



HAL
open science

Construction sociale d'une esthétique artificielle : Berenson, un robot amateur d'art

Ali Karaouzene

► **To cite this version:**

Ali Karaouzene. Construction sociale d'une esthétique artificielle : Berenson, un robot amateur d'art. Robotique [cs.RO]. Université de Cergy Pontoise, 2017. Français. NNT : 2017CERG0903 . tel-01780943

HAL Id: tel-01780943

<https://theses.hal.science/tel-01780943>

Submitted on 28 Apr 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Université de Cergy-Pontoise - Ecole doctorale Sciences et Ingénierie

THÈSE

présentée pour obtenir le titre de DOCTEUR en Robotique et Sciences Cognitives

CONSTRUCTION SOCIALE D'UNE ESTHÉTIQUE ARTIFICIELLE BERENSON UN ROBOT AMATEUR D'ART.

par

Ali Karaouzene

ETIS - ENSEA / Université de Cergy-Pontoise / CNRS UMR 8051
6 avenue du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise Cedex, France

Soutenue le 28 février 2017 devant le jury composé de :

P. GAUSSIER,	ETIS, Université de Cergy-Pontoise	Directeur de thèse
D. VIDAL,	EHESS, IRD (URMIS/Paris Diderot)	Co-directeur de thèse
P.F. DOMINEY,	Institut des Sciences Cognitives, Lyon	Rapporteur
A. REVEL ,	L3i, Université de La Rochelle	Rapporteur
P. DUMOUCHEL,	Université Ritsumeikan, Kyoto	Examineur
R. GELIN ,	Softbank Robotics, Paris	Examineur
N. ROUGIER ,	Inria Bordeaux Sud-Ouest	Examineur

Remerciements

Je souhaiterais remercier toutes les personnes qui ont contribué à l'aboutissement de ce travail de recherche. Les remerciements sont un exercice difficile dans lequel on oublie toujours de remercier tout le monde. Je commencerai alors par remercier ceux que je vais oublier dans la suite.

Je tiens à remercier le laboratoire ETIS et ses directeurs Inbar Fijalkow et Mathias Quoy d'avoir bien voulu m'accepter dans leurs équipes de recherche. Sans oublier l'université de Cergy-Pontoise, l'ENSEA et le CNRS qui ont fourni le cadre de travail, le ministère de la recherche et le Labex Patrima qui ont financé ces travaux de thèse.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude aux membres du jury qui ont accepté de lire mes travaux de thèse et d'assister à ma soutenance. Je remercie les rapporteurs Arnaud Revel et Peter-Ford Dominey qui ont réussi, et ce n'est pas toujours facile, à trouver un moment pour relire et commenter mon manuscrit. Je remercie aussi Nicolas Rougier, Rodolphe Gelin et Paul Dumouchel pour leur rôle d'examineur et pour avoir assisté à ma soutenance.

J'aimerais aussi remercier chaleureusement mes directeurs de thèse Philippe Gaussier et Denis Vidal pour m'avoir dirigé durant ces années. Merci pour l'encadrement, le coaching et les discussions lorsque le moral était au plus bas. Merci de m'avoir permis de mener cette thèse à la frontière entre sciences humaines et sciences de l'ingénieur. Merci d'avoir élargi mon champ de vision et de m'avoir appris à regarder les problèmes sous des angles différents. Merci de m'avoir appris à interagir avec différentes sciences et personnes. Il faut croire que les sujets de thèse ont un impact sur les thésards : interaction, apprentissage, regarder des problèmes sous différents angles ... Je pense que j'ai développé les capacités que j'espérais voir naître chez mon robot.

Je dis souvent que le meilleur endroit pour apprendre et pour trouver des solutions est la machine à café et le canapé. Alors merci à celui qui a inventé le café et merci à tous ceux qui l'ont partagé avec moi. Les discussions sur la vie, l'univers et le reste n'ont pas abouti à la grande question ni à 42 mais elles m'ont permis de faire fonctionner la "machine" cerveau lorsque celle-ci commençait à grincer.

Merci à Astrid, Nelly et Sokhena les secrétaires du laboratoire pour l'excellent travail qu'elles effectuent et leur support moral. Merci aux maîtres de conférences : Ghiles Mostefaoui enseigner ça s'apprend, Pierre Andry la biblio est importante, Nicolas Cuperlier faudrait peut-être un jour programmer toutes les aires visuelles, Alexandre Pitti le Japon c'est cool la recherche l'est encore plus et Sofiane Boucenna le grand cousin. Je remercie aussi Arnaud Blanchard le papa poule (tu vois tes petits sont devenus grands maintenant), Fred Demelo futur politicien et Boris l'auteur interprète ComploSiteur.

Merci aussi aux doctorants : Souheil Hanoune conseiller en questions sociétales, Pierre Delarboulas mon binôme, Adrien Jauffret le coach en Parkour, Marwen Belkaid et Abdelhak Cahtty mes voisins maghrébins, Caroline Grand mon binôme de rédaction, Antoine de Rangervé et son "tu as lu le code ?", Seyed Khursheed le bourreau de travail, Artem Menlyk le nounours et second bourreau de travail, Ganna Pugach "tient un jupe au labo! ", David Bailly et ses moteurs physiques, Raphaël Braud mon nouveau "Bro" et toute sa famille, Jérôme Fellus mon quasi associé dommage!, Eva Ansermin et Nils Baussé avec qui on voyage dans un monde plein de poneys.

D'un point de vue plus personnel, je remercie ma mère mon père et ma sœur pour m'avoir soutenu tout au long de ce travail. Par contre, je ne peux remercier ma femme. Un merci n'est sûrement pas suffisant. Elle a tellement participé à ce travail qu'elle devrait obtenir ce doctorat à ma place.

Dans cette thèse nous nous intéressons à la problématique de la construction de l'esthétique chez les humains. Nous proposons d'utiliser un robot comme modèle pour étudier les briques de bases qui participent au développement des préférences esthétiques. Nous utilisons le terme d'esthétique artificielle (E.A) pour désigner les préférences du robot.

Plusieurs travaux de recherche tentent d'établir des théories de l'esthétique que nous séparons ici en deux approches. D'une part, les approches empiriques qui étudient les préférences esthétiques d'un point de vue expérimental. Nous nous intéressons notamment à une branche plus radicale des approches empiriques, nommée la neuroesthétique. Celle-ci postule l'existence de structures cérébrales dédiées à l'appréciation des scènes visuelles en général et de l'art en particulier.

D'autre part, les approches sociales qui avancent que les préférences esthétiques se transmettent de génération en génération et se construisent selon l'historique de l'individu et de ses interactions avec les autres. Le contextualisme historique est une branche des approches sociales qui établit un lien entre le contexte dans lequel une œuvre est observée et son appréciation.

Sans remettre en cause l'approche neuroscientifique, nous avons choisi de nous positionner dans une approche sociale et développementale en utilisant des méthodes expérimentales telles que celles utilisées en esthétique empirique. Nous étudions l'émergence du sens esthétique dans le cadre de la référenciation sociale. On appelle référenciation sociale la capacité à attribuer des valences émotionnelles à des objets a priori neutre. Nous testons nos hypothèses sur robot mobile dans un cadre d'interaction triadique : homme-robot objet. Ceci dans un milieu naturel centré sur des humains non initiés à la robotique. Les humains jouent le rôle d'enseignants (professeur) du robot. Ils ont la tâche de suivre le robot dans son développement et de lui enseigner leurs préférences pour lui permettre de développer son propre "goût". Nous avons choisi de mener nos expériences dans des milieux dominés par l'esthétique comme les musées ou les galeries d'art. Toutefois, ces expériences peuvent être menées en tout lieu où des humains et des objets seraient disponibles.

Notre robot, nommé Berenson en référence à un célèbre historien de l'art du 19^{ème} siècle, est un outil pour comprendre d'une part comment s'installent des interactions sociales et comment les humains prêtent des intentions aux machines, et d'autres part il permet d'étudier les briques minimales d'intelligence artificielle à mettre en place pour construire une esthétique artificielle. Il est monté sur une plateforme mobile habillé d'un chapeau melon et d'un long manteau noir et il est doté d'une tête expressive. La forme du robot participe à son anthropomorphisation et permet aux visiteurs de lui prêter des intentions. Néanmoins, nous n'avons pas cherché à cacher les parties mécaniques et le robot reste une simple machine. Bien que sa forme laisse imaginer un robot d'âge adulte, Berenson a l'âge mental similaire à celui d'un bébé. Dans les musées, le robot devient un objet ambivalent : Berenson n'est ni un visiteur comme les autres ni une œuvre comme les autres.

Pour réussir une dynamique d'interaction, intéresser l'humain pour prendre part à ses interactions et réussir l'apprentissage du robot, des outils de base sont nécessaires. Le robot doit être doté d'une forme et d'une intelligence qui facilitent cette interaction. Les protagonistes dans cette interaction (Tuteur/robot) doivent comprendre les signaux qu'ils reçoivent les uns des autres et restituer à leur tour des signaux compréhensibles. Berenson est doté d'un système visuel bio-inspiré qui permet d'explorer et catégoriser la scène visuelle. Dans le système visuel aucun a priori n'est pris dans la manière de traiter les données visuelles. Que ce soit pour la navigation visuelle, la reconnaissance des expressions faciales ou même la reconnaissance des

Synopsis

objets, le même système de vision est utilisé. Un des buts de la thèse est d'avoir des systèmes génériques dont le comportement change en fonction de la dynamique d'interaction et du contexte social. Berenson associe les appréciations des visiteurs aux scènes visuelles grâce à un conditionnement pavlovien. De la sorte, en interagissant avec un grand nombre de personnes, Berenson construit les prémices de son esthétique artificielle. Lorsque le robot explore son environnement, il exprime ses préférences grâce à sa tête expressive et se dirige vers les objets qu'il apprécie en s'arrêtant parfois devant. Ce comportement lui permet de restituer son apprentissage et il montre ainsi aux visiteurs ses préférences. On parle alors d'expérience esthétique car le comportement du robot est régulé par ses préférences lui donnant ainsi l'air d'un amateur d'art. Nous cherchons ici à évaluer dans quelles mesures les visiteurs arrivent à lire le comportement du robot et à lui attribuer des intentions.

Nous avons ensuite proposé un modèle basé sur les conditionnements d'ordres supérieurs pour permettre au robot d'apprendre en autonomie et en l'absence de "tuteur". Ces conditionnements associent la valence émotionnelle d'une œuvre avec une autre œuvre qui se trouve spatialement proche. Grâce à ce type de conditionnement, l'esthétique du robot n'est plus uniquement la moyenne des préférences de ses "tuteurs" (ce que nous appelons une esthétique conformiste). Les préférences du robot sont alors liées à son historique.

