveau d'énergie pour le tuer (4.14(f)).

Comportements étendus

Cette nouvelle simulation voit l'agent introduit dans une scène identique, mais muni cette fois-ci du contrôleur *Cortexionist*. La figure 4.16 en résume les étapes importantes, accompagnées d'une représentation du contrôleur. La figure 4.17 montre l'activité des neurones du contrôleur au cours du temps.

En 4.16.a, l'agent est introduit dans la simulation auprès de sa mère et déjà il construit un motif à partir des caractéristiques qu'il en perçoit : `tentacule`, `vert` et `odeur`. Distancé par sa mère, l'agent se retrouve en 4.16.b face au prédateur. Même s'il ne sait pas encore comment se comporter, il crée un nouveau motif de connaissances `{tentacule,pourpre,bras}` qui se superpose à celui représentant la mère. Nous avons vu dans la section 3.3.2 que la superposition de connaissances reposant sur des neurones communs — en l'occurrence `tentacule` — ne représentait en aucun cas une difficulté au niveau de la couche associative.

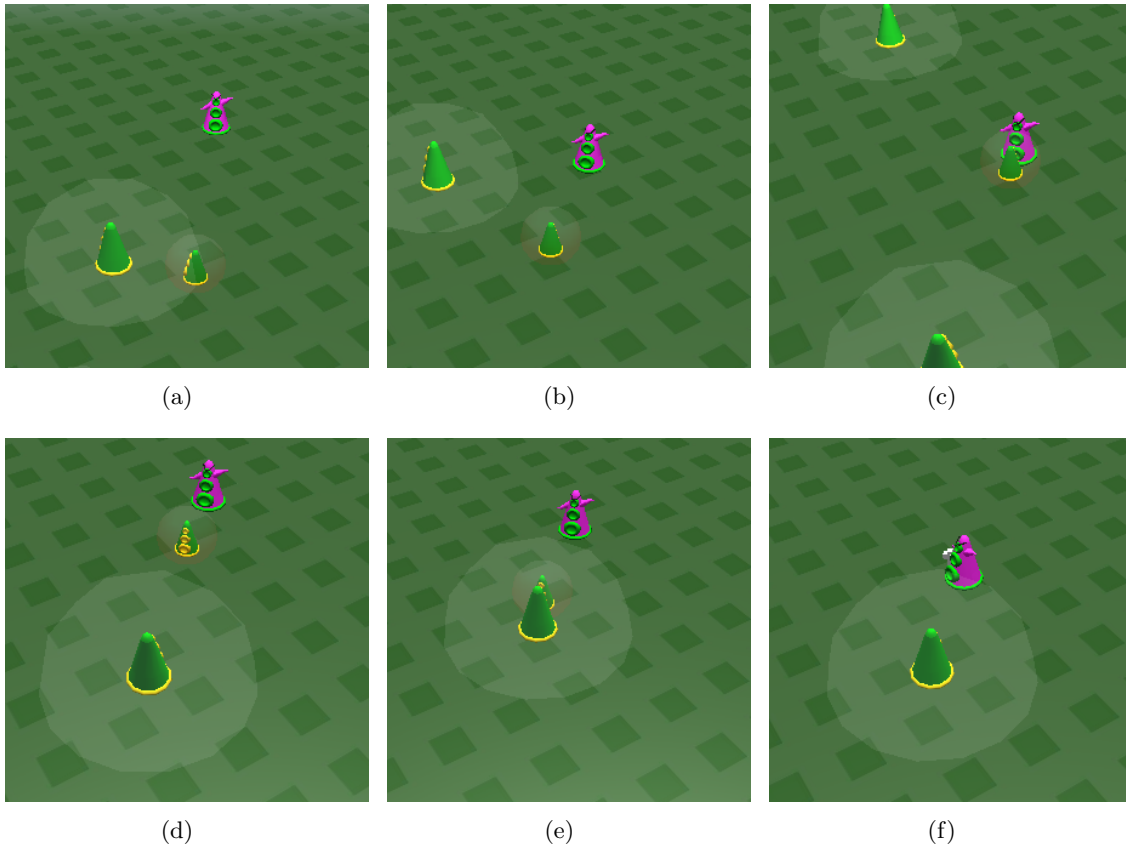


FIG. 4.14 – L’agent réactif dans la deuxième expérience. (a) L’agent poursuit sa mère. (b) L’agent est distancé. Le prédateur entre en scène. (c) Tentative d’attaque du prédateur : l’agent s’enfuit dans la direction opposée. (d) L’agent perçoit le congénère qui vient à son secours. (e) L’agent fuit le congénère qui est entré dans sa zone de proximité. (f) Le prédateur, opportuniste, attaque l’agent et le tue.

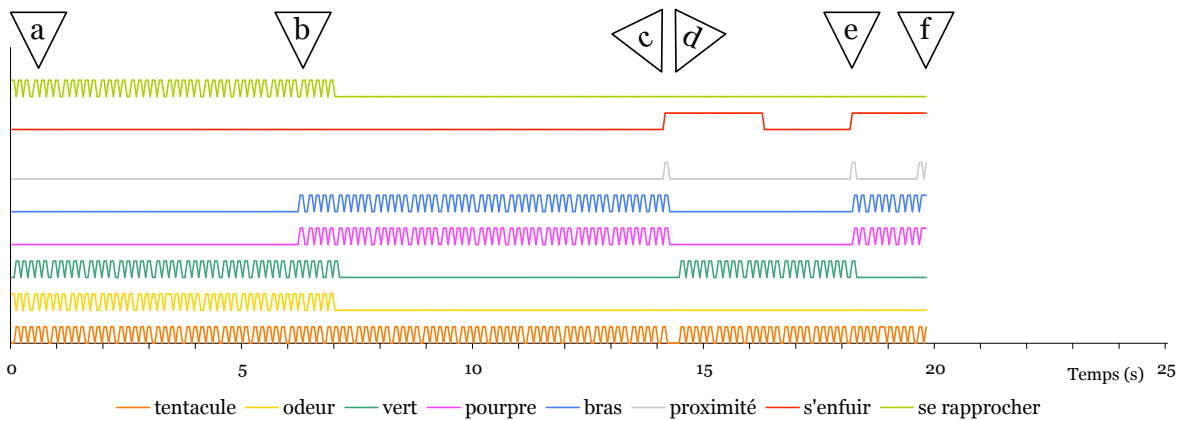


FIG. 4.15 – Diagramme montrant l’activité des neurones du contrôleur de l’agent réactif dans la deuxième expérience. L’activation du neurone **proximité** par le congénère déclenche l’activation du neurone **s’enfuir**, ce qui se révélera fatal à l’agent.

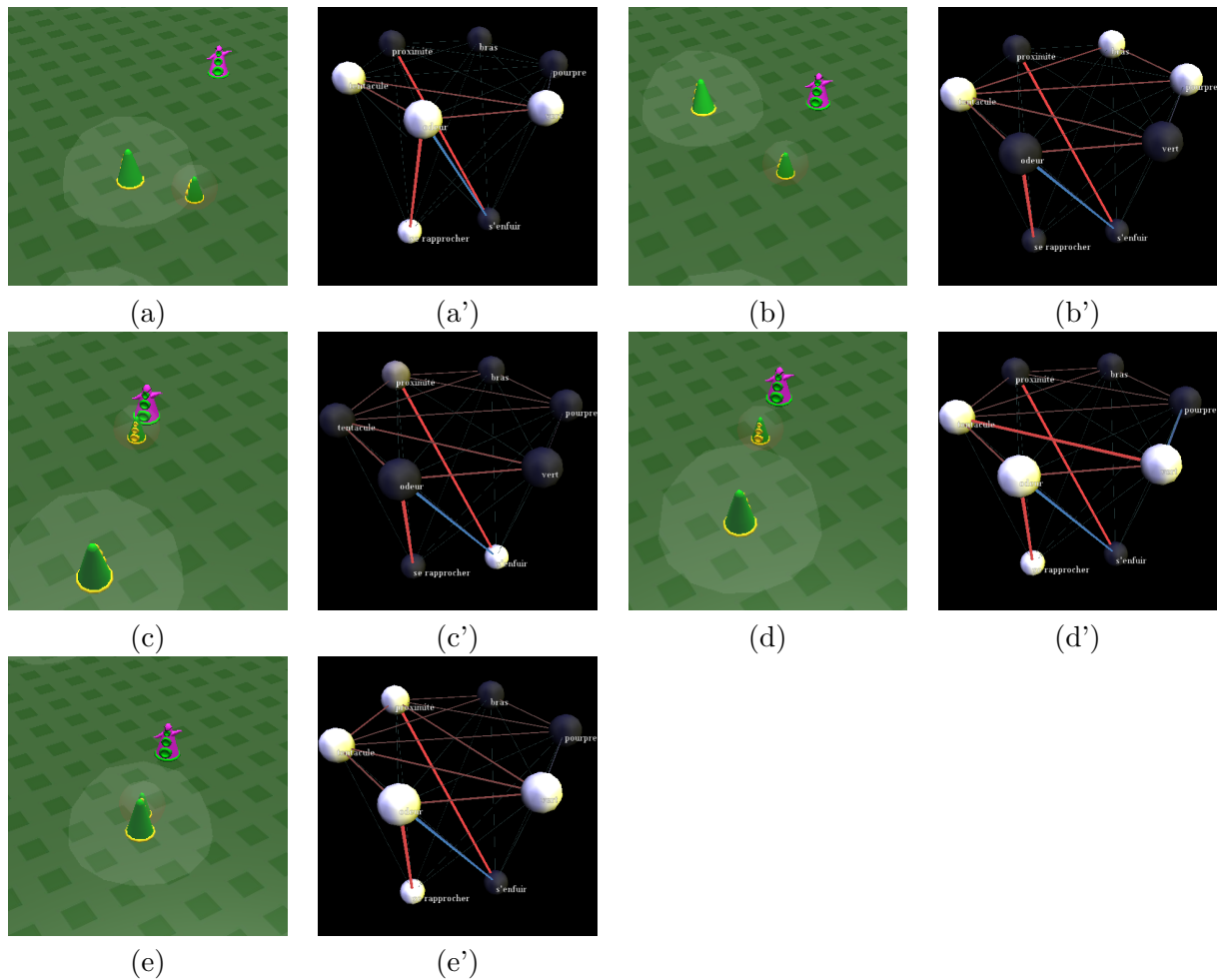


FIG. 4.16 – L’agent *Cortexionist* dans la deuxième expérience. (a) L’agent poursuit sa mère. (a’) Il construit une représentation lui correspondant. (b) L’agent est distancé. Le prédateur apparaît. (b’) L’agent construit une deuxième représentation qui se superpose à la première. (c) Tentative d’attaque : l’agent fuit et (c’) met à jour ses connaissances sur le prédateur, qui est désormais associé à un comportement de fuite. (d) L’agent aperçoit le congénère qui vient à sa rencontre. (d’) Complétion de la connaissance originale de la mère, l’agent se rapproche du prédateur. (e-e’) Bien qu’il soit trop proche de lui, l’agent ne fuit pas le prédateur car la complétion de l’odeur de sa mère inhibe le comportement de fuite.

En 4.16.c, l’entrée du prédateur dans la zone de proximité de l’agent a deux effets immédiats. Premièrement le déclenchement d’un comportement de fuite ; deuxièmement, la mise à jour du motif du prédateur afin d’y associer le neurone **proximité**, et par extension le comportement de fuite.

En 4.16.d, nous voyons l’agent qui durant sa fuite se retrouve à proximité d’un congénère s’approchant pour lui venir en aide. La perception du congénère, et donc au niveau de la couche associative des neurones **tentacule** et **vert**, a pour conséquence l’activation du neurone **odeur** par complétion du motif original et du neurone **se rapprocher** par propagation le long de la connexion procédurale. Par un phénomène que l’on peut associer à un transfert de connaissances, l’agent reconnaît le lien implicite entre le congénère et la mère et modifie son comportement en

conséquence. En effet, en (4.16.e), la perception — virtuelle — de l’odeur de la mère l’entraîne à se rapprocher du congénère tout en inhibant le comportement de fuite que sa proximité aurait du provoquer.

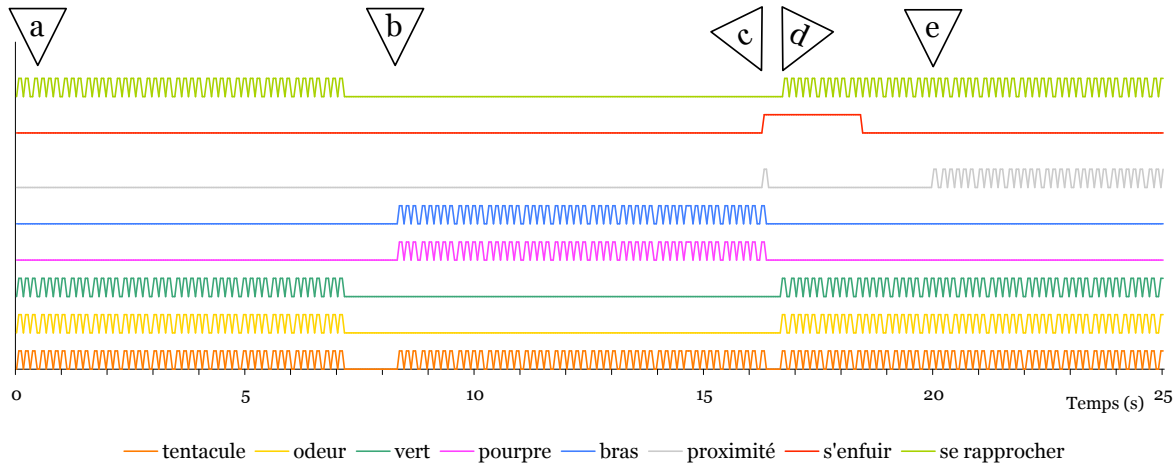


FIG. 4.17 – Diagramme montrant l’activité des neurones du contrôleur de l’agent Cortexionist dans la deuxième expérience. L’activation en (e) de *tentacule* et *vert* se propage vers *odeur*, qui inhibe *s’enfuir*.

Dans cette expérience, l’amélioration du comportement de l’agent, en terme subjectif de réalisme mais également objectivement par la durée de vie, est fournie par la capacité à transférer des connaissances — en l’occurrence un comportement adéquat — d’un objet à un autre. Or, il est un fait que dans notre modèle, cette faculté repose sur une bonne définition par l’agent des différents objets de la simulation. Par exemple, si l’on considère un prédateur qui peut s’approcher plus près des créatures adultes, on obtient un cas où dès le début de la simulation, l’agent retrouve dans son champ de vision la mère ainsi que le prédateur. La figure 4.18 montre comment les connaissances de l’agent peuvent rapidement devenir extrêmement confuses, voire totalement inutilisables dans ce cas.

Pour conclure sur cet ensemble d’expérimentations, on peut commencer par remarquer que dans les deux cas réactifs, même si l’agent se comporte exactement comme on peut l’attendre à l’issue de l’apprentissage, les comportements observés sont peu cohérents, et pour le moins assez éloignés de ce que l’on attend d’un agent intelligent. En effet, dans la première simulation, il est plutôt déconcertant de voir l’agent incapable de comprendre que le prédateur constitue une menace après avoir été attaqué par celui-ci. De la même manière, dans la deuxième simulation, l’agent devrait logiquement se réfugier auprès de son congénère, au lieu de le fuir comme s’il représentait un danger.

Pourtant, survivre dans ces deux situations ne requiert pas manifestement des capacités cognitives complexes, sinon une meilleure connaissance de l’environnement en général. Aussi, que se passe-t-il dans des situations similaires lorsque l’agent a la possibilité de créer et d’exploiter des représentations de son environnement ?

Dans le premier cas, nous voyons l’agent apprendre à fuir à la simple perception du prédateur, ce qui peut s’apparenter du point de vue de l’observateur à une manœuvre d’anticipation. Dans

Critique du modèle et discussion

Il y a cinq ans pour moi, et sans doute plusieurs heures pour le lecteur, ce mémoire débutait par une longue étude du cerveau, de la mémoire, de ses paradigmes et de ses théories. Bien loin alors du contexte de l'animation de personnages virtuels, nous avons l'ambition de replacer, pour mieux les comprendre, les modèles utilisés pour le contrôle d'acteurs dans une perspective relevant plus des sciences humaines que de l'informatique graphique.

Après avoir présenté notre modèle, après l'avoir programmé, expérimenté et comparé, il est temps désormais d'en faire le bilan. De quelle manière les différents paradigmes d'étude de la mémoire nous ont-ils inspirés pour la modélisation de notre modèle? Comment de l'étude du cerveau est née l'architecture de ce contrôleur? Comment y avons-nous intégré les théories essentielles de la mémoire? Quelles en sont les faiblesses, les lacunes, et surtout, représente-t-il finalement une bonne modélisation de la mémoire? Voilà les questions auxquelles nous entendons répondre respectivement dans les sections 5.1, 5.2, 5.3 et 5.4 de ce chapitre final.

5.1 Retour sur le paradigme symboliste

S'il fallait retenir une seule idée, parmi toutes celles qui nous ont guidé lors de la conception de ce contrôleur, ce serait sans hésitation notre opposition au cognitivisme symbolique.

En définissant le contexte de nos travaux, nous avons dès le premier chapitre insisté sur la différence entre intelligence et cognition. Les agents les plus performants aujourd'hui reposent sur des architectures qui visent à modéliser un ensemble de processus cognitifs et du fonctionnement desquels on s'attend à observer des comportements intelligents. Une première critique que l'on pourrait formuler à l'égard de notre modèle est l'absence même de l'idée de modélisation du comportement. Aucun des processus les plus élémentaires n'est présent dans notre contrôleur : ni intention, ni même de processus attentionnel.

Au contraire, notre architecture se veut avant tout réactive. L'intelligence n'est pas issue de processus cognitifs mais de la faculté à pouvoir créer des connaissances dans le but de relier des situations connues à d'autres, nouvelles, et ainsi transférer ou généraliser les compétences.

Lorsque l'on considère qu'une connaissance est une situation figée en mémoire, et qu'une situation consiste elle-même en une agrégation de caractéristiques perceptives, relier deux connaissances s'avère pratiquement trivial. Le degré de similitude de deux connaissances peut traduire par exemple le nombre de caractéristiques communes qu'elles contiennent.

Or, dans le cadre d'une définition symbolique des connaissances, l'opération se révèle net-

tement plus complexe, sans même aborder le problème posé par la nécessité de traitements permettant de relier une situation à une connaissance en mémoire. Relier deux connaissances impose qu'un animateur ait préalablement défini chacune des relations qu'elles entretiennent. Non seulement ce travail peut s'avérer fastidieux mais en plus, il est pratiquement certain qu'un grand nombre de ces relations soient oubliées.

Nous éloigner du cognitivisme symbolique nous a logiquement rapproché du connexionnisme, une approche opposée. Synthétiquement, cette opposition est fondée sur la représentation distribuée des connaissances. De plus, si l'approche symbolique peut être considérée comme descendante, l'approche connexionniste est ascendante, et de ce fait beaucoup plus proche de la vie artificielle.