Table des matières

Introduction	9
1 Esthétique empirique et contextualisme historique	23
1.1 Approche psychologique	26
1.1.1 Neuro-esthétique	27
1.1.2 Esthétique empirique	31
1.2 Esthétique entre l'inné et l'acquis	36
1.3 Contextualisme historique	39
1.4 Cadre psycho-historique	40
1.5 Conclusion et discussion	41
2 Réseaux de neurones et systèmes dynamiques	45
2.1 Les réseaux de neurones	45
2.1.1 Neurone biologique et neurone formel	46
2.1.2 Conditionnement et association	48
2.1.3 Compétition : le Winner Takes all	51
2.1.4 Classification	52
2.2 Les architectures neuronales	54
2.3 Champs de neurones dynamiques	56
2.3.1 Le modèle d'Amari	57
2.3.2 Contrôle moteur par champs de neurones dynamiques	58
2.4 Formalisme des systèmes cognitifs	61
2.4.1 Représentation graphique	62
2.4.2 Ecriture formelle	63
2.5 Conclusion	64
3 Berenson le robot amateur d'art	65
3.1 Introduction	65
3.2 Le robot Berenson	67
3.3 Les expérimentations au musée	70
3.4 Comportements du robot	72
3.4.1 Outils d'interaction homme-robot	77
3.4.2 Retour au nid et ronde autour de la zone	78
3.5 Berenson dans la presse	86

3.6	Conclusion et Discussion	88
4	Régulation basée sur les préférences	91
4.1	Apprendre la forme de l'objet : La voie What	92
4.1.1	Extraction des caractéristiques visuelles	92
4.1.2	Catégorisation	96
4.1.3	Association à une Valence	97
4.2	Estimer la position de l'objet : La voie WHERE	98
4.2.1	Recalage visuelle	100
4.3	Reconstruction de l'objet : Fusion What x Where	101
4.3.1	Modulation par la valence	102
4.3.2	Normalisation et compétition inter-cartes	104
4.4	Evaluation du modèle	107
4.5	Évaluation du système de vision	107
4.5.1	Des œuvres plus intéressantes	110
4.6	Evaluation comportementale	111
4.6.1	Evaluation par les concepteurs	111
4.6.2	Evaluation par les visiteurs	113
4.7	Discussion et Conclusion	117
5	Le conditionnement du second ordre pour la référénciation sociale	119
5.1	Expressions faciales - Interaction di-adique	119
5.2	Référénciation sociale - interaction tri-adique	123
5.3	Chaîne de conditionnement	128
5.4	Conditionnement Pavlovien	130
5.5	Modèle computationnel	133
5.6	Expérience et résultat	136
5.6.1	Sur base de donnée	137
5.6.2	Expérience sur robot	145
5.7	Conclusion et Discussion	148
	Conclusion	151

*Il ne faut pas que le robot soit trop intelligent,
sinon il voudra rien foutre..*

– Jean-Marie Gourio [Les nouvelles brèves de
comptoir]

Introduction

Les robots, du simple jouet au robot intelligent autonome en passant par l'agent virtuel, sont de plus en plus présents dans notre vie quotidienne. La science-fiction et le cinéma aidant, nous attendons de ces robots des capacités intellectuelles et mécaniques de plus en plus sophistiquées. Nous voulons que ces robots nous servent, travaillent pour nous et interagissent avec nous. Seulement, qu'est-ce qu'un robot ? Le hachoir électrique, le batteur, le pétrin sont-ils des robots ? En tout cas c'est ainsi qu'ils sont dénommés dans le langage courant : robot de cuisine, robot cuiseur, robot mixeur. Alors est-ce que ce sont Asimo de Honda et le chien Aibo de Sony qui sont des robots ? Faut-il qu'un objet ait une forme humaine ou animale pour être considéré comme un robot ? Ils en ont en tout cas les caractéristiques physiques telles qu'imaginées dans les productions artistiques. Et entre les deux où situer un simple cylindre muni de roues et de capacités de navigation et d'aspiration comme le Roomba ?

Si l'on perçoit le robot comme un système mécanique qui travaille à notre place et doté d'une certaine autonomie énergétique et décisionnelle alors tous les objets cités ci-dessus sont des robots. Ce qui les différencie néanmoins ce sont leurs capacités à être autonomes. Il est vrai qu'un mixeur est autonome en énergie et qu'il sait hacher des légumes sans supervision mais sa marge d'autonomie est excessivement réduite. Cette autonomie des robots est à la fois désirée et crainte. Les robots autonomes renvoient souvent dans l'imaginaire collectif à l'idée du soulèvement des machines. Une manière intéressante d'aborder la question est de la voir à partir du *Syndrome de Frankenstein* (Shelley [2008]). Le docteur Victor Frankenstein, un savant suisse, crée un être vivant assemblé avec des parties de chairs mortes. Cette création, appelée "le monstre", se venge d'être délaissée par son géniteur et persécutée par la société. On retrouve aussi cette idée de l'être artificiel doté de sensibilité et d'autonomie qui cherche à prendre la place de son créateur, voire qui cherche à le tuer comme dans la pièce de théâtre de Karel Capek (Capek et al. [1920]) : *R.U.R (Rossum's Universal Robotics)*. Dans cette pièce, datant de 1920, des êtres artificiels faits de matériaux biologiques synthétiques travaillent pour les humains jusqu'au jour où ils se révoltent, exterminant les humains et se condamnant ainsi eux-mêmes car incapables de se reproduire. C'est en plus dans cette pièce que le terme "Robot" apparaît pour la première fois.

Le terme *robot* renvoie à tellement de choses différentes qu'il est difficile de le définir. Il reste néanmoins, comme le présentent Dumouchel and Damiano [2016], associé à deux idées dans notre culture : Premièrement, un critère d'ingénierie, un mécanisme automatique autonome, c'est-à-dire capable de s'adapter à certains changements de son environnement et de transformer son comportement en conséquence. Deuxièmement, un critère socio-fonctionnel, un appareil capable de "travailler à notre place". Par contre, ce robot doit être complètement contrôlable par

les humains. Nous voulons que le robot soit à la fois autonome et qu'il ne le soit pas (Dumouchel and Damiano [2016]).¹

La thèse présentée ici s'inscrit dans la recherche de réponses à ces deux critères : comment créer un robot intelligent et autonome d'une part ? et d'autre part comment un tel robot peut partager notre vie et quelle place peut-il (ou doit-il) avoir ? Nous essayons de confronter ces questions dans le cadre d'une tâche qui apparaît comme exclusivement humaines : l'appréciation esthétique.

Un robot intelligent

Dans cette thèse, nous utilisons des méthodes d'intelligence artificielle en nous inspirant des travaux en robotique comportementale et de la robotique développementale. Le terme *intelligence artificielle* a été proposé par John McCarthy et défini par Marvin Minsky comme " la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique"². Le champ de recherche de l'IA a été fondé en 1956 lors d'une conférence incluant notamment John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell et Herbert Simon (Crevier [1993]) dans un climat fortement optimiste. On prédisait qu'en une génération les machines seraient capables d'accomplir toutes les tâches qu'un humain peut réaliser (Simon [1965]) et que d'ici là tous les problèmes de l'intelligence artificielle seraient résolus (Minsky [1967]). Cette approche qui modélise le monde de la machine à travers des symboles et de la relation entre ces symboles, connaît des limites notamment pour relier ces symboles au monde réel et leur donner du sens. Un problème connu sous le nom de "Symbol Grounding Problem" (Harnad [1990]). Associer toutes les images de verres du monde au symbole "verre" ne permet pas à la machine de comprendre ce qu'est un verre et comment s'en servir. Pour éviter cet écueil, l'interaction de la machine avec son environnement reste la meilleure solution à ce jour.

Plusieurs travaux en robotique et intelligence artificielle (Arkin [1998]; Brooks and Stein [1994]; Khatib [1986]; Walter [1950]) ont montré l'intérêt d'une approche "sensation-action" où l'intelligence requiert un corps. Cette approche s'oppose au paradigme "sense-think-act" de l'intelligence artificielle classique qui instaure une forte dissociation entre le corps et l'esprit. Dans ce paradigme la pensée "thinking" met en place des modélisations et planifications qui peuvent être mises en place sans corps. Par exemple, en robotique classique, la marche est vue comme une séquence particulière d'actions des actionneurs des deux jambes, de façon à maintenir un équilibre du centre de masse et rejoindre un endroit désiré. Cette approche implique une planification précise et un contrôle des différents actionneurs en temps-réel. Par ailleurs, McGeer [1990] propose une solution de marche passive qui profite des propriétés physiques et dynamiques de l'anatomie des bipèdes, sans utiliser un circuit de contrôle. Ainsi, nous considérons, tel que discuté par Pfeifer and Bongard [2006] et Gallagher [2005], que notre corps organise notre manière de penser. La question à poser ici est de savoir s'il possible de généraliser cette approche à des tâches cognitives de haut niveau impliquant des interactions sociales ?

¹voir Dumouchel and Damiano [2016] pour une discussion intéressante sur ces deux critères à travers les œuvres artistiques, les travaux de robotique et même de la politique.

²https://fr.wikipedia.org/wiki/Intelligence_artificielle

Robotique comportementale et développementale

Cette thèse s'inscrit dans cette démarche dite de robotique comportementale qui considère le comportement comme un miroir de l'intelligence de la machine. Cette démarche s'inspire du monde du vivant qui à travers l'évolution a réussi à trouver des solutions efficaces pour les processus de la vie. L'éthologie artificielle est un ensemble de recherches qui utilisent les robots pour comprendre, analyser et reproduire de façon expérimentale certains aspects du comportement animal (Holland and McFarland [2001]). Le but n'est pas de mimer un animal mais de mettre en œuvre dans la machine des comportements que l'on retrouve chez les animaux. Les pionniers de cette discipline (Walter [1953] ; Braitenberg [1984] ; Brooks [1986] ; Arkin [1998]) ont donné naissance en robotique au domaine des "animats" (contraction d'animal et artificiel) (Wilson [1991]).

Elle rejoint la notion d'enaction proposée par Varela (Varela et al. [1991], Maturana and Varela [1981]) qui met en avant l'importance de l'incarnation (*embodiment*) dans l'IA et la robotique. L'intelligence n'est plus uniquement le fait du *cerveau* mais d'une interaction entre le corps physique et l'environnement (Haugeland [1993], Scheier and Pfeifer [1997]). Dans ce paradigme un verre n'est pas uniquement un ensemble de caractéristiques visuelles mais un objet dans lequel on peut boire. Ce même verre, s'il est utilisé pour jeter les pépins de raisins lors du dessert perd sa qualité de verre et devient une poubelle.

En plus des animaux, les jeunes enfants et leur développement sont aussi une excellente manière d'aborder les problématiques robotiques. Si les insectes nous apprennent comment mettre en place des systèmes robustes qui peuvent s'adapter à leur environnement, la psychologie développementale nous permet d'étudier l'évolution des mécanismes d'interactions et de socialisation de l'humain. En effet, au delà de leurs interactions avec l'environnement, les robots doivent aussi interagir avec nous. La robotique développementale est un domaine de recherche à l'intersection entre la robotique et les sciences développementales - particulièrement la psychologie développementale et les neurosciences développementales (Lungarella et al. [2003]). Ce domaine de recherche est dirigé par deux objectifs :

- Les ingénieurs cherchent de nouvelles méthodes pour construire des robots plus autonomes et plus adaptables. Dans ce sens, le développement de l'enfant fournit une source d'inspiration de grande qualité (Asada et al. [2009] ; Brooks et al. [1998] ; Metta [2000])
- Les robots peuvent être utilisés comme outil de recherche pour enquêter sur les modèles incarnés de l'action et de la cognition. Cette approche est aussi connue sous le nom de "Synthetic Neural Modelling" (Reeke Jr et al. [1990]) ou "Synthetic Methodology" (Pfeifer [2002] ; Pfeifer and Scheier [2001]).

Les jeunes enfants disposent du meilleur enseignant : l'adulte, et plus particulièrement les parents. Le bébé et l'adulte ne forment qu'un seul système interagissant en harmonie. Les recherches montrent que nos capacités d'adaptation et de survie proviennent de notre facilité à apprendre lorsqu'on est enfant et à enseigner quand on est adulte.

Robotique sociale

Le second critère, socio-fonctionnel définit les robots comme des machines capables de travailler à notre place. Cette conception est liée à l'image apocalyptique du robot qui à terme se soulève

contre nous et nous remplace car il fait mieux que nous ce que nous avons à faire. Il nous faut alors, au-delà des aspects ingénieurs, penser nos interactions avec les robots et notre vie avec eux. "Les agents artificiels que nous avons créés incarnent, et à la fois reflètent et transforment, les relations de force et de pouvoir, mais aussi d'aide et de solidarité qui existent entre nous". (Dumouchel and Damiano [2016])

La robotique sociale étudie la question de la vie avec les robots. Elle propose de créer des agents sociaux artificiels destinés à s'intégrer dans le tissu de nos relations. En cherchant à développer ces agents, la robotique sociale s'intéresse aussi à la nature de l'esprit humain et de la socialité. Intégrer un robot dans un milieu centré sur les humains, comme les musées par exemple, correspond à l'étude du système robotique, de ses partenaires humains et des relations sociales qui se mettent en place entre eux. En général en robotique classique, le rôle de l'interaction est sous estimé pour l'apprentissage de certaines tâches. Nous sommes en constante interaction avec notre environnement, nous l'assimilons constamment et adaptons notre comportement à ses changements (Piaget [1953]). Pour être capables d'interagir avec nous dans notre environnement, les robots doivent développer de nouvelles capacités. Les routines d'ingénieur *ad-hoc* pour des tâches spécifiques ne permettent pas de nouveaux apprentissages ou développements. Pour nous aider dans nos tâches quotidiennes, les robots doivent s'adapter à notre environnement. Ils doivent aussi être capable de comprendre nos intentions et d'avoir à leur tour des intentions compréhensibles.

De notre point de vue de roboticien, nous essayons de mettre en évidence que le développement autonome d'un robot ne peut être envisagé qu'au travers des interactions avec son environnement. Sans cette capacité à interagir avec l'environnement aussi bien physique que social, le robot ne peut pas agir. Par conséquent cette entité ne prend pas "vie". Particulièrement, la notion d'agent autonome n'est valable si et seulement si l'agent, l'environnement et leurs interactions sont pris en considération, alors, pourront émerger des notions d'agentivité.

Le robot social ne prend pas la place de l'humain, il le complète. Ce type de robots augmente les capacités d'action de celui qu'il remplace (ou aide). Il lui permet de faire plus que ce qu'il ne pourrait faire seul. Un robot de télé-présence par exemple ne supprime pas l'humain mais lui permet de se déplacer à des endroits qu'il ne peut atteindre facilement et un robot d'aide à la chirurgie ou de service à la personne ne rend pas obsolète ou inutile le rapport des infirmières ou des médecins à leur patients. A contrario, un robot d'usine rend la présence de l'ouvrier complètement inutile. Les robots sociaux sont des suppléants qui occupent momentanément la place de quelqu'un. (Dumouchel and Damiano [2016])

Le robot que nous avons développé dans cette thèse entre dans la catégorie des robots sociaux en ayant tous les critères :

1. Il fait acte de présence contrairement à d'autres machines qui doivent s'effacer devant leurs performances. Nous sommes conscients des images et des contenus de nos téléphones et de nos ordinateurs sans donner d'importance aux écrans qui les portent.
2. Il attire l'attention des humains qui interagissent avec lui et les pousse à s'intéresser à des objets ou des œuvres qu'ils n'auraient pas regardés autrement. Les humains donnent du crédit à ses avis.
3. Il est partiellement autonome en énergie et en décision. Il décide quelles sont les objets auxquels il doit s'intéresser en interagissant avec son environnement et les humains qui l'entourent.

Anthropomorphisme

Etudier le rapport à l'autre est central dans de nombreuses disciplines des sciences humaines et sociales. L'altérité est un concept fondamental, notamment en anthropologie. Ce concept caractérise ce qui est extérieur à soi, ce qui est différent par rapport à un référentiel. Dans les relations sociales, l'altérité s'exprime de plusieurs façons. Elle peut être une relation de coopération (hospes) ou de compétition (hosties). Elle est aussi de nature à mettre une hiérarchie entre les sociétés, ou spécifier la différence de l'autre par rapport à un soi (Angelo Turco dans [Lussault and Lévy \[2003\]](#)). Néanmoins, les réflexions au sujet de l'altérité ne s'intéressent pas uniquement aux êtres vivants. Ce concept apparaît aussi, dans le domaine de l'animisme ([Descola \[2015\]](#)), où les humains prêtent des facultés mystiques aux animaux, objets, ou éléments naturels. Un concept qui peut être étendu aux machines et aux robots.

La démocratisation des machines, de plus en plus sophistiquées, et l'apparition des robots humanoïdes, ouvrent un nouveau champ d'exploration, pour étudier comment nous nous présentons ces robots dans leur altérité. Denis Vidal, s'intéresse à ces nouvelles interactions homme-robot du point de vue de l'anthropomorphisme ([Vidal \[2007, 2011b\]](#)) en présentant une nouvelle approche qu'il appelle le *pacte antropomorphique* ([Vidal \[2012a\]](#)).

L'anthropomorphisme n'a pas toujours été bien vu dans la culture occidentale. Au début, il était fortement associé à la nécessité qu'a l'être humain de se représenter les objets sous forme humaine, guidé par de fausses croyances, des erreurs d'interprétation, ou une absence d'éducation. Par la suite, l'anthropomorphisme commença à être vu comme une forme d'immatrité cognitive et rationnelle. Le rôle de l'anthropomorphisme dans les sociétés de la préhistoire est mis en parallèle avec celui qu'il joue dans les sociétés dites "primitives", témoignant avant tout du stade de développement peu avancé d'un individu ou d'une société. Cette hiérarchie est retrouvée dans les travaux de Piaget dans le cadre d'une théorie évolutionniste de l'anthropomorphisme. Piaget établissait une différence fondamentale entre la pensée de l'enfant et celle de l'adulte. Jusqu'à l'âge de quatre ans les enfants ont tendance à anthropomorphiser leur environnement et ont du mal à distinguer entre ce qui relève du domaine physique et du domaine mental. L'enfant est un animiste qui attribue aux phénomènes physiques des états mentaux : « [...] faute d'une prise de conscience de la subjectivité de la pensée, de l'intentionnalité, de l'effort, etc., ces éléments intérieurs sont attribués à n'importe quel tableau externe susceptible de correspondre aux mouvements et à l'activité propres, par une analogie immédiate et non pas conceptuelle. » ([Piaget \[1964\]](#)). Cette situation est largement remise en cause par les expériences en psychologie de l'enfant. Nous ne citerons pas ici toutes ces expériences, [Airenti et al. \[2012\]](#) en fait une excellente présentation. Ces différentes recherches montrent que les enfants, même au plus jeune âge (12 mois voire 4 mois dans certaines), sont capable de discriminer les êtres animés des êtres inanimés, d'identifier des objets physiques en tant que tels et de distinguer un mouvement biologique d'un mouvement mécanique. Les résultats de Piaget ne permettent donc pas de conclure que les enfants qu'il a interrogés avaient des difficultés à distinguer des phénomènes de nature ontologique différente (physique ou mentale), mais plutôt qu'ils avaient du mal à définir dans un langage approprié des concepts particulièrement complexes.

Stewart Guthrie, par exemple, est l'anthropologue qui dénonça le plus systématiquement l'erreur consistant à considérer l'anthropomorphisme comme un trait caractéristique de la petite enfance ou des cultures « primitives » (Guthrie 1993); ou encore à le définir comme l'une des formes par excellence de l'aveuglement religieux ou de l'irrationalité. Il en souligna, au

contraire, la présence universelle, dans toutes les cultures et dans tous les milieux comme à tous les âges de la vie. Piaget lui-même avait d'ailleurs insisté – de manière un peu contradictoire de ce point de vue – sur le fait que le processus de développement qu'il mettait au jour avait un caractère probablement universel chez l'enfant et devait renvoyer à un processus inné plutôt qu'aux circonstances du milieu.

Dès lors, cependant, que l'on cesse d'attribuer spontanément aux enfants (comme autrefois aux « sauvages ») une capacité spontanée à anthropomorphiser tout ce qui les environne, il faut changer radicalement de problématique. Car la question qui se pose désormais est de comprendre pourquoi, en dépit de notre aptitude apparente à distinguer clairement la variété ontologique de notre environnement – et cela pratiquement dès notre plus jeune âge –, l'anthropomorphisme n'en tient pas moins une place aussi importante dans nos comportements.

Dans ce cadre là, l'anthropomorphisme ne s'explique plus sur la base d'un système réflexe lié à notre inconscient. Il revêt une forme de choix tout à fait délibéré. Pourquoi sommes-nous aussi enclins à attribuer des caractéristiques mentales aux objets inanimés ? Comment fonctionne cette attribution très fréquente de caractéristiques mentales humaines aux artefacts ?

Commençons par une remarque : cette attribution de facultés humaines à l'objet, qu'elle s'exprime en paroles ou en actes, ne peut se produire que dans le cadre d'une interaction.