Rétrospectivement, en plus de la plausibilité biologique, l'utilisation d'un réseau de neurones pour le contrôle de notre agent s'est avérée pratique en de nombreux points : premièrement, l'intégration du contrôleur connexionniste dans l'agent est simple et ne demande pas de traitements ou de filtres particuliers. Ensuite, l'architecture connexionniste se prête aisément à un apprentissage incrémental : la superposition de connaissances différentes par nature — procédurales puis sémantiques en l'occurrence — n'implique pas de mesures spécifiques. Enfin, en limitant l'effet des présuppositions de l'animateur lors de la conception, nous sommes capables de découvrir des formes de contrôle radicalement différentes des méthodes traditionnelles.

En plus d'être ascendante, l'approche connexionniste est dynamique puisqu'elle a recours à des mécanismes d'apprentissage pour maintenir l'adaptation de l'agent à son environnement. Cette notion même d'adaptation est au centre d'une troisième approche, la plus récente : l'approche écologique.

Selon notre interprétation de la théorie écologique, la complexité de l'environnement que perçoit l'individu — et dans lequel il évolue — est seule responsable de la complexité de son comportement, par le biais de structures adéquates et de méthodes d'adaptation. Pour reformuler plus prosaïquement cette idée, une créature vivante ou artificielle ne peut pas posséder un comportement complexe ou intelligent si elle évolue dans un environnement dans lequel celui-ci n'a pas de nécessité. Voilà en substance ce que nous avons cherché à montrer à travers nos expérimentations.

Nous avons appliqué les principes de la théorie écologique en définissant d'une part un environnement suffisamment complexe, contenant des créatures au comportement propre, et d'autre part en y introduisant un agent possédant des structures et les mécanismes capables de l'y adapter. Il apparaît que définir la complexité de l'environnement est bien plus simple que définir celle de l'agent.

L'évocation de l'approche écologique nous amène à formuler une deuxième critique à l'égard de notre modèle : la théorie écologique, et plus particulièrement la théorie de la perception directe, défend le point de vue selon lequel toutes les connaissances que manipule le cerveau sont nécessairement et strictement basées sur la perception directe en provenance des capteurs. Pourtant, il apparaît dans nos expérimentations que les stimuli manipulés relèvent plus d'une modélisation symbolique que de la perception brute. Identiquement, les actions disponibles n'ont rien d'élémentaire.

Pour expliquer ceci, nous devons d'abord considérer que dans le cerveau, chaque nouvelle connaissance n'est pas forcément basée sur des stimuli du niveau le plus bas de la perception. En effet, au cours de l'évolution, le cerveau a mis en place une modularité structurelle qui lui permet

de construire des connaissances de plus en plus complexes, par assemblage de connaissances provenant de niveaux sémantiques hiérarchiquement inférieurs. On peut d'ailleurs remarquer que c'est précisément cette notion que met en exergue la théorie des niveaux de traitement de Craik et Lockhart (section 1.3.5). S'ils abordent cette modularité de manière fonctionnelle par un ensemble de couches, on peut tout aussi bien en voir les signes physiques à travers les divers zones du cerveau. Nous avons déjà vu qu'il existait, par exemple pour la vision, plusieurs aires perceptives ainsi que des aires associatives. L'information sensorielle parcourt ces zones dans un ordre prédéfini par des chemins neuronaux. Les aires visuelles précoces associent des stimuli bruts, et les aires tardives « travaillent » sur les connaissances des aires visuelles précoces. De la même manière, les aires visuelles associatives n'associent pas non plus des stimuli bruts mais des connaissances appartenant aux aires visuelles tardives.

Pour en revenir à notre modèle, le but des expérimentations est avant tout de montrer de quelle manière l'intelligence est liée à la formation de connaissances, et comment les connaissances sont construites récursivement par association de connaissance d'un niveau sémantiquement inférieur. Durant nos expérimentations, la couche associative a pour but de créer des connaissances d'ordre n , à partir de neurones que nous considérons comme des perceptions, mais qui pourraient tout autant être des connaissances d'ordre $n - 1$, appartenant à une couche sémantiquement inférieure, et elles-mêmes potentiellement issues de l'association de connaissances d'ordre $n - 2$. Cette récursion se poursuit jusqu'à l'ordre O — de complexité nulle — où les neurones représentent effectivement des perceptions brutes, semblables aux signaux que transmettent les sens naturels.

En résumé, si les stimuli utilisés dans nos simulations peuvent *a priori* paraître symboliques, l'explication est que nous avons décidé de montrer le fonctionnement d'une couche suffisamment élevée sémantiquement pour garantir l'apparition d'intelligence dans le comportement. Le principe de modularité récursive sur lequel nous nous appuyons n'a toutefois pas été démontré et doit faire l'objet d'investigations ultérieures (voir notamment la section 5.4).

5.2 Du cortex à *Cortexionist*

Récemment, des chercheurs[Frye et al.(2007)] ont tenté de simuler le fonctionnement du cerveau d'une souris à l'aide du super-calculateur IBM BlueGene, équipé de 4096 processeurs. Le super-calculateur s'est révélé capable de simuler le fonctionnement de 8 millions de neurones — soit la moitié d'un cerveau de souris — munis chacun de 6300 synapses — contre 8000 en moyenne dans la réalité — et ce pendant une dizaine de seconde à une vitesse 10 fois moindre que la vitesse normale de fonctionnement du cerveau réel. S'il ne s'agit pas pour autant d'un échec, cette tentative s'est illustrée par un manque de résultats exploitables. Les conclusions des chercheurs blâment moins le nombre limité de neurones que l'absence d'une structure réellement similaire à celle du cerveau de la souris. En d'autres termes, un gigantesque réseau ne compense pas la nécessité de modéliser de manière cohérente et appropriée les circuits neuronaux. En effet, il est un fait que le cerveau a mis en place au cours de l'évolution des structures, telles que les aires cervicales, et de nombreux mécanismes. Nous ne nous plaçons pas dans un cadre de vie artificielle, et l'embryogenèse ne fait pas partie de nos préoccupations. En ce sens, nous n'avons pas l'ambition de retracer plusieurs centaines de millions d'années d'évolution dans le but de voir finalement apparaître un contrôleur possédant des structures identiques à notre cerveau. Au contraire, notre démarche a consisté à s'inspirer des structures du cerveau humain, afin d'en proposer un modèle simple mais toutefois réaliste.

Nous avons présenté la théorie de McLean qui considère le cerveau comme un ensemble composé en fait de trois cerveaux : les cerveaux reptilien et limbique et enfin le néocortex. Ces trois cerveaux sont apparus successivement au cours de l'évolution en formant trois couches, chacune surplombant la précédente. De plus, à chaque couche est attribuée une étape décisive dans l'évolution de l'espèce, ainsi qu'un ensemble spécifique de comportements. Le cerveau reptilien possède un ensemble de comportements stéréotypés et innés, communs à toute l'espèce et insensibles à l'apprentissage. Le cerveau limbique dote les créatures d'un ensemble de comportements adaptatifs. En effet, des structures permettent d'évaluer la pertinence d'une action dans une situation particulière et de modifier le comportement en conséquence. Enfin, l'apparition d'un néocortex est vraisemblablement à l'origine de l'intelligence.

Notre modèle propose une interprétation synthétique de cette théorie, et cela en constituera une troisième critique. Nous savons qu'aucune espèce n'a attendu de posséder un néocortex pour acquérir des comportements garantissant sa survie — fuite des prédateurs, reconnaissance de la nourriture, etc. Par contre, nous avons supposé que si le néocortex entraîne la production de comportements intelligents, ces derniers reposent sur l'extension des comportements primitifs et des schémas stéréotypés existants préalablement. En d'autres termes, dans notre vision, le cerveau limbique est en quelque sorte occulté. Nous considérons des créatures possédant un cerveau reptilien, soit un ensemble de comportements basiques et innés, lesquels sont étendus par l'adjonction d'une couche associative censée représenter le néocortex.

Ceci explique le protocole expérimental utilisé : nous dotons notre agent d'un ensemble de comportements innés liés à sa seule survie. Pour ce faire, le perceptron qui lui sert de contrôleur est entraîné avant le début de la simulation. Ensuite, durant la simulation, l'agent utilise les propriétés de la couche associative pour étendre ces comportements et éventuellement faire preuve d'intelligence.

Si l'architecture générale de notre modèle est issue d'une modélisation manuelle des structures cervicales ainsi que des mécanismes les plus fondamentaux du cerveau humain, nous n'entendons pas définir manuellement les connaissances qu'il contient. Nous attendons que son fonctionnement laisse apparaître une mémoire, elle-même laissant émerger la notion d'intelligence.

5.3 Un modèle réaliste de la mémoire ?

Essayons dans cette section de comparer le modèle *Cortexionist* aux nombreuses théories de la mémoire du premier chapitre.

Longtemps dans les systèmes informatiques, la séparation nette et franche entre mémoire à long terme (MLT) et mémoire à court terme (MCT) a été nécessaire pour différencier l'ensemble des connaissances de l'agent et le sous-ensemble de connaissances sur lequel il occupe actuellement son attention, ou plus simplement sur lequel il « travaille » à un instant t . Lorsqu'on utilise des réseaux de neurones, cette question peut être aisément éludée, voire résolue, en considérant proposition suivante : la MLT, autrement dit l'ensemble des connaissances de l'agent, est stockée par les connexions entre les neurones. La MCT, autrement dit l'ensemble des connaissances que le cerveau de l'agent est en train de manipuler, est *de facto* représenté par le sous-ensemble de neurones activés à un instant t .

Une autre distinction, entre mémoires procédurale et sémantique, s'est en revanche avérée très pertinente puisqu'elle constitue à elle seule le fondement même du modèle *Cortexionist*. De ces deux types de mémoire, nous avons déduit un modèle bidimensionnel au sein duquel cohabitent comportements et représentations de l'environnement.

Les théories de l'activation, focalisées sur les relations d'associativité qu'entretiennent les connaissances en mémoire, sont bien représentées dans le modèle *Cortexionist*. En fait, nous ne le devons qu'à l'utilisation d'un réseau associatif en tant que mémoire sémantique.