Nous ne considérons pas les objets de la vie quotidienne comme des humains. Néanmoins, nous les traitons par moment comme des êtres intentionnels. L'anthropomorphisme est de la sorte fortement relié aux interactions. Les attributions ne sont pas uniquement de l'ordre intentionnel, mais aussi émotionnel et sentimental. Gabriella Airenti décrit deux caractéristiques fondamentales de l'anthropomorphisme :

1. L'expression d'une pensée téléologique de base, il constitue une manière de se représenter les non-humains en les assimilant à des humains, leur attribuant des perceptions, des croyances, des intentions et des émotions.
2. Il se manifeste essentiellement dans les interactions.

Ainsi, il faut se placer dans un cadre d'interaction spécifique pour que la projection anthropomorphique opère. L'attribution de caractéristiques humaines à un animal ou à un objet se fait dans le cadre d'un dialogue. Le programme ELIZA est une excellente illustration de la projection anthropomorphique dans le cadre d'une interaction, et surtout du dialogue. Le programme ELIZA proposé par Weizenbaum [1966], est une caricature du comportement d'un psychologue Rogersien. L'utilisateur et ELIZA interagissent au travers d'un clavier et d'un écran. ELIZA pose des questions à l'utilisateur, puis à partir de la réponse de ce dernier, repose une question dans le même domaine. Ce programme avait pour but de donner l'illusion à l'utilisateur d'avoir affaire à un véritable psychologue. Il est sûr que les utilisateurs d'ELIZA ne pensaient pas avoir affaire à un véritable humain. D'autant plus que les utilisateurs étaient des collègues de laboratoire de Weizenbaum. On s'attendait à voir les humains perdre cette illusion rapidement. Pourtant, en situation d'interaction, les utilisateurs se comportaient comme si leur interlocuteur était réel. Les résultats furent assez surprenants, car même ses collègues bien au courant de ses travaux, se sont pris au jeu pendant de très long moment, arrivant même à confier des détails intimes de leur vie. Il est clair que les individus interagissant avec ELIZA savaient à qui ils avaient affaire. Il semble que ce soit la situation d'interaction qui les a conduit à considérer ELIZA comme un interlocuteur valable, bien que la situation d'interaction était extrêmement simplifiée.

Les humains interagissent entre eux dès la naissance, et expriment dès lors une forme d'intersubjectivité (Trevarthen [1979]). Dès les premiers mois, ils engagent des formes primitives de dialogue avec les adultes, formes que Mary Catherine Bateson (Bateson [1979]) définissait comme des « proto-conversations ». Ces conversations sont dénuées de langage, elles se basent essentiellement sur des bruits, des expressions faciales, ou des gestes simples. Ce n'est donc pas le contenu qui donne sa définition au dialogue, mais bien la forme de l'interaction (Airenti [2010]). L'interaction par le dialogue donne à chaque intervenant, à tour de rôle, un temps de "parole". Chacun doit reconnaître qu'il y a bien dialogue, l'adulte en attribuant du sens aux manifestations de l'enfant, et l'enfant est perturbé dès que le "dialogue" s'interrompt. Ceci a été démontré par les psychologues du développement grâce au paradigme de la *still face* (Tronick et al. [1979]).

Les adultes et les enfants interagissent, en l'absence de parole, par un jeu d'imitation. Plusieurs recherches démontrent que les enfants (même âgés de quelques heures) peuvent imiter les expressions faciales des adultes (Meltzoff [1995]). Dans le chapitre 5 nous décrivons aussi comment notre robot est capable d'apprendre des expressions faciales, d'interagir au travers de ces expressions, et même de réguler son comportement en utilisant l'interaction émotionnelle.

L'enfant ne confond pas la vie réelle et la situation imaginaire, et il peut passer de l'une à l'autre sans difficulté. Comme le remarquait Bühler [2013], un enfant peut jeter au feu un bout de bois qu'il traitait jusque-là comme un bébé. Dans le jeu de fiction, il expérimente des relations, explore des sentiments, des émotions, des états mentaux. L'enfant qui fait semblant de prendre le bout de bois pour un bébé parle avec lui comme il s' imagine qu'une mère le ferait. Dans ce cas précis, traiter un objet comme s'il s'agissait d'une personne est un exercice qui permet à l'enfant d'affiner ses capacités de compréhension de soi-même et des autres Harris [2000].

Il semblerait que deux caractéristiques qui se manifestent déjà chez les très jeunes enfants soient à l'origine de cette tendance. La première est que les humains ont une vision téléologique de l'action. Ils s'attendent ainsi à ce qu'un acteur poursuive ses objectifs de façon rationnelle. La seconde est que les êtres humains ont une tendance très précoce à établir des relations avec leurs semblables en ayant recours au dialogue.

L'anthropomorphisme signifie mettre un objet ou un animal dans la position d'interlocuteur au sein d'un dialogue. L'anthropomorphisme est lié au besoin de construire des relations avec les autres. Quand nous mettons un objet dans la position d'interlocuteur, nous lui supposons les mêmes caractéristiques mentales que celles des êtres humains.

L'anthropomorphisme est souvent utilisé en robotique pour susciter des réactions inconscientes chez les utilisateurs. Cette approche suppose que la centralité de l'anthropomorphisme dans les différentes cultures humaines s'explique principalement par une logique liée à notre inconscient ou notre système cognitif. Seulement, les travaux en psychologie montrent notre capacité très précoce à opérer une distinction entre les artefacts et les êtres humains. Cette distinction n'empêche nullement de se comporter à l'égard des animaux ou des objets en les considérant comme êtres humains. Vidal montre que, lors d'une expérience à l'institut de la vision, le robot Nao (robot humanoïde de la taille d'un jeune enfant créé par la société Aldebran robotique) est considéré de deux manières. Par moments, les utilisateurs interagissent avec lui comme un simple artefact (espèce machine ; sous-espèce robot), mais à d'autres, ils le conçoivent plutôt comme une véritable « personne » (espèce personne, sous-espèce robot). Cette distinction apparaît notamment dans la manière d'appréhender une oeuvre d'art. Ernest Gombrich (Gombrich et al. [1977]) présente un exemple de cette distinction à partir de l'interaction avec un petit

bronze représentant un crabe dans un style parfaitement réaliste.

« Si je le tenais dans ma main ou, mieux encore, s'il était posé sur mon bureau, je serais tenté de jouer avec, de le manipuler avec mon crayon ou, faisant fi de toute psychologie, de faire croire à un enfant que le crabe le pincera s'il s'aventure à toucher un papier posé sur mon bureau. D'ailleurs, qui sait si ses pattes hérissées de pointes et ses pinces n'étaient précisément pas faites pour protéger le contenu du coffret de doigts trop inquisiteurs ? En bref, sur mon bureau, cet objet appartiendrait à l'espèce crabe, sous-espèce crabe de bronze. Mais si je l'examine dans sa vitrine, ma réaction sera différente. Je pense alors aux courants réalistes de la Renaissance qui s'incarneront dans le style "rustique" de Palissy. Cet objet appartient dès lors à l'espèce bronze de la Renaissance, sous espèce représentation d'un crabe. »³

Gombrich insiste sur le fait que l'on peut envisager cet objet de deux manières bien différentes : soit qu'on le considère intuitivement comme une sorte de petit crabe de bronze (espèce crabe, sous-espèce crabe de bronze) ; soit qu'on lui accorde simplement le statut d'un objet d'art et qu'on le caractérise plus précisément comme un petit bronze de la Renaissance qui se trouve incidemment représenter un crustacé (espèce Bronze de la Renaissance, sous-espèce bronze représentant des crabes) – ce qu'il ferait, explique-t-il, tout aussi naturellement s'il découvrirait, cette fois, un tel objet dans la vitrine d'un musée plutôt que sur son bureau.

L'historien de l'art David Freedberg a plus généralement insisté, dans un ouvrage consacré à la « réception » des œuvres d'art, sur le fait qu'avait toujours existé, en histoire de l'art, une tendance à sous-estimer fortement un penchant communément partagé à réagir à des œuvres figuratives comme s'il s'agissait effectivement des personnes ou des objets représentés (Freedberg [1989]).

Vidal [2011a] s'est intéressé à ces distinctions au musée de Madame Tussauds. Le musée de Madame Tussauds est un musée de cire comme celui du musée Grévin à Paris, exposant les figures en cire de personnes connues. Dans ce musée, les artistes et les visiteurs peuvent avoir des conceptions différentes de l'œuvre exposée. Du point de vue de l'artiste, c'est le travail de la cire qui importe, et la figure n'est qu'un thème parmi tant d'autres (espèce portrait en cire, sous-espèce Marilyn Monroe, par exemple). Alors que le visiteur, cherche à approcher des personnalités même si elles s'incarnent sous une forme plutôt inhabituelle (espèce Marilyn Monroe, sous-espèce figure de cire).

A ces distinctions, Vidal, propose une opposition entre deux concepts de l'anthropomorphisme : le « piège anthropomorphique » et le « pacte anthropomorphique ».

Gombrich s'amuse de la possibilité de présenter le crabe de bronze à un enfant comme si c'était un véritable crabe, prêt à le pincer s'il s'aventurait à toucher les papiers qui traînent sur son bureau. Il cherche à piéger l'enfant et s'imagine sa réaction. Par ailleurs, les gérants de Madame Tussauds, s'amuse aussi à piéger les visiteurs en mêlant dans la pénombre des acteurs en chair et en os aux figures de cire afin d'accroître encore la confusion.

Le piège anthropomorphique est pertinent dans le domaine de la robotique humanoïde. Les roboticiens essaient de créer un simulacre, sur le plan anthropomorphique, correspondant aussi près que possible à la perception du monde propre aux utilisateurs pour les séduire. Gell souligne que « ce n'est, bien sûr, pas vraiment le piège qui est astucieux ou trompeur. C'est le chasseur lui-même qui connaît les habitudes de sa victime et qui est capable d'en jouer. Mais une fois que le piège fonctionne, le talent du chasseur et le savoir dont il dispose sont véritablement localisés dans le piège, sous une forme objectivée, autrement le piège ne pourrait pas fonctionner. » (Gell

³ Traduction Denis Vidal

[1999] : 201).

L'utilisation du piège anthropomorphique dans les présentations robotiques au grand public a été largement étudiée par Lucy Suchman (Suchman [2004]). Elle montre comment dans ces présentations, l'action des roboticiens, ainsi que tout dispositif périphérique sont cachés au public. Denis Vidal remarqua aussi comment les roboticiens scrutaient toujours, dans le détail, les présentations de leurs collègues afin de vérifier le degré d'autonomie de leurs créations, cherchant à s'assurer, par exemple, que ces dernières n'étaient pas partiellement programmées à l'avance, qu'elles n'étaient pas téléguidées de l'extérieur pour accomplir les tâches théoriquement laissées à leur « initiative », ou encore que l'environnement dans lequel elles se mouvaient n'avait pas été soigneusement préparé.

On peut se demander par contre si les visiteurs de Madame Tussauds et l'enfant de Gombrich sont réellement, et tout le temps, piégés par les scénari qui leurs sont proposés ? On remarque aisément que des pièges comme ceux là peuvent dérouter au début, mais très vite, la personne piégée s'en amuse. Un enfant peut facilement retourner le jeu à son avantage en faisant croire à Gombrich que le crabe peut vraiment le pincer. Et les visiteurs de Madame Tussauds composent des tableaux semi-vivants avec les figures de cire.

La notion de piège anthropomorphique a beau être séduisante, elle n'en trouve pas moins rapidement ses limites. Elle ne vaut, en effet, que si l'on peut distinguer clairement l'auteur du piège de celui qui est destiné à être piégé.

Le fait de ne pas confondre un objet ou un animal avec un être humain n'empêche nullement de se comporter à leur égard comme si on les considérait comme tels. C'est ce que font les jeunes enfants, quand ils jouent avec leurs jouets préférés. Et ce sont les implications sociales et culturelles d'une telle tendance dont il faut tenir compte. Aussi, plutôt que de concevoir l'anthropomorphisme à la manière d'une sorte d' « inconscient » dont on pourrait faire usage pour susciter l'attachement des utilisateurs vis-à-vis des robots androïdes, ne serait-il pas préférable d'envisager plutôt l'anthropomorphisme comme une sorte de "pacte anthropomorphique" que nous pourrions passer éventuellement avec des robots, à la manière dont nous le passons déjà, sans en faire d'ailleurs grand cas, avec toutes sortes d'objets ou d'animaux familiers.

La notion de "pacte" permet d'abord d'insister sur le fait que traiter un objet de manière anthropomorphique ne résulte pas seulement d'un réflexe inconscient mais aussi d'un choix tout à fait délibéré. C'est ainsi que lorsqu'un enfant joue avec une poupée ou un animal en peluche, il ne s'illusionne nullement sur la nature véritable de ces derniers mais cela ne l'empêche pas pour autant de traiter provisoirement ce jouet à la manière d'un être vivant. Or, l'on pourrait décrire toutes sortes d'autres contextes sociaux et culturels où une même tendance est à l'oeuvre. D'autre part, le fait d'employer le terme de "pacte" permet également d'insister sur le fait que lorsque nous traitons un animal ou un objet de manière anthropomorphique, il s'agit d'une forme d'interaction qui ne relève pas simplement de la psychologie individuelle ou d'un réflexe cognitif inconscient. Nous nous comportons alors, en effet, le plus souvent comme si l'objet ou la créature en question ne sauraient être le réceptacle passif et indifférent de ce que nous projetons sur elle, et rester totalement indifférente à un tel traitement. Mais nous attendons aussi, bien souvent, de notre entourage qu'il partage jusqu'à un certain point notre manière de voir. Aussi peut-on multiplier les exemples qui montrent que notre tendance à anthropomorphiser des artefacts peut bien découler dans une certaine mesure, de leurs caractéristiques propres. Elle dépend tout aussi bien, dans une large proportion, de la sorte de 'pactes anthropomorphiques' que nous passons avec ces derniers, sur des bases qui peuvent être individuelles mais qui sont

le plus souvent aussi collectives et d'ordre culturel. Dès lors que l'on envisage davantage le rôle joué par l'anthropomorphisme dans une telle perspective, il devient plus aisé, de lever certaines des ambiguïtés qui persisteront tant qu'on l'envisage plutôt à la manière d'un réflexe purement inconscient dont il s'agirait seulement de jouer pour manipuler les réactions des utilisateurs de robots à son gré.

Le terme de « pacte anthropomorphique » peut s'appliquer cependant, selon Denis Vidal, d'une manière plus générale pour désigner toutes les instances d'interaction entre des robots humanoïdes et leurs utilisateurs fondées sur l'apparence anthropomorphique des premiers, sans pour autant postuler que ceux qui interagissent avec eux ne devraient succomber à aucune forme d'illusion cognitive caractérisée.

D'une manière générale, deux conceptions bien différentes de l'anthropomorphisme, dans le cadre de nos interactions avec des machines, semblent donc devoir se côtoyer aujourd'hui en robotique : certains y voient l'indice d'une forme de carence cognitive de notre part, susceptible d'être exploitée par les roboticiens pour avoir prise sur nos agissements, un peu comme un appât utilisé pour attirer une proie ; d'autres pensent que l'anthropomorphisme peut aussi être mobilisé pour pallier les carences cognitives des robots comme celles de leurs utilisateurs plutôt que pour chercher à les exploiter. On assiste aujourd'hui en robotique à un ensemble de tentatives convergentes pour donner à des machines un statut identifiable à celui d'un agent « autonome » quand ce n'est pas, plus radicalement, celui d'une « personne ».

Pour reprendre une définition de Philippe Descola – on assiste à « la généralisation aux non-humains d'une intériorité de type humain combinée à la discontinuité des physicalités corporelles, donc des perspectives sur le monde et des façons de l'habiter » (Descola [2009]).

Cela suppose, en particulier, de s'intéresser à la question de savoir dans quel esprit seront conçus les robots humanoïdes qui sont en train de voir le jour aujourd'hui : les envisagera-t-on à la manière de pièges anthropomorphiques, en jouant délibérément avec les limites de nos ressources cognitives ? Ou cherchera-t-on aussi, par leur biais, à improviser des formes inédites de pactes anthropomorphiques avec les machines que nous construisons ?

Problématique

Dans cette thèse nous nous intéressons à la problématique de l'émergence du sens esthétique. Nous allons montrer qu'un robot peut être utilisé comme modèle (Lungarella et al. [2003]; Boucenna et al. [2014]) et outil pour les sciences cognitives pour construire des modèles simples et synthétiques du cerveau (Krichmar and Edelman [2002]; Reeke Jr et al. [1990]) qui peuvent être testés dans une perspective développementale (Weng et al. [2001]; Asada et al. [2009]). Les robots offrent une opportunité unique d'étudier le rôle des dynamiques d'interaction physiques et sociales. Dans notre cas, l'architecture nécessaire pour développer des compétences sensori-motrices de plus en plus complexes comme le homing (retour au nid) ou la reconnaissance et suivi d'objet est aussi utilisée pour expliquer les premières étapes de développement chez l'enfant. Dans une perspective évolutionniste, nous supposons que les structures du cerveau humain dédiées aux interactions sociales trouvent leurs origines dans les structures initialement impliquées dans des interactions physiques. Proposer des modèles de ces structures force à réfléchir d'un côté, à quels sont les éléments environnementaux et corporels que notre cerveau utilise sans effort (O'Regan [1992]). Et d'un autre côté, à ce qui est déjà inné dans notre cerveau. Etudier les conditions d'une émergence de comportements complexes est une question qui remonte à Aris-

tote : "Le tout est supérieur à la somme de ses parties", et qui a été ensuite reprise dans la théorie du Gestalt en psychologie. La théorie des systèmes dynamiques (Schöner et al. [1995]; Kelso [1997]) offre un framework intéressant pour formaliser le développement de l'enfant comme un système dynamique où action, perception et mémoire sont fortement couplées (Thelen and Smith [1996]).

Deux théories majeures cohabitent et se rejoignent par moments dans l'étude du développement du sens esthétique chez l'humain : l'approche par les contextes historiques de l'art et l'approche empirique. L'approche empirique postule l'existence de lois universelles de l'appréciation esthétique et de structures cérébrales dédiées à l'appréciation des scènes visuelles en général, et de l'art en particulier. Par contre, selon l'approche sociale, le sens esthétique se crée à partir de l'histoire de l'individu et de ses interactions avec autrui et avec son environnement. Nous discuterons plus en détails des travaux de ces deux approches de l'esthétique dans le chapitre 1.

Sans remettre en cause l'approche cognitive, nous avons choisi de nous positionner dans une approche sociale et développementale. Nous étudions la construction du sens esthétique dans le cadre de la référenciation sociale. On appelle référenciation sociale la capacité à attribuer des valences émotionnelles à des objets a priori neutre. Au cours de son développement, l'enfant commence par apprendre en interaction avec ses parents et ses proches. Il acquiert la capacité à associer les appréciations de ses parents aux objets qu'il manipule ou regarde. Ces appréciations (ou dépréciations) permettent à l'enfant par la suite de se faire progressivement sa propre idée sur son monde et de se forger ainsi son propre "goût". Nous discuterons de la référenciation sociale et des interactions émotionnelles dans le chapitre 5.

Nous testerons nos hypothèses sur un robot mobile dans un cadre d'interaction triadique : homme-robot-objet dans un milieu naturel centré sur des humains non initiés à la robotique. Les humains sont les tuteurs (professeurs) du robot qui ont la tâche de suivre le robot et de l'accompagner initialement dans son développement et de lui enseigner ses premières préférences pour lui permettre de développer son propre "goût". Nous avons choisi de mener nos expériences dans des milieux dominés par l'esthétique comme les musées ou les galeries d'art. Toutefois, ces expériences peuvent être menées en tout lieu où des humains et des objets seraient disponibles.

Pour réussir une dynamique d'interaction, intéresser l'humain et réussir l'apprentissage du robot, des outils de base sont nécessaires. Le robot doit être doté d'une forme et d'une intelligence qui facilitent cette interaction. Les protagonistes dans cette interaction (tuteur/robot) doivent comprendre les signaux qu'ils reçoivent les uns des autres et restituer à leur tour des signaux compréhensibles. Le design de notre robot a été soigneusement choisi de sorte à rendre le robot avenant, et le doter de la mécanique minimale pour une interaction naturelle. Le robot est nommé Berenson en référence à un célèbre historien de l'art né dans la seconde moitié du XIX^{ème} siècle. Berenson est monté sur une plateforme mobile à roues. Ce montage simplifie le contrôle du robot et diminue les contraintes de sécurité sur les objets, sur les humains et sur le robot lui-même. Berenson est habillé d'un long manteau noir et coiffé d'un chapeau melon noir aussi.