Si à l'origine, c'est avant tout le caractère non supervisé de son apprentissage qui nous a séduit car il était en parfait accord avec celui d'une telle mémoire, les résultats théoriques de la section 3.3.3 puis les expérimentations du chapitre 4 ont démontré les nombreuses qualités du réseau associatif. En particulier une propriété inhérente à ces réseaux, la complétion des motifs, explique à elle seule le transfert ou la généralisation des connaissances, des propriétés que l'on peut associer à l'intelligence.

L'expérimentation du réseau associatif a toutefois révélé certaines faiblesses. En particulier, l'impossibilité pour l'agent de construire correctement des représentations internes dans certaines simulations (voir page 127) a trahi l'incapacité de la couche associative à adresser correctement le problème stabilité/plasticité, relevé par Grossberg en page 91. Une quatrième critique du modèle *Cortexionist* consisterait à dire que notre loi d'apprentissage associatif ne permet pas de préserver correctement les connaissances lorsque la perception de l'agent devient momentanément confuse.

La théorie des niveaux de traitement de Craik et Lockhart considère, d'un point de vue logique, le cerveau comme un empilement de couches. Les informations qui « entrent » dans le cerveau traversent donc cette pile, pour finalement évoquer un souvenir ou être consolidées en tant que connaissance dans une couche particulière. La profondeur de chaque couche est à mettre en rapport avec le niveau sémantique, que l'on pourrait également appeler degré d'abstraction, des connaissances qu'elles contiennent. Enfin, la durée de rétention des connaissances dépend également de la couche considérée.

Le parallèle avec notre modèle est relativement aisé. Les informations — stimuli — entrent dans le contrôleur par la couche d'entrée et en sortent par la couche de sortie. Entre temps, ils traversent une unique couche, à savoir la couche associative. Le contrôleur *Cortexionist* est donc une instanciation incomplète du modèle de Craik et Lockhart. Cette cinquième critique peut être mise en relation avec la comparaison du modèle *Cortexionist* et du modèle de Hawkins (section 1.5).

Selon Hawkins, la mémoire est un système incroyablement perfectionné dont l'unique fonction est de capturer des séquences afin de pouvoir constamment prédire les situations futures. Un exemple que l'on retrouve dans son argumentation est celui d'une chanson. Bien qu'une chanson soit une connaissance à part entière, il ne s'agit ni plus ni moins que d'une succession de notes, et on se rend bien compte de la difficulté à se la représenter d'une autre manière. Si nous nous attardons désormais sur la notion même de note, nous apprenons qu'une note n'est qu'une ou un ensemble de fréquences, lesquelles n'existent qu'à travers une dimension temporelle. Si les fréquences sont directement captées par notre système auditif, la note revêt un caractère sémantiquement plus abstrait, et plus encore la chanson. On retrouve donc dans cet exemple la notion de couches d'abstraction sémantique, des caractéristiques sensorielles aux connaissances les plus abstraites.

Pour Hawkins, l'aspect temporel de l'information est primordial, sinon obligatoire. Pourtant, le modèle *Cortexionist* n'en rend pas compte. Il ressort des deux derniers paragraphes que le modèle *Cortexionist* n'est pas en mesure d'expliquer certaines propriétés fondamentales de la mémoire. La section suivante est une proposition d'évolution de ce contrôleur, qui a pour ambition de modéliser plus justement les propriétés de modularité sémantique et de prédiction de la mémoire humaine.

5.4 Proposition d'évolution du modèle

Dans cette section, nous proposons une évolution du contrôleur *Cortexionist*. La figure 5.1 montre les lignes générales du modèle. L'idée d'étendre un perceptron traditionnel demeure, comme le montrent les flèches entrantes (perception) et sortantes (action) de la *couche₀*. La *couche₀* reprend le principe de la couche associative du modèle actuel, et permet de créer des associations entre les perceptions. Ces associations permettent d'étendre la sélection de l'action en produisant des comportements « complétés ». Le modèle possède également une série de couches associatives inférieures, de la *couche₁* à la *couche_n*. Toutes les couches ont un fonctionnement similaire à celui de la *couche₀* : créer des motifs en reliant les neurones coactivés, par l'application de la loi associative que nous utilisons dans le modèle actuel.

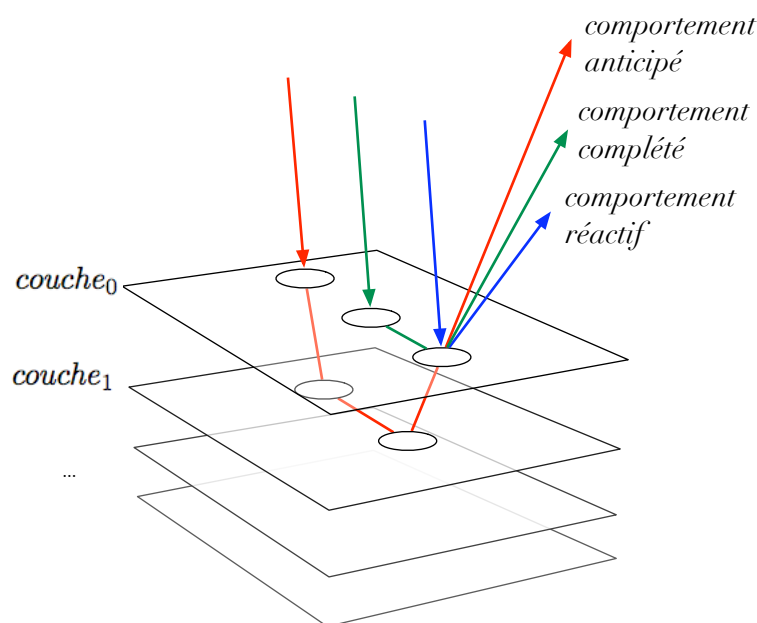


FIG. 5.1 – La proposition d'extension du modèle *Cortexionist* prend en charge plusieurs couches. La *couche₀* correspond à celle présente dans la version actuelle et permet de produire des comportements « complétés ». Les couches inférieures, de la *couche₁* à la *couche_n* sont censées produire des comportements anticipés de différents ordres.

Chaque couche communique avec la couche immédiatement supérieure — la *couche₁* avec la *couche₀*, la *couche_i* avec la *couche_{i-1}*. Fondamentalement, chaque neurone de la *couche_i* correspond à un motif de la *couche_{i-1}*. En pratique, à chaque fois qu'un nouveau motif est créé sur la *couche_i*, un neurone correspondant de la *couche_{i-1}* est relié de telle manière que l'activation du motif sur la *couche_i* entraîne l'activation du neurone sur la *couche_{i-1}*, et inversement.

Autre caractéristique importante du modèle : sont proportionnels à la profondeur de la couche la durée d'activation d'un neurone ainsi que la longueur des connexions formant un motif sur cette couche :

- Un neurone de la *couche_i* restera activé plus longtemps qu'un neurone de la *couche_{i-1}*.
- Également, si les connexions associatives sur la *couche₀* ont une longueur pratiquement nulle, de sorte que l'activation du neurone présynaptique entraîne l'activation simultanée du neurone postsynaptique, les longueurs des connexions sur la *couche₁* sont plus élevées, de sorte que l'activation du neurone présynaptique entraîne l'activation du neurone postsynaptique après un temps de latence prédéterminé. En outre, nous proposons de fixer la longueur des connexions sur la *couche_i* de telle manière que le temps de propagation du neurone présynaptique vers le neurone postsynaptique soit égal au temps d'activation des neurones. Nous verrons par la suite l'intérêt d'une telle méthode.

Essayons de cerner le principe de fonctionnement de ce modèle à travers les trois types de comportement qu'il est capable de mettre en œuvre :

Le circuit bleu évoque un comportement purement réactif. La flèche bleue entrante correspond à une perception reliée à un neurone sur la *couche₀*, à la fois couche d'entrée et couche associative comme dans le modèle actuel. Ce neurone est relié à une action, et la flèche bleue sortante correspond au déclenchement d'une action. Une perception entraîne une action directe, ce qui correspond bien à un comportement réactif.

Le circuit vert schématise le fonctionnement d'un comportement complété. La connexion verte entre les deux neurones de la *couche₀* correspond à un motif préalablement créé par la loi que nous connaissons déjà. L'arrivée d'une perception déclenchant le premier neurone mène, par le mécanisme de complétion du motif, à l'activation du deuxième, qui déclenche l'action à laquelle il est relié. Les comportements complétés sont tout simplement les comportements que nous pouvons obtenir avec le modèle actuel.

Enfin, le circuit rouge montre ce que nous entendons par comportement anticipé. Dans notre exemple, la *couche₁* contient deux neurones, lesquels sont par définition reliés à deux motifs sur la *couche₀*, qui lui est immédiatement supérieure. Les deux neurones sont associés au sein d'un motif, ce qui suggère qu'ils ont été coactivés préalablement. La coactivation antérieure des ces neurones correspond à l'activation des motifs auxquels ils sont reliés mais non à leur coactivation. En effet, la coactivation des motifs sur la *couche₀* aurait résulté en la création d'un nouveau motif les regroupant, sous l'effet de la loi associative qui s'applique sur la *couche₀*. Par contre, s'ils n'ont pas été activés ensemble, ces deux motifs ont toutefois été activés dans une fenêtre de temps suffisamment étroite pour que les neurones leur correspondant sur la *couche₁* aient été coactivés, en considérant que le délai d'activation des neurones sur la *couche₁* est supérieur à celui sur la *couche₀*. En d'autres termes, sous l'effet d'un certain nombre de stimuli, un sous-ensemble suffisant de neurones appartenant au premier motif a été activé à un instant t , menant à l'activation du premier motif et par conséquent au neurone correspondant sur la *couche₁*. À $t + 1$, un second ensemble de neurones est activé de la même manière, menant identiquement à la complétion du second motif et parallèlement à l'activation du neurone correspondant sur la *couche₁*. Si l'écart entre t et $t + 1$ a été trop important pour que les deux motifs soient coactivés — le premier était hyperpolarisé ou inactif lorsque le deuxième s'est activé —, il est resté inférieur au temps d'activation des deux neurones correspondant sur la *couche₁*, ce qui, par l'intermédiaire de la loi associative qui s'applique à chaque couche, a mené à la création d'un

motif.