Il est doté d'une tête expressive. Les habits et la tête participent à l'anthropomorphisation du robot sans pour autant effacer la dimension mécanique de ce dernier. Ce paradoxe est un élément clef de l'interaction dans les musées. Le robot devient un objet ambivalent. Berenson n'est ni un visiteur comme les autres ni une œuvre comme les autres. Son design invite à une interaction sans être oppressant. Les visiteurs ne remarquent Berenson qu'une fois proches de lui. Lorsque

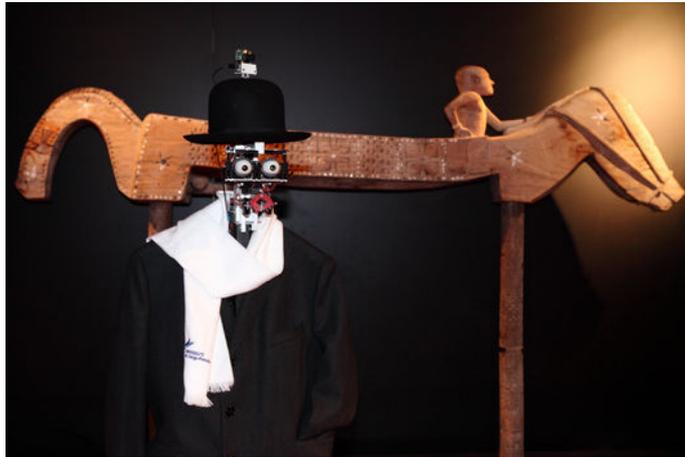


FIGURE 1 – Robot Berenson au musée du Quai Branly.

les visiteurs s'intéressent au robot, il devient possible d'instituer un dynamique d'interaction où le robot joue plus ou moins le rôle d'apprenti et les visiteurs celui d'enseignants. Lorsque les visiteurs remarquent le robot, ils s'arrêtent, prennent des photos parfois en oubliant de regarder les oeuvres ce qui a pu desservir par moment la bonne tenue de l'expérience. Une explication détaillée des aspects techniques et des scenarii expérimentaux sera adressée dans le chapitre 3.

Pour réussir l'interaction, l'élève et le professeur doivent être capables de communiquer de manière minimale. Chacun doit comprendre les intentions de l'autre et montrer à son tour ses intentions par des signaux compréhensibles. Bien que sa forme laisse imaginer un robot d'âge adulte, l'âge mental de Berenson doit plutôt être identifié à celui d'un bébé de quelques jours. Il n'est pas capable de communiquer verbalement, ses signaux d'interaction sont non verbaux. Certains des signaux primaires sont précablés, pour simuler des signaux tels que le faim, la douleur, ou la peur. Ces signaux physiologiques de base ont une expression mécanique directe sur le visage du robot. Berenson affiche un visage triste il reçoit un signal de renforcement négatif et un visage joyeux lorsqu'il reçoit un signal de renforcement positifs. Ces signaux peuvent être interprétés comment des équivalents à « avoir faim » ou « être rassasié ». On suppose que le professeur éprouve de la sympathie pour le robot. Les expressions sur la tête du robot engendrent par résonance la même expression chez le professeur. À ce stade de son développement le robot n'a pas encore développé son agentivité. Il ne fait pas la différence entre lui-même et le monde qui l'entoure. Quand le "professeur" entre en interaction avec le robot, le robot associe les expressions du professeur à son propre état interne. Ainsi, l'expression du robot peut être enclenchée par ses signaux physiologiques simulés ou par l'expression de son professeur, avec priorité aux signaux physiologiques. Une communication non verbale entre le professeur et l'élève émerge de cette première interaction. Berenson est doté d'un système de conditionnement pour associer des états entre eux. Il est aussi doté d'un système visuel bio-inspiré qui permet d'explorer et catégoriser la scène visuelle.

Dans le système visuel aucun a priori n'est pris dans la manière de traiter les données visuelles. Que ce soit pour la navigation visuelle, la reconnaissance des expressions faciales ou même la reconnaissance des objets, le même système de vision est utilisé. Ce système est inspiré du système visuel humain. Le robot fait des saccades dans son champ de vision. Ces saccades

sont contrôlées par la saillance en luminosité du stimulus visuel. À chaque saccade le système stocke la forme de la vue locale (petite partie d'image extraite à chaque saccade) et stocke la position de cette vue locale. La forme de l'image est catégorisée en coordonné log-polaires et nommée l'information « What ». La position de la vue locale est calculée par rapport à un référentiel allocentré et nommée information « Where ». La fusion des informations « What » et « Where » caractérise la scène visuelle par son identité et sa position par rapport au repère allocentré. Cette méthode d'apprentissage permet au robot de reconnaître une vue déjà apprise, de se déplacer vers une vue, ou bien d'effectuer une tâche différente suivant le contexte dans lequel il se retrouve. La généralité du système de vision est un paramètre important dans le cadre de nos études sur les interactions naturelles. La généralité épargne l'élève et le professeur une nouvelle forme d'interaction à chaque contexte et à chaque nouvel apprentissage. Que ce soit pour apprendre des visages, des lieux ou des objets, le même système visuel et le même système de conditionnement sont utilisés. Les détails techniques sur la vision du robot seront abordés dans le chapitre 4.

Le robot se balade en compagnie de son professeur dans l'environnement. Le robot associe ce qu'il perçoit de la scène aux signaux qu'il reçoit de son professeur. Ces associations sont basées sur le même système de conditionnement utilisé pour apprendre les expressions faciales. Un des buts de cette thèse est de concevoir et de mettre en place des systèmes génériques dont le comportement change en fonction de la dynamique d'interaction et du contexte social. Il est nécessaire de contrôler ces apprentissages continus. Certains indicateurs sont utilisés pour déclencher ou arrêter l'apprentissage. Berenson est en phase d'apprentissage uniquement lorsqu'il est à l'arrêt (la tête pouvant encore bouger). Il associe alors l'objet en face de lui à la valence attribuée par l'humain. Cette valence est attribuée grâce à une expression faciale. L'apprentissage s'arrête lorsque l'effet de l'expression faciale s'estompe. Cette méthode est inspirée du comportement des circuits dopaminergiques au niveau de l'amygdale. Chez l'humain les neurones dopaminergiques ont une réponse « exponentielle » décroissante. Ils servent de liens entre des événements a priori non liés entre eux. Typiquement, aucun lien n'existe de prime abord entre une expression faciale et un objet. Quand l'expression s'affiche proche (spatialement et temporellement) de la présence d'un objet, ces deux événements se retrouvent reliés et l'objet se voit attribuer la même valence que l'expression. Nous aborderons ces mécanismes de conditionnement et de propagation des valences émotionnelles dans le chapitre 5 sur les conditionnements du second ordre.

On demande ainsi à des visiteurs d'arrêter Berenson en face de l'oeuvre qu'il apprécie plus ou au contraire moins que les autres oeuvres de la salle. Le visiteur exprime ensuite son appréciation. Berenson associe alors l'oeuvre avec l'appréciation du professeur. Ainsi, petit à petit en interagissant avec un grand nombre de professeurs, le robot se fait sa propre "idée" sur les objets. Berenson développe ainsi son propre "goût". De là émergent les prémices d'une forme de jugement esthétique que nous désignerons ici du terme d'"esthétique artificielle"(EA). Pour avoir une véritable dynamique d'interaction, il faut qu'il y ait une boucle entre le "professeur" et l'élève. Chacun à son tour, ils doivent communiquer par des signaux clairs leurs intentions. Pour boucler cette boucle, Berenson doit restituer son apprentissage pour montrer à son professeur qu'il a bien appris. Berenson, doit aussi montrer qu'il veut apprendre de nouveau. Il restitue son apprentissage en allant vers les oeuvres qui l'intéressent et affiche une expression relative à son appréciation pour ces oeuvres-là. Les professeurs ont la capacité de modifier le comportement du robot en lui demandant d'aller uniquement vers des oeuvres d'une certaine valence. Une fois

que le robot trouve l'objet qui l'intéresse, il se dirige vers cet objet, s'arrête et regarde autour de lui à la recherche d'un humain pour interagir. On parle alors d'expérience "esthétique" car le comportement du robot est contrôlé par son "goût" et son sens "esthétique".

*Fit namque natura, quam nihil sui similitum
rapacius potest...*

– Leon Battista Alberti

CHAPITRE 1

Esthétique empirique et contextualisme historique

1

Les travaux pour une théorie des préférences esthétiques remontent jusqu'à Platon ou [Kant \[2015\]](#) dans la "Critique de la faculté de juger". Le terme esthétique est utilisé dans sa définition la plus large. Il englobe la perception de l'art, la production artistique, et la réponse à l'art, ainsi que les interactions avec les objets et les scènes qui évoquent un sentiment intense ([Chatterjee \[2011\]](#) ajoute "*de plaisir*" à cette définition). La recherche d'une théorie fondamentale de l'esthétique a créé une vive controverse entre les sciences sociales et les neurosciences. Nous nous proposons de voir la question de l'esthétique depuis le prisme de cette récente controverse.

La science peut aujourd'hui expliquer au travers des mécanismes cognitifs comment le cerveau perçoit le monde et accessoirement elle tente d'expliquer comment "on voit" l'art. Mais la science peut-elle expliquer ce qu'"on aime" ? Nos préférences esthétiques sont tellement ancrées dans notre culture qu'il semble, de prime abord, complètement absurde que la science puisse en expliquer quoi que ce soit. Néanmoins, la science et l'art nous forcent à regarder des problèmes familiers depuis de nouveaux angles. Il existe chez les tenants d'une approche purement scientifique un rejet de toute contribution de la pensée philosophique ou historique dans l'explication de nos préférences esthétiques. L'existence de cette branche radicale de la théorie de l'esthétique ne nous permet pas de rejeter toute forme d'étude de l'esthétique d'un point de vue scientifique tout en considérant les théories philosophiques et sociales.

Les approches psychologiques, dites aussi approches empiriques, partagent toutes les mêmes suppositions de départ. Dans ces approches, l'esthétique est vue comme une expérience résultant

¹« ... [L]'âme de ceux qui regardent sera mue par l'histoire représentée lorsque les hommes qui se trouvent peints manifesteront le mouvement propre de leur âme avec intensité. La nature en effet – et rien plus que la nature attire à soi le semblable – nous porte à pleurer avec ceux qui pleurent, à rire avec ceux qui rient, à souffrir avec ceux qui souffrent. Mais ces mouvements de l'âme se font connaître par les mouvements des corps. [...] [...] C'est pourquoi il faut approfondir toutes ces choses très minutieusement, d'après la nature même, et toujours imiter les plus manifestes, en peignant de préférence ce qui laisse imaginer à l'esprit plus que les yeux ne voient. [...] En effet, à l'âme appartiennent certains mouvements que les savants nomment affections, comme la colère, la douleur, la joie, la crainte : le désir et d'autres de cette sorte. D'autres appartiennent au corps : on dit en effet que les corps se meuvent de plusieurs façons : ils grandissent ou rapetissent, de sains qu'ils étaient ils tombent malades, et malades ils recouvrent la santé, ils changent de lieu, et l'on dit encore que les corps se meuvent selon d'autres causes du même genre. » [Alberti \[2004\]](#)

de notre cerveau. Ces approches cherchent à trouver les bases neurales, physiologiques et comportementales de l'expérience esthétique. Elles sont partagées en deux en fonction des méthodes d'analyse : approches comportementales et approches neuro-scientifiques.