Ce modèle rend ainsi compte de la possibilité de créer des motifs temporels, mais uniquement à partir de connaissances plus complexes que la simple perception. En outre, la durée durant laquelle deux « situations » peuvent être associées dépend de leur niveau sémantique — i.e. de la couche à laquelle ils appartiennent. Voyons dans un deuxième temps comment le délai entre les deux motifs peut-il être restitué lors du rappel des connaissances.

Pour revenir au circuit rouge. L'activation d'un sous-ensemble de neurones par un certain nombre de stimuli conduit, via la complétion du motif, à celle du neurone correspondant sur la *couche*₁. Ce neurone propage son activation vers le deuxième neurone de la *couche*₁. Le temps de propagation est égal au temps d'activation des neurones sur la couche. De cette manière, nous espérons approcher au plus juste l'écart temporel que nous avons implicitement relevé entre les deux motifs au moment de l'apprentissage. Le deuxième neurone de la *couche*₁ est donc finalement activé un laps de temps plus tard. Il active à son tour, et simultanément, le motif sur la *couche*₀ auquel il est relié, ce qui conduit, comme le montre la flèche rouge sortante, à la production d'une action. Ce comportement, que nous qualifierons d'anticipé, est également issu de l'association d'une perception avec une action qui ne lui est pas directement reliée. La différence avec le comportement complété est que la complétion s'effectue à une échelle de temps et de complexité différente. On remarquera que le temps de rappel de l'action est toujours inférieur ou égal au temps perçu lors de l'apprentissage entre la perception et l'action, de sorte que lors du rappel, l'action est toujours anticipée.

Ce nouveau modèle, s'il est une évolution de *Cortexionist*, n'en modifie pas les objectifs originaux : affirmer que l'intelligence d'un agent n'est pas obligatoirement le reflet de ses capacités à gérer des buts et mener des plans. Montrer que la seule capacité à saisir et exploiter des régularités dans l'environnement permet de produire des comportements intelligents. Le premier objectif de cette seconde version est de palier les carences énoncées dans les sections précédentes de ce chapitre. Son originalité provient de sa capacité à créer des associations temporelles entre des situations. La prédiction y joue désormais un rôle important mais je considère, contrairement à Hawkins, qu'elle apparaît au delà d'un certain niveau d'abstraction, et surtout progressivement.

En revanche, nous retiendrons avant tout que ce nouveau modèle n'est qu'une esquisse. Il est en effet basé sur beaucoup de suppositions, de nombreux points n'ont pas été approfondis et sont à même de révéler de potentielles incohérences. De même, si certaines critiques de la section précédentes sont prises en compte dès la conception de ce nouveau modèle, d'autres, comme le dilemme stabilité/plasticité notamment, ne pourront être vérifiées qu'*in situ*.

Conclusion

Lorsque l'on a commencé à vouloir animer de manière réaliste des créatures virtuelles ressemblant à des insectes ou des petits animaux, deux démarches se sont rapidement opposées. La première idée fût d'observer des sujets naturels dans le but d'en abstraire des automates et des algorithmes reproduisant leur comportement avec une précision satisfaisante. D'autres ont eu une idée plus originale : modéliser l'environnement de ces créatures ainsi que des mécanismes leur permettant d'y évoluer et de s'y adapter.

Si les premiers ont obtenus très rapidement des résultats très convaincants, les limites d'une telle stratégie ne se sont pas faites attendre non plus. Leurs modèles se sont révélés fastidieux à produire, rigides et incapables d'évoluer. La deuxième méthode s'est révélée par contre plus avantageuse à long terme, grâce notamment à la découverte des nombreuses propriétés des systèmes d'apprentissage et d'évolution : autonomie, réactivité, cohérence et adaptabilité.

Aujourd'hui, il est devenu pratiquement trivial de reproduire ce genre de comportement. Aussi, on commence à s'intéresser à des comportements plus complexes, avec en ligne de mire l'intelligence humaine. La technologie en général a considérablement évolué depuis les premiers insectes virtuels. Pourtant, les approches computationnelles et la vie artificielle s'affrontent une nouvelle fois : les systèmes dits délibératifs ou hybrides tentent à nouveau de reproduire la complexité des facultés cognitives et la richesse de la mémoire humaine en les modélisant manuellement à l'aide d'algorithmes, de systèmes experts et de bases de données. Les autres modèles, provenant d'approches et de disciplines variées, prônent toujours que l'immense complexité des phénomènes cognitifs relève de quelques principes élémentaires. Dans cette optique, ils s'intéressent aux structures et aux moyens dont on pourrait doter les humains virtuels afin de leur permettre de devenir intelligents par leur propres moyens.

Si aujourd'hui les systèmes délibératifs et hybrides simulent avec un succès mérité certaines facultés propres à l'intelligence, la définition du comportement d'un humain virtuel capable d'interagir avec une dizaine d'objets demande déjà un travail considérable. Ne doit-on pas y percevoir les prémises d'une répétition de l'histoire ?

Dans cette perspective, le travail présenté dans ce mémoire constitue une alternative originale à la modélisation manuelle de comportements intelligents. Dans un cadre de simulation comportementale, notre ambition n'était pas de reproduire l'intelligence humaine mais comprendre et modéliser les mécanismes qui permettent à un agent de se comporter de manière intelligente dans son environnement. Nous avons présenté une architecture comportementale ni intentionnelle, ni sociale, mais qui permet en revanche à un agent autonome de construire et exploiter des connaissances.

Les points forts du modèle sont les suivants : nous avons adopté une vision contemporaine de l'intelligence et de la cognition en synthétisant des résultats provenant des approches écologique

et de la vie artificielle ou encore des sciences cognitives. Nous avons replacé la mémoire au sein du comportement, alors que les modèles actuels sont toujours basés sur une séparation entre les traitements et les données. Enfin, au delà de la réduction du rôle de l'animateur dans la définition du comportement, nous avons en corollaire réaffirmé le rôle d'un apprentissage non supervisé, là où les modèles courants sont focalisés sur le conditionnement — à l'instar des réseaux de neurones — ou le renforcement — l'approche animat.

Et demain peut-être . . . Demain, les créatures artificielles, mais également les robots, seront à n'en pas douter intelligents. Certes ils raisonneront, mais leurs raisonnements n'auront rien d'humains. Ils auront appris à créer, manipuler et exploiter leurs propres connaissances, à partir de leurs perceptions, de leurs capacités d'interaction. La singularité de leurs représentations leur permettra de fournir des solutions différentes à nos problèmes, d'imaginer l'avenir, et pourquoi pas d'inventer de nouvelles formes de conscience.

En somme, ils ne profiteront plus seulement de l'intelligence des hommes mais la nourriront en participant activement au grand cycle de l'adaptation et de l'évolution.

Index

- acquis, 20, 105
- action, voir agent, action
- adaptabilité, 75
- adaptation, 23, 46, 71, 92, 100, 130, 132
- afférence sensorielle, 21, 49, 61
- agent
 - action, 61, 97
 - adaptif, 75
 - autonome, 59, 74, 114
 - cognitif, 61
 - connexionniste, 76, 91, 104
 - Cortexionist, 120, 122, 123
 - délibératif, 61, 103
 - évolutionniste, 65
 - hybride, 68
 - intentionnel, 75, 129
 - perception, 61, 95
 - pro-actif, 75
 - réactif, 62, 75, 103, 129
 - situé, 75
 - social, 75
 - virtuel, 59
- aire, 25
 - de Broca, 27
 - visuelle primaire (V1), 26
- algorithme
 - CRBP, 93, 104
 - de rétropropagation, 86
 - génétique, 66, 76, 94
- animat, 71
- animateur, 58, 76, 130
- animation comportementale, voir simulation
- anticipation, 50, 126
- apprentissage, 23, 32, 83, 130
 - one shot*, 40
 - auto-organisationnel, 74
 - en-ligne, 73, 104
 - hors-ligne, 73, 105, 117
 - non supervisé, 74, 83
 - par renforcement, 24, 29, 74, 97
 - par rétropropagation, 32, 93, 117
 - procédural, 40, 104, 105, 117
 - renforcement, 104
 - sémantique, 40, 104
 - supervisé, 74, 83, 92
- approche
 - évolutionniste, 66, 73
- archéocortex, 23
- architecture
 - Cortexionist, 95, 108, 115
 - de subsomption, 63
 - SPA, 62
 - TLA, 68
- attention, 49
- autonomie, voir agent
- avatar, 13, 58, 71
- axone, 78

- béhaviorisme, 28
- boids*, 59
- boucle phonologique, 37

- calepin visio-spatial, 37
- capteur, 61, 72, 91, 95, 105, 110, 115
- carte auto-organisatrice, voir réseau de Kohonen
- cerveau, 20, 61, 130
 - aires, 25, 131
 - hémisphères, 22
 - limbique, 23, 132
 - lobe, 22
 - reptilien, 23, 132
 - thalamus, 51
 - triunique, 22, 132
- chunk*, 34
- circuits ascendants/descendants, 50
- classification, 85, 90
- classifieurs, 67
- cognition, 20, 30, 70, 129
 - sciences cognitives, 20