L'approche comportementale étudie les bases psychologiques qui modifient notre comportement lors de l'expérience esthétique. Les approches neuro-scientifiques que nous rassembleront sous le nom de "neuro-esthétique" utilisent les nouvelles technologies en imagerie cérébrale pour chercher les "bases neuronales" de l'appréciation et la production de l'art.

La neuro-esthétique, une branche récente et radicale des approches empiriques, puise ses références dans les approches psychologiques de l'esthétique de la fin du 19^{ème} siècle et au cours du 20^{ème} siècle, mais elle n'est réellement apparue comme domaine de recherche qu'à partir des années 1990 avec les travaux de [Zeki and Nash \[1999, 2000\]](#). Elle est définie comme la science qui étudie les fondements neurobiologiques de l'appréciation esthétique et de la perception de la beauté, particulièrement dans l'art [Vidal \[2012b\]](#). Elle aspire ainsi à donner une assise scientifique à des questions "traditionnellement philosophiques". Selon [Zeki and Nash \[1999\]](#) aucune théorie de l'esthétique n'est complète si elle n'étudie pas les processus neuro-naux de l'esthétique. Il suggère un parallèle entre le cerveau humain et l'artiste, tous les deux cherchent à comprendre les caractéristiques visuelles essentielles du monde. Tout comme le cerveau, l'artiste décompose l'information visuelle en caractéristiques de base telles que la couleur, la luminance et le mouvement. Ce domaine de recherche se propose d'englober les différentes questions abordées par les théories esthétiques de la production de l'art, à la contemplation des œuvres visuelles ou auditives ([Di Dio and Gallese \[2009\]](#)) en cherchant les bases neurobiologiques de l'appréciation esthétique ([Cela-Conde et al. \[2011\]](#)) ainsi que les états du cerveau lors de l'expérience esthétique ([Chatterjee \[2011\]](#); [Nadal and Pearce \[2011\]](#)).

La neuro-esthétique n'est évidemment pas la seule approche qui cherche à fournir des théories de l'esthétique. Elle affronte aujourd'hui, et même depuis sa naissance, les courants classiques qui se sont intéressés aux théories de l'esthétique comme les critiques d'art, les historiens de l'art et les sociologues. On observe toutefois aujourd'hui certains ponts qui se créent entre les deux courants. Freedberg est un bel exemple du passage d'une approche à l'autre. Freedberg est historien de l'art avec une approche clairement anthropologique qui s'intéressa par la suite aux neurosciences pour basculer vers la neuro-esthétique (Voir ses travaux avec [gallese Freedberg and Gallese \[2007\]](#)). Nicolas Bullot de son côté propose un cadre d'étude qui cherche à concilier les approches historiques et les approches psychologiques ([Bullot and Reber \[2013\]](#)).

Les approches historiques intègrent dans leurs études la sensibilité de l'observateur d'art aux contextes historiques dans son appréciation. Une tradition philosophique représentative de l'approche historique est le "contextualisme esthétique", selon laquelle les contingences historiques et sociales jouent un rôle essentiel dans la production et l'appréciation de l'art.

Nous présenterons parmi ces approches celles qui examinent l'appréciation de l'art en partant de la sociologie des contextes historico-artistiques. Finalement, nous présenterons des travaux intéressants qui cherchent à mettre en œuvre une passerelle entre les approches historiques et les approches psychologiques.

Dans ce chapitre, nous abordons la question de l'appréciation esthétique vu par deux grands courants.

1. Les approches psychologiques qui s'intéressent aux comportements humains et aux processus physiologique et psychologique qui entrent en jeu lors de l'expérience esthétique.

2. Les approches dites historiques qui relient l'appréciation esthétique à la connaissance du contexte historique dans lequel l'oeuvre d'art a été produite.

Cette division nous facilite la discussion sur les différentes théories et approches et illustre ce qui est appelé "*Les deux cultures*" séparant la culture des scientifiques naturalistes de celle des sciences humaines (Carroll [2004]; McManus [2006]; Snow [1963]). Cette séparation nous est inspirée par les travaux de Vidal [2012b] et Bullo et Reber [2013], que nous avons utilisé comme matériel de base pour rédiger ce chapitre.

Seulement, il n'est sûrement pas aussi simple de mettre en place des frontières entre les psychologues et les historiens de l'art. Il existe bien sûr dans les deux camps des chercheurs qui avancent que l'esthétique peut s'affranchir de toute considération philosophique ou historique (Chatterjee [2011]; Zeki and Nash [2000]; Zeki and Lamb [1994]; Martindale [1990]; Ramachandran [2001]), et inversement ceux qui soutiennent que l'appréciation de l'art doit être découplée de l'expérience esthétique, et que cette expérience n'a pas de lien avec les processus cognitifs (Danto [1997, 2009, 2003]). Par contre, il existe aujourd'hui certains historiens de l'art et des philosophes qui discutent des recherches de l'esthétique empirique dans leur travaux (Freedberg and Gallese [2007]; Dutton [2009]; Currie [1995]). Par ailleurs, des chercheurs proches de la tradition psychologique prennent en compte les aspects sociaux et développementaux de l'esthétique (Dissanayake [2001]), ou bien tempèrent les ardeurs de leur compères en affirmant que leurs recherches ne visent pas à établir une théorie complète de l'esthétique mais uniquement d'en expliquer des parties, spécifiquement la phase d'exposition primaire (Livingstone and Hubel [2002]) et ne prétendent pas établir une théorie de l'esthétique uniquement à travers les expériences (Fechner [1872]).

La dichotomie selon laquelle les sciences expérimentales s'opposent aux sciences sociales sur la question de l'esthétique reste valide. Par contre cela n'empêche pas un très fort désaccord au sein même du cercle des sciences expérimentales, et toutes les approches ne sont pas d'accord sur les principes de base. La recherche bibliographique d'un ingénieur sur l'art et l'esthétique peut par effet "Statistique" induire un mauvais jugement. La prolifération des écrits en neuroesthétique et la réputation des défenseurs (Ramashandran, Zeki, Gallese ..) laissent rapidement croire à l'ingénieur qu'ils sont les nouveaux détenteurs de l'approche "Hype" et que c'est là qu'il faut creuser.

Dans la présente thèse, nous n'essayons pas d'apporter une contradiction ou un appui pour une approche ou une autre. Nous apportons une nouvelle méthode pour étudier les comportements esthétiques qui est tout aussi intéressante pour l'approche psychologique que pour l'approche historique, et qui de plus se base sur leurs différentes découvertes. Nous proposons un nouvel outil, un robot, que nous avons voulu le plus neutre possible, comme outil de recherche pour étudier les préférences esthétiques et alimenter la controverse science sociales neuroscience.

Nous prenons un axe développemental qui part d'une interaction sociale avec autrui et le monde. Sans étudier spécifiquement la biologie du cerveau ni l'histoire de l'art, nous cherchons quels sont les processus neurobiologiques et sociaux qui définissent globalement un comportement esthétique. Nous utilisons des principes de vision bio-inspirée, de conditionnement et d'émotion. Nous cherchons à comprendre les mécanismes simples qui permettent à un humain de développer son appréciation esthétique. Nous essayons de formaliser ces mécanismes et de les tester sur un robot réel en interaction avec des humains dans un monde réel et de tester les changements dans les appréciations du robot suivant ses interactions et son cursus.

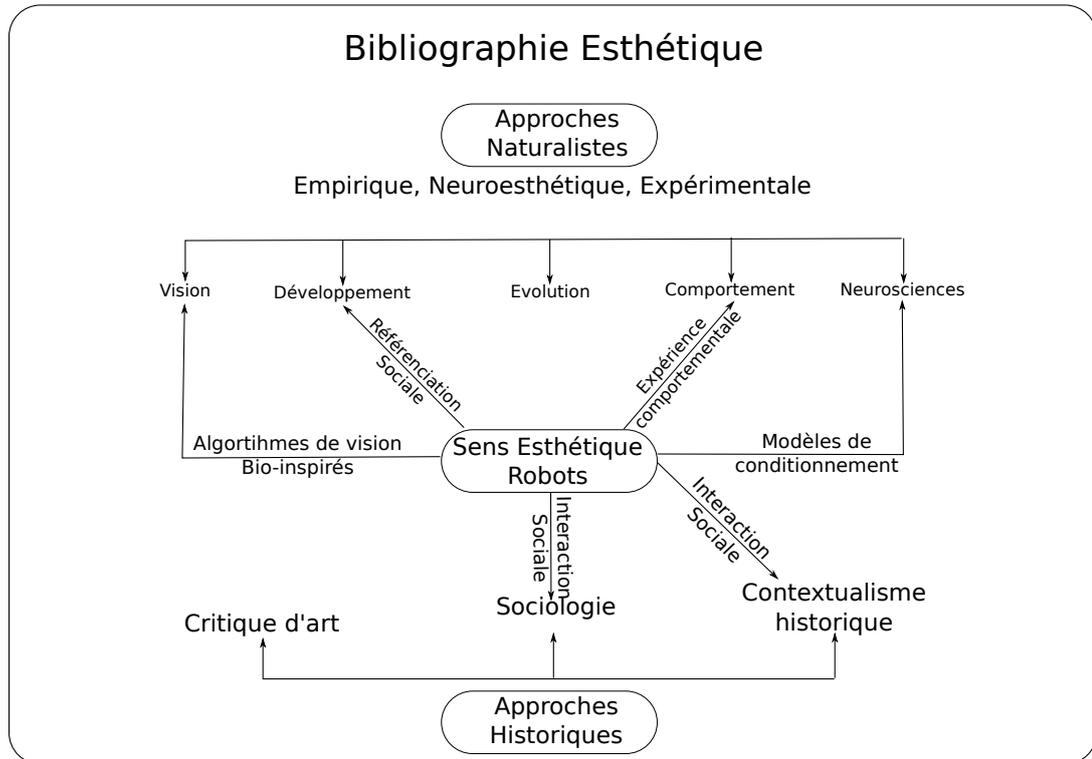


FIGURE 1.1 – Question de l’esthétique artificielle (EA) chez les robots et les liens que nous cherchons à établir avec les approches psychologiques et les approches historiques.

1.1 Approche psychologique ²

Les tenants d’une approche naturaliste, les chercheurs en esthétique empirique et neuro-esthétique, estiment que l’étude des mécanismes internes du cerveau permettent d’établir une théorie générale de la science de l’art. Ils utilisent des méthodes de psychologie et de neuroscience pour étudier l’art et son appréciation. C’est ce que Pickford [1972] appelait *l’approche psychologique* de l’art. Selon eux, l’appréciation de l’art relève des architectures cognitives du cerveau humain (Kreitler and Kreitler [1972]; Leder et al. [2004]), ou bien des architectures de traitement visuel (Zeki and Nash [1999]; Solso [1996]) ou auditif (Peretz [2006]; Peretz and Coltheart [2003]).