- cognitivism, 30, 70, 129
- colonne néo-corticale, 50
- comportement, 13, 57, 105, 117, 130, 137
 - réalisme, 13, 59
- conditionnement, 29, 95, 104
 - opérant, 29
- connaissances
 - création, 97
 - distribuées, 130
 - généralisation, 74, 100, 127, 129
 - procédurales, 130
 - sémantiques, 130
 - symboliques, 129
 - transfert, 50, 74, 100, 125, 129
- connexion, 78, 81
 - excitatrice, 98, 117
 - inhibitrice, 81, 98, 117
 - poids, 81, 83, 98, 108
- connexionnisme, voir théorie connexionniste
- contingence, 29
- contrôleur
 - comportemental, 60, 91, 104
 - connexionniste, 130
 - d'animation, voir comportemental
- contrôle moteur, 61
- cortex cérébral, 22
- Cortexionniste, voir architecture
- créature artificielle, 59

- Darwin, voir théorie de l'évolution
- décision, 61
- delta rule*, voir loi de Widrow-Hoff
- dendrite, 78
- dépolarisation, 79
- dilemme stabilité/plasticité, 91, 133
- dynamique
 - d'apprentissage, 78, 104
 - de fonctionnement, 78, 104

- écologie, voir théorie écologique
- économie cognitive, 44
- écosystème, 46, 76
- effecteur, 61, 72, 91, 97, 105, 110, 116
- effet d'amorce, 43
- embryogenèse, 131
- émergence, 94
- empan mnésique, 34
- engram*, 31

- environnement
 - complexe, 46, 71, 130
 - de simulation, 109
 - dynamique, 46, 71
 - Markovien, 72
 - réaliste, 71
 - structuré, 48, 97
 - virtuel, 113
- éthologie, 18
- évolution des espèces, voir théorie de l'évolution
- expérience, 28
- exploitation, 73
- exploration, 73, 105
- extéroception, 96

- feedforward network*, voir réseau à propagation avant
- fitness*, 66, 94
- fonction d'activation, 81
 - à seuil, 82
 - de Heaviside, 81, 100
 - linéaire, 82
 - sigmoïde, 82
- fonction de transfert, voir fonction d'activation
- Frame*, 69

- ganglions de la base, 23
- généralisation, voir connaissances

- Hebb, voir loi de Hebb
- hippocampe, 23, 35
- homoncule
 - moteur, 25
 - somesthésique, 25
- hyperpolarisation, 79, 108
- hypothalamus, 23

- immersion, 58
- informatique graphique, 57
- inhibition, 63, 80
- inné, 20, 105, 117, 132
- insectes sociaux, 19
- instinct
 - animal, 23
 - de conservation, 24
- intéroception, 96
- intelligence, 17, 62, 129, 132
 - artificielle (IA), 61, 77

collective, 19

intention, voir agent intentionnel

interaction utilisateur, 59

loi

- Adaline, voir loi de Widrow-Hoff
- de Grossberg, 84
- de Hebb, 32, 84, 97
- de l'effet, 29
- de l'exercice, 29
- de Widrow-Hoff, 84

matière

- blanche, 21
- grise, 21

MCT, voir mémoire à court terme

mémoire, 28, 69

- à court terme, 34, 87, 132
- à long terme, 34, 132
- associative, 88
- capacité mnésique, 34
- de travail, 36
- déclarative, 40, 95
- échoïque, 34
- épisode, 41
- explicite, 40
- iconique, 34
- implicite, 40
- primaire, 39
- procédurale, 40, 94, 133
- sémantique, 40, 97, 133
- symbolique, 70

mémorisation, 38

MLT, voir mémoire à long terme

modèle

- HTM, 48, 133
- mémoire-prédiction, voir HTM
- modal, 34

motif, 89, 120

- complétion, 98, 100, 106, 120, 125, 133, 135
- création, 97
- oubli, 101
- superposition, 102, 123

NEAT, voir réseau récurrent

néocortex, 23, 25, 35, 48, 132

neurone, 21, 118

- activation, 79
- biologique, 78
- formel, 31, 77, 81
- impulsionnel, 83
- postsynaptique, 79, 108, 135
- présynaptique, 79, 108, 135
- probabiliste, 83, 93

neurosciences, 20

objectif, 76

offline, voir apprentissage hors-ligne

online, voir apprentissage en-ligne

opérateur de subsomption, 63

paléocortex, 23

patrimoine génétique, 28, 47

pattern, voir motif

perception, voir agent

perceptron, 32, 91, 95

- multi-couche (PCM), 86

personnage non joueur (PNJ), 13, 58

phylogénèse, 23, 41

plasticité, voir dilemme stabilité/plasticité

plausibilité biologique, 33, 130

postsynaptique, voir neurone

potentiel

- d'action, 79
- de repos, 79
- PPSE, 80
- PPSI, 80

prédiction, 49, 133

présynaptique, voir neurone

processus attentionnel, 129

proprioception, 96

psychologie cognitive, 20

psychologie de la forme, 29

réactivité, voir agent

réalité virtuelle, 58

reconnaissance des formes, 89

réflexes conditionnels, 29

registre d'information sensorielle, 34

règle d'apprentissage, voir loi

renforcement, voir apprentissage

représentation symbolique, voir symbole

réseau

- à interconnexion complète, voir associatif
- à propagation avant, 85
- ART, 91
- associatif, 89, 95, 97, 133
- d'activation, 64

- de Hopfield, 89
- de Kohonen, 90
- de neurones (RNA), 32, 67, 73, 77, 130
- RBF, 88
- récurrent, 67, 87
- sémantique, 42
- rétropropagation, voir apprentissage
- robot, 63

- scène, 58
- sélection de l'action, 60, 103
 - étendue, 103, 105, 117
- sélection naturelle, 46
- seuil d'activation, 80, 81
- seuil de complétion, 100
- simulation comportementale, 57
- simulation proie/prédateur, 105, 113
- spiking neuron*, voir neurone impulsionnel
- stabilité, voir dilemme stabilité/plasticité
- stimulus, 22, 133
- structures mentales, 30
- subsymbole, 33
- super-calculateur, 131
- symbole
 - capacité symbolique, 23
 - manipulation, 77
 - représentation, 61
 - vision symboliste, 30, 70, 129
- synapse, 79
- système nerveux, 20, 61, 78

- test
 - de Turing, 18
 - du miroir, 18
- théorie
 - connexionniste, 31, 130
 - de l'évolution, 66
 - de l'action située, 45
 - de l'activation, 42
 - de l'information, 30
 - de la cognition située, 45
 - de la perception directe, 44, 130
 - de la résonance adaptative, 91
 - de propagation de l'activation, 42
 - des affordances, 45
 - des niveaux de traitement, 38
 - du contrôle, 44
 - du traitement parallèle distribué, 32
 - écologique, 44, 71, 130
 - topologie, 78, 88
 - traitement visuel, 25
 - Turing (*test de*), 18
- utilisateur, 58

- vie artificielle (VA), 61, 130
- voisinage, 99

- winner take all*, voir loi de Grossberg

Bibliographie

- [Ackley & Littman(1990)] David H. Ackley & Michael S. Littman. Generalization and scaling in reinforcement learning. In D. S. Touretzky (ed.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 2, pp. 550–557, Denver 1989. Morgan Kaufmann, San Mateo (1990).
- [Atkinson & Shiffrin(1968)] Richard C. Atkinson & Richard M. Shiffrin. Human memory : A proposed system and its control processes. In K.W. Spence (ed.), *The psychology of Learning and Motivation : advances in research and theory Vol. 2*, pp. 89–195. New York Academic Press (1968).
- [Baddeley & Hitch(1974)] Alan Baddeley & Graham Hitch. Working memory. *Recent advances in learning and motivation. New-York. Academic Press* 8 (1974).
- [Baddeley(1978)] Alan D. Baddeley. The trouble with levels : A re-examination of Craik and Lockhart's framework for memory. *Psychological Review* 85 :139–162 (1978).
- [Bernstein(1967)] Nikolai A. Bernstein. *The co-ordination and regulation of movements*. Oxford : Pergamon (1967).
- [Brooks(1986)] Rodney A. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation* pp. 14–23 (1986).
- [Brooks(1991a)] Rodney A. Brooks. Intelligence without reason. In *proceedings of the 1991 International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 569–595 (1991a).
- [Brooks(1991b)] Rodney A. Brooks. Intelligence without representation. *Artificial Intelligence* (47) :139–159 (1991b).
- [Brown(1958)] John Brown. Some tests of the decay theory of immediate memory. *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 10 :12–21 (1958).
- [Bugnyar & Heinrich(2006)] Thomas Bugnyar & Bernd Heinrich. Pilfering ravens, *corvus corax*, adjust their behaviour to social context and identity of competitors. *Animal Cognition* 9 :369–376 (2006).
- [Carpenter & Grossberg(2003)] Gail A. Carpenter & Stephen Grossberg. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, Second Edition*, chap. Adaptive resonance theory, pp. 87–90. MIT Press, Cambridge, MA, arbib edn. (2003).
- [Chase & Ericsson(1982)] William G. Chase & K. Anders Ericsson. Skill and working memory. In G. H. Bower (Ed.) (ed.), *the psychology of learning and motivation vol. 16*, pp. 1–58. New York : Academic Press. (1982).
- [Clancey(1997)] William J. Clancey. *Situated Cognition : On human knowledge and Computer Representations*. Cambridge University Press (1997).
- [Claparède(1911)] Edouard Claparède. Recognition et moiité. *Archives de Psychologie* 11 :79–90 (1911).

- [Cliff & Miller(1995)] Dave Cliff & Geoffrey F. Miller. Tracking the red queen : Measurements of adaptive progress in co-evolutionary simulations. In Berlin Springer-Verlag (ed.), *Proceedings of the Third European Conference on Artificial Life*, pp. 200–218 (1995).
- [Cliff & Miller(1996)] Dave Cliff & Geoffrey F. Miller. Co-evolution of pursuit and evasion ii : Simulation methods and results. In USA MIT Press, Cambridge (ed.), *From Animals to Animats 4 : Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, pp. 506–514 (1996).
- [Cohen & Squire(1980)] Neal J. Cohen & Larry R. Squire. Preserved learning and retention of pattern analyzing skill in amnesia : Dissociation of knowing how and knowing that. *Science* 210 :207 :209 (1980).
- [Collins & Loftus(1975)] Alan M. Collins & Elizabeth F. Loftus. A spreading activation theory of semantic memory. *Psychological Review* 82 :407–428 (1975).
- [Collins & Quillian(1969)] Alan M. Collins & M. Ross Quillian. Retrieval time from semantic memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 8 :240–248 (1969).
- [Conde & Thalmann(2005)] Toni Conde & Daniel Thalmann. Autonomous virtual agents learning a cognitive model and evolving, intelligent virtual agents. *Lecture Notes in Computer Science* 3631 :88–98 (2005).
- [Craik & Lockhart(1972)] Fergus I. M. Craik & Robert S. Lockhart. Levels of processing : A framework for memory research. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 11 :671–684 (1972).
- [Craik & Tulving(1975)] Fergus I.M. Craik & Endel Tulving. Depth of processing and the retention of words in episodic memory. *Journal of Experimental Psychology : General* 104 :268–294 (1975).
- [Craik & Watkins(1973)] Fergus I.M. Craik & Michael J. Watkins. The role of rehearsal in short-term memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 12 :599–607 (1973).
- [Darwin(1859)] Charles Darwin. *On the Origin of Species by Means of Natural Selection*. John Murray, London (1859).
- [Donikian(2004)] Stéphane Donikian. Modélisation, contrôle et animation d’agents virtuels autonomes évoluant dans des environnements informés et structurés. Habilitation à diriger les recherches (2004).
- [Donikian & Rutten(1995)] Stéphane Donikian & Eric. Rutten. Reactivity, concurrency, data-flow and hierarchical preemption for behavioral animation. In *Fifth Eurographics Workshop on Programming Paradigms in Graphics*, vol. 1995, Maastricht (Netherlands). springer-verlag (1995).
- [Ebbinghaus(1885)] Hermann Ebbinghaus. *Über Gedächtnis* (1885).
- [Ferguson(1992)] Innes A. Ferguson. Touringmachines : Autonomous agents with attitudes. *IEEE Computer* 25(5) :51–55 (1992).
- [Flacher & Sigaud(2005)] Fabien Flacher & Olivier Sigaud. GACS, an evolutionary approach to the spatial coordination of agents. In *Proceedings AAMAS 2005*, pp. 1109–1110, Utrecht, The netherlands. ACM Press (2005).
- [Fodor(1975)] Jerry A. Fodor. *The Language of Thought*. Harvard University Press (1975).
- [Frye et al.(2007)] James Frye, Rajagopal Ananthanarayanan, & Dharmendra S. Modha. Towards real-time, mouse-scale cortical simulations. *CoSyNe : Computational and Systems Neuroscience* (2007).

-
- [Funge et al.(1999)] John Funge, Xiaoyuan Tu, & Demetri Terzopoulos. Cognitive modeling : knowledge, reasoning and planning for intelligent characters. In *the 26th annual conference on Computer Graphics and interactive techniques*, pp. 29–38. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co. (1999).
- [George & Hawkins(2005)] Dileep George & Jeff Hawkins. A hierarchical bayesian model of invariant pattern recognition in the visual cortex. In *proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'05)* (2005).
- [Gibson(1979)] James J. Gibson. *The ecological approach to visual perception*. Hillsdale; New Jersey; London (1979).
- [Goldberg(1989)] David E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley. Reading, MA (1989).
- [Grossberg(1976)] Stephen Grossberg. Adaptive pattern classification and universal recoding, i : Parallel development and coding of neural feature detectors & ii : Feedback, expectation, olfaction, and illusions. *Biological Cybernetics* 23 :121–134 & 187–202 (1976).
- [Harnad(1990)] Stevan Harnad. The symbol grounding problem. *Physica* 42 :335–346 (1990).
- [Hawkins & Blakeslee(2004)] Jeff Hawkins & Sandra Blakeslee. *On Intelligence*. Times Books (2004).
- [Hebb(1949)] Donald Hebb. *The Organisation Of Behavior*. Wiley (1949).
- [Heguy(2003)] Olivier Heguy. *Architecture comportementale pour l'émergence d'activités coopératives en environnement virtuel*. Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse (2003).
- [Hintzman(1978)] Douglas L. Hintzman. *The psychology of Learning and Memory*. W.H. Freeman and co., San Francisco (1978).
- [Hochreiter & Schmidhuber(1997)] Sepp Hochreiter & Juergen Schmidhuber. Long short term memory. *Neural Computation* 9 :1735–1780 (1997).
- [Hodgkin & Huxley(1952)] Alan. L. Hodgkin & Andrew F. Huxley. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *Journal of physiology* 4(117) :500–544 (1952).
- [Holland(1975)] John H. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press (1975).
- [Hopfield(1982)] John J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 79 :2554–2558 (1982).
- [Hopfield(1984)] John J. Hopfield. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-states neurons. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 81 :3088–3092 (1984).
- [Kallmann & Thalmann(1998)] M Kallmann & D Thalmann. Modeling Objects for Interaction Tasks. In *Eurographics Workshop on Animation and Simulation, 1998*, pp. 73–86 (1998).
- [Kallmann & Thalmann(2002)] M. Kallmann & D. Thalmann. Modeling behaviors of interactive objects for real-time virtual environments. *Journal of Visual Languages and Computing* 13(2) :177–95 (2002).
- [Khamassi(2003)] Mehdi Khamassi. Un modèle d'apprentissage par renforcement dans une architecture de contrôle de la sélection de l'action chez le rat artificiel Psikharpax. Spécialité Sciences Cognitives (2003).

- [Kohonen(1984)] Teuvo Kohonen. *Self-organization and Associative Memory. (3rd edition 1989)*. Springer-Verlag, Berlin (1984).
- [Lamarche(2003)] Fabrice Lamarche. *Humanoïdes virtuels, réaction et cognition : une architecture pour leur autonomie*. Ph.D. thesis, Université de Rennes I (2003).
- [Lashley(1929)] Karl S. Lashley. *Brain mechanism and intelligence : A quantitative study of injuries to the brain*. Chicago University Press, Chicago (1929).
- [Lashley(1950)] Karl S. Lashley. In search of the engram. In academic press (ed.), *Symposium of the Society for Experimental Biology*, New-York (1950).
- [Lassabe et al.(2006)] Nicolas Lassabe, Hervé Luga, & Yves Duthen. Evolving creatures in virtual ecosystems. In *16th International Conference on Artificial Reality and Telexistence, ICAT*, pp. 11–20 (2006).
- [Little(1974)] William A. Little. The existence of persistent states in the brain. *Mathematical Biosciences* 19 :101–120 (1974).
- [Maes(1989)] Pattie Maes. How to do the right thing. *Connection Science Journal* 1(3) :291–323 (1989).
- [Maes(1991)] Pattie Maes. The agent network architecture (ana). *SIGART Bulletin* 2(4) :115–120 (1991).
- [Marr(1970)] David Marr. A theory for cerebral neocortex. *Proceedings of the Royal Society of London* (B176(43)) :161–234 (1970).
- [Matarić(1999)] Maja J. Matarić. "behavior based robotic". In Robert A. Wilson & Frank C. Keil (eds.), *The MIT Encyclopedia of Cognitive Sciences*, pp. 74–77. MIT Press (1999).
- [Matthews(2001)] Gary G. Matthews. *Neurobiology : Molecules, Cells & Systems*. Blackwell Publishers (2001).
- [McCulloch & Pitts(1943)] Warren S. McCulloch & Walter Pitts. A logical calculus of ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biophysics* 5 :115–133. Reprinted in McCulloch, W. S., *Embodiments of mind*. Cambridge, MA : MIT Press. (1943).
- [McDougall(1924)] William McDougall. *Outline of Psychology*. Methuen, London (1924).
- [McLean(1990)] Paul McLean. *The Triune Brain in Evolution*. Springer (1990).
- [Meyer et al.(2003)] Jean-Arcady Meyer, Stéphane Doncieux, David Filliat, & Agnès Guillot. *Evolutionary approaches to neural control of rolling, walking, swimming and flying animats or robots*. Physica-Verlag GmbH, Heidelberg, Germany, Germany (2003).
- [Meyer & Guillot(1991)] Jean-Arcady Meyer & Agnès Guillot. Simulation of adaptive behavior in animats : review and prospect. In J.-A. Meyer et S. W. Wilson (ed.), *In From animals to animats : Proceedings of the First International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior*, Cambridge, MA. The MIT Press/Bradford Books (1991).
- [Miller(1956)] George A. Miller. The magical number seven, plus or minus two : Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review* 63 :81–97 (1956).
- [Minsky(1974)] Marvin Minsky. A framework for representing knowledge. Tech. Rep. AIM-306, Massachusetts Institute of Technology. Cambridge, MA, USA (1974).
- [Minsky(1985)] Marvin Minsky. *The society of mind*. Simon and Schuster Inc., New York, NY (1985).
- [Minsky & Papert(1968)] Marvin Minsky & Seymour Papert. *Perceptrons : an Introduction to Computational Geometry*. MIT Press (1968).

-
- [Moody & Darken(1989)] John Moody & Christian Darken. Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Computation* pp. 281–294 (1989).
- [Neisser(1967)] Ulric Neisser. *Cognitive psychology*. Appleton-Century-Crofts New York (1967).
- [Nelson(1977)] Thomas O. Nelson. Repetition and levels of processing. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 16 :151–171 (1977).
- [Newell et al.(1957)] Allen Newell, J.Clifford Shaw, & Herbert A. Simon. Empirical explorations of the logic theory machine. In *Proceedings of the Western Joint Computer Conference*, pp. 218–239 (1957).
- [Newell & Simon(1956)] Allen Newell & Herbert Simon. The logic theory machine—a complex information processing system. In *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 2, pp. 61–79 (1956).
- [Panzoli(2003)] David Panzoli. Simulation comportementale par réseau de neurones et apprentissage par algorithme génétique. Master’s thesis, IRIT, Toulouse (2003).
- [Piaget(1937)] Jean Piaget. *La construction du réel chez l’enfant*. Neuchâtel, Delachaux et Niestlé (1937).
- [Pinker(1994)] Steven Pinker. *The Language Instinct*. Wiliam Morrow and Company Inc., New York (1994).
- [Powell(1985)] Michael J.D. Powell. Radial basis functions for multi-variable interpolation : A review. *IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data* (1985).
- [Ramos(2007)] Marco A. Ramos. *Étude et proposition d’un système comportementale autonome anticipatif*. Ph.D. thesis, Université Toulouse I (2007).
- [Ramos et al.(2006)] Vitorino Ramos, Carlos Fernandes, & Agostinho C. Rosa. Societal implicit memory and his speed on tracking extrema in dynamics environments using self-regulatory swarms. *Journal of Systems Architecture special issue on nature-inspired systems* (2006).
- [Rashevski(1931)] Nicolas Rashevski. Possible brain mechanisms and their physical models. *Journal of General Psychology* 5 :368–406 (1931).
- [Rechenberg(1973)] Ingo Rechenberg. *Evolutionsstrategie : Optimierung technischer Systeme und Prinzipien der biologischen Evolution*. Frommann-Holzboog. Stuttgart (1973).
- [Reynolds(1987)] Craig W. Reynolds. Flock, herds ans schools : a distributed behavioural model. In *SIGGRAPH’87 vol. 21(4) of Computer Graphics*, pp. 25–34, Anaheim (USA). ACM Press (1987).
- [Rodriguez et al.(2001)] Nancy Rodriguez, Olivier Heguy, Jean-Pierre Jessel, & Hervé Luga. Assistance coopérative pour la téléopération. Tech. rep., IRIT (2001).
- [Rosenblatt(1958)] Frank Rosenblatt. The perceptron : probabilistic model for information storage and organisation in the brain. *Psychological Review* 65 :386–408 (1958).
- [Rumelhart et al.(1986)] David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton, & Ronald J. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323 :533–536 (1986).
- [Rumelhart & McClelland(1986)] David E. Rumelhart & James L. McClelland. *Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition*, vol. 1 and 2. MIT Press, MA (1986).
- [Sanchez(2004)] Stéphane Sanchez. *Mécanismes évolutionnistes pour la simulation comportementale d’acteurs virtuels*. Ph.D. thesis, Université Toulouse 1 (2004).

- [Sanchez et al.(2004)] Stéphane Sanchez, Hervé Luga, Yves Duthen, & Olivier Balet. Bringing autonomy to virtual characters. In *Fourth IEEE International Symposium and School on Advance Distributed Systems. Published in Lecture Notes in Computer Science, Springer*, vol. 3061, Mexico (2004).
- [Sanchez-Montañés et al.(2002)] Manuel A. Sanchez-Montañés, Peter König, & Paul F.M.J. Verschure. Learning sensory maps with real-world stimuli in real time using a biophysically realistic learning rule. *IEEE Transactions on Neural Networks* 13(3) :619–632 (2002).
- [Sanza(2001)] Cédric Sanza. *Evolution d'entités virtuelles coopératives par système de classifieurs*. Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier (2001).
- [Seth(2004)] Anil K. Seth. Environment and behavior influence the complexity of evolved neural networks. *Adaptive Behavior* 12(1) :5–20 (2004).
- [Shannon(1948)] Claude E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal* 27 :379–423 et 623–656 (1948).
- [Shannon & Weaver(1949)] Claude E. Shannon & Warren Weaver. *The Mathematical Theory of Communication*. University of Illinois Press, Urbana, Illinois. published in paperback 1963. (1949).
- [Sims(1991)] Karl Sims. Artificial evolution for computer graphics. In *SIGGRAPH'91 Proceedings*, pp. 319–328 (1991).
- [Sims(1994a)] Karl Sims. Evolving 3d morphology and behavior by competition. In Brooks & Maes (eds.), *Artificial Life IV Proceedings*, pp. 28–39 (1994a).
- [Sims(1994b)] Karl Sims. Evolving virtual creatures. In *SIGGRAPH'94 Proceedings*, pp. 15–22 (1994b).
- [Smolensky(1988)] Paul Smolensky. Analysis of distributed representation of constituent structure in connectionist systems. *Proceedings of Neural Information Processing Systems-87. Denver, CO* pp. 730–739 (1988).
- [Sperling(1960)] George Sperling. The information available in brief visual presentations. *Psychological Monographs* 74 :1–29 (1960).
- [Squire(1992)] Larry R. Squire. Declarative and non-declarative memory : multiple brain systems supporting learning and memory. *Journal of Cognitive Neuroscience* 4 :232–243 (1992).
- [Stanley & Miikkulainen(2002)] Kenneth O. Stanley & Risto Miikkulainen. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation* 10(2) :99–127 (2002).
- [Steels(1991)] Luc Steels. Towards a theory of emergent functionality. *From Animals to Animats. Proceedings of the first international conference on simulation of adaptive behavior*. pp. 451–461 (1991).
- [Steels(1994)] Luc Steels. The artificial life roots of artificial intelligence. *Artificial Life Journal* 1(1) :75–110 (1994).
- [Suchman(1987)] Lucy Suchman. *Plans and situated actions*. Cambridge University Press (1987).
- [Sutton & Barto(1998)] Richard S. Sutton & Andrew G. Barto. *Reinforcement Learning : An Introduction*. MIT Press, Cambridge, MA (1998).
- [Terzopoulos & Tu(1994)] Demetri Terzopoulos & Xiaoyuan Tu. Artificial fishes : Physics, locomotion, perception, behavior. In *SIGGRAPH'94 Computer Graphics*, pp. 42–48. ACM SIGGRAPH, ACM Press (1994).

-
- [Tolman(1927)] Edward C. Tolman. A behaviorist's definition of consciousness. *Psychological Review* 34 :433–439 (1927).
- [Touzet(1992)] Claude Touzet. Les réseaux de neurones artificiels : Introduction au connexionnisme. Tech. rep., Ecole pour les Etudes et la Recherche en Informatique et Electronique, Nîmes. (1992).
- [Tu(1996)] Xiaoyuan Tu. *Artificial Animals for computer Animation : Biomechanics, Locomotion, Perception and Behavior*. Ph.D. thesis, University of Toronto, Toronto, Canada (1996).
- [Tulving(1983)] Endel Tulving. Elements of episodic memory. *Oxford University Press, New York* (1983).
- [Tulving(1985)] Endel Tulving. How many memory systems are there. *American Psychologist* 40 :385–398 (1985).
- [Turing(1950)] Alan M. Turing. Computing machinery and intelligence. *Mind* 59 :433–460 (1950).
- [Ungerleider & Mishkin(1982)] Leslie G. Ungerleider & Mortimer Mishkin. Two cortical visual systems. *Analysis of Visual Behavior. Cambridge, MA : MIT Press* pp. 549–586 (1982).
- [Watson(1913)] John B. Watson. Psychology as the behaviorists view it. *Psychological Review* 20 :158–177 (1913).
- [Widrow & Hoff(1960)] Bernard Widrow & Marcian T. Hoff. Adaptive switching circuits. *IRE WESCON Convention Record* pp. 96–104 (1960).
- [Wilson(1994)] Stewart W. Wilson. Zcs : A zeroth level classifier system. *Evolutionary Computation* 2(1) :1–18 (1994).

Résumé

Traditionnellement, la production de comportements intelligents pour les créatures artificielles repose sur la modélisation de leurs facultés cognitives. Cette approche pose deux problèmes essentiels. D'une part, la lourde charge de définir manuellement les connaissances d'un agent nécessite l'intervention d'un animateur, d'autre part la relation cognition→intelligence n'a jamais été avérée théoriquement ni expérimentalement. C'est face à ces deux défis que les approches écologiques apparaissent comme de nouvelles pistes explorant les liens entre la créature, son corps et son environnement. Ce travail de recherche s'inscrit dans cette optique. Partant de la synthèse de théories provenant de diverses disciplines des neurosciences, nous proposons, dans une approche *vie artificielle*, une modélisation originale de la mémoire. Le contrôleur *Cortexionist* est une architecture réactive connexionniste qui intègre une mémoire associative favorisant l'adaptation de l'agent dans un environnement dynamique. L'obtention de règles comportementales émergentes lors des expérimentations révèle la relation qu'entretiennent la complexité de l'environnement et celle du comportement des créatures qui y évoluent.

Mots-clés: animation comportementale, intelligence, mémoire, néocortex, adaptation, réseaux de neurones

Abstract

Traditionally, producing intelligent behaviors for artificial creatures means modeling their cognitive abilities. This approach raises two problems. On the one hand, defining manually the agent's knowledge is a heavy duty that implies the intervention of the animator. On the other hand, the cognition→intelligence relation has not been theoretically nor experimentally proven so far. In front of these challenges, ecological approaches appear as suitable tracks, exploring the links between the creature, its body and its environment. This is the context of the present research work. Using an artificial life approach, we propose an original model of memory based on the synthesis of several neuroscience theories. The *Cortexionist* controller is a reactive architecture integrating an associative network to enhance the agent's adaptation in a dynamic environment. Obtaining emerging behavior rules reveals the relation between the complexity of the environment and of the creatures that live in.

Keywords: behavioral animation, intelligence, memory, neocortex, adaptation, neural networks