L’approche naturaliste a récemment vu naître la neuro-esthétique, définie par Zeki comme la "neurologie de l’esthétique" qui permet une "compréhension des bases biologiques de l’expérience esthétique" (Zeki and Nash [1999]). Bien que jouissant d’une grande popularité de nos jours, la neuro-esthétique n’est pas la seule branche des approches naturalistes. En effet, nombre de psychologues se sont intéressés aux apports de la psychologie et de la physiologie à la théorie scientifique de l’esthétique et des préférences artistiques (Bullough [1957]; Fechner [1876]; von Helmholtz [1870]; Martin [1906]) donnant ainsi naissance à *l’esthétique empirique* (Shimamura and Palmer [2012]; Pickford [1972]; Martindale [1984]; Berlyne [1971]).

L’esthétique empirique et la neuro-esthétique se rejoignent dans leur recherche des mé-

²Nous reprenons ici le terme proposé par Pickford en 1972 et largement réutilisé par la suite dans la littérature.

canismes sous-jacents à l'expérience esthétique ainsi que dans le traitement des œuvres d'art comme stimuli (Locher [2012]). Par contre, ils utilisent des outils et une méthodologie autres et différent dans leurs variables d'observation. La neuro-esthétique se base sur les corrélats neuro-naux et la mesure des activités du cerveau (Kawabata and Zeki [2004]), lorsque les psychologues analysent les réponses comportementales.

1.1.1 Neuro-esthétique

Le terme neuro-esthétique est utilisé largement comme un domaine qui a quelque chose à voir avec les propriétés du cerveau lorsqu'il est soumis à de l'esthétique (Chatterjee [2011]). La neuro-esthétique gagne en popularité aujourd'hui (Cela-Conde et al. [2011]; Chatterjee [2011]; Nadal and Pearce [2011]; Di Dio and Gallese [2009]; Skov and Vartanian [2009]) et englobe en son sein les travaux en neuro-histoire-de-l'art, le darwinisme, les travaux sur la vision et la neurobiologie de l'art. Nous préférons une présentation plus classique qui ne considère comme relevant de la neuro-esthétique, hors les travaux sur la vision, que les travaux qui s'intéressent aux substrats neuronaux de la préférence esthétique.

Les neuro-scientifiques cherchent à donner les réponses pour faire de la neuro-esthétique une science à part entière, particulièrement une science expérimentale. Zeki and Nash [2000] avancent qu'aucune théorie de l'esthétique n'est complète sans en comprendre les bases neurales. Zeki [1999] effectue même un parallèle entre les propriétés de l'art et les principes d'organisation du cerveau. Selon Zeki, le rôle de l'artiste et celui du cerveau sont les mêmes. Tous les deux cherchent à comprendre les attributs visuels essentiels du monde. Pour lui, l'artiste est un neuroscientifique qui s'ignore. Le système nerveux décompose l'information visuelle en caractéristiques comme la couleur, la luminance et le mouvement. De la même manière, plusieurs artistes, particulièrement ceux du dernier siècle, isolent et renforcent différents attributs visuels. Par exemple, Matisse renforce la couleur et Calder renforce le mouvement. Cavanagh [2005] a montré que les images en peinture, violent souvent les lois physiques sur les ombres, réfléchissement, couleurs et contours. Plutôt que de suivre les propriétés physiques du monde, ces peintres reflètent les raccourcis perceptuels utilisés par notre cerveau. Les artistes, par expérimentation, ont découvert ce que les psychologues et les neuro-scientifiques identifient aujourd'hui comme des principes de la perception. Ramachandran and Hirstein [1999] proposent que les structures neuronales qui s'activent pour répondre à certains stimuli visuels répondent plus vigoureusement (un shift dans leur réponse pic) pour les primitives de ce type même lorsque l'observateur n'est pas conscient de l'existence de la primitive. Selon eux, les artistes produisant des œuvres abstraites utilisent ce genre de primitives visuelles pour évoquer une réponse esthétique chez l'observateur.

La neuro-esthétique avance que l'art est conditionné par des lois cognitives universelles (Zeki and Nash [2000]; Zeki and Lamb [1994]). Trouver ces lois est l'objectif majeur de plusieurs recherches des approches psychologiques. Par exemple, Dutton [2001, 2009] et Pinker [1999] se basant sur une approche évolutionniste de l'art, défendent l'existence de signatures universelles de l'art comme la virtuosité, le plaisir, le style, la créativité, et l'expérience de l'imagination. Pinker, avance même que ces signatures ne sont en aucun cas liées aux contextes historiques : "Sans considérer ce qui se cache derrière nos instincts de l'art, ces instincts transcendent le temps, le lieu, et la culture" (Pinker [2003])³.

³regardless of what lies behind our instincts for art, those instincts bestow it with transcendence of time, place,

Parmi ceux qui recherchent les lois universelles de l'art et de l'esthétique, certains rejettent tout apport des approches historiques à la théorie de l'esthétique (Martindale [1990]; Ramachandran [2001]). Martindale a avancé que les méthodes des psychologues et des neuro-scientifiques peuvent découvrir les lois de l'appréciation de l'art sans introduire comme donnée la sensibilité de l'observateur à un certain contexte historique.

De son côté Ramachandran, en faisant un parallèle avec la grammaire universelle de Chomsky [1966], a proposé les "*Neuf lois de l'esthétique*" (Ramachandran [2012, 2001]; Ramachandran and Hirstein [1999]). Ramachandran propose, pour tenter de comprendre pourquoi les artistes créent et pourquoi les gens apprécient leurs œuvres, les neuf lois suivantes :

1. **Le Groupement** selon laquelle notre cerveau cherche à reconstituer un motif unique à partir de plusieurs stimuli espacés. Lorsque nous réussissons à reconstituer l'image nous avons un sentiment de plaisir. Nous ressentons, comme le dit Ramachandran, un "Aha !" interne comme si nous avions réussi à résoudre un problème. Par exemple, dans la figure 1.2, tout ce que le sujet voit au début ce sont des tâches éparpillées, mais après quelques secondes, le cerveau regroupe l'information pour reconstituer l'image d'un dalmatien qui renifle le sol ou bien celle d'un lion.
2. "*The Law of Peak Shift*" ou **Exagération** : cette loi montre comment notre cerveau est attiré par les stimuli exagérés et pourquoi les caricatures sont des œuvres plaisantes. Ramachandran explique que ce serait un concept dans l'esthétique de l'art abstrait en se basant sur des expériences comportementales effectuées sur les animaux. Par exemple, si un rat apprend à associer un carré avec l'absence de nourriture et un rectangle avec la disponibilité de la nourriture, il se dirigera vers les endroits contenant un rectangle pour chercher sa nourriture. Si par la suite deux rectangles l'un correspondant à celui appris et un autre moins large mais beaucoup plus long sont présentés au rat, ce dernier se dirigera vers le rectangle le plus long. Le rat n'a pas appris le premier rectangle par cœur, mais il a plutôt créé une règle associant un rectangle à de la nourriture et plus la forme est rectangulaire (ici une plus grande différence de taille entre la largeur et la longueur) plus le rat est attiré par cette forme. Une autre expérience, dont parle Ramachandran, est celle effectuée par Tinbergen sur les mouettes. Les enfants mouettes picorent une tâche noire sur le bout du bec de leurs mamans pour obtenir de la nourriture. Tinbergen [1958] a présenté à des enfants mouettes une tige en bois sur laquelle il a peint une tâche noire. Il a remarqué que les enfants mouettes picoraient aussi cette tige. Par la suite, Tinbergen présenta aux enfants mouettes deux tiges de même taille mais avec cette fois ci deux motifs différents : une tâche noire semblable à celle de leurs mères et une autre composée de trois rectangles qui prennent plus de place sur le bout de la tige. Il remarqua alors que les enfants mouettes préféreraient la tige avec les rectangles (tâche plus grande) et qu'ils la picoraient avec plus de vigueur. (voir figure 1.3)
3. Le **Contraste** qui est la différence dans les propriétés visuelles (couleur, luminance, texture) entre deux régions uniformes. Notre attraction par les contrastes est à retrouver dans nos origines primates, où nos ancêtres recherchaient les baies rouges sur un fond vert, signale que le fruit est mûr et prêt à être consommé.



(a)



(b)

FIGURE 1.2 – Exemple de processus de "Grouping". Dans la première image, (image de R. C. James) au début l'image paraît comme un agglomérat de tâches dispersées et incompréhensibles, puis l'image d'un dalmatien reniflant le sol apparaît. Dans la seconde (image de Ramachandran [2012]) bien que caché par le feuillage le lion est reconstitué par le cerveau.

4. **L'Isolation** : l'artiste met l'accent sur une source unique d'information, la couleur, le mouvement ou la forme. Cette loi consiste à diriger le spectateur vers un minimum d'information visuelle.
5. **Résolution du problème perceptuel** : Cette loi avance qu'on peut rendre un objet plus attractif en le rendant moins visible. Comme dans le jeu du "Peekaboo" où la mère cache son visage un moment puis le montre à son enfant qui exprime une joie intense à retrouver

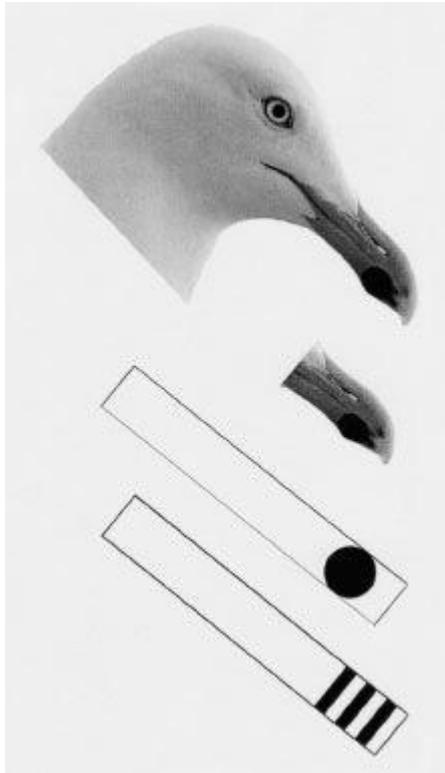


FIGURE 1.3 – Le bec de la mouette présente une tâche noire à son extrémité que les enfants picorent pour obtenir de la nourriture. Sur le premiers bout de bois une tâche similaire à celle de la mère est présentée, alors que dans le second une tâche "Caricaturale" est présentée. Dans les expériences de Tinbergen les enfants mouettes préfèrent le stimulus ultra-normal du second bout de bois (figure de Ramachandran [2012]).

ce visage. Ici les aires visuelles sont plus activées car la recherche de l'objet demande plus d'effort. Retrouver l'objet recherché donne lieu au même signal "Aha !" que celui vu dans le grouping après la résolution de problème.

6. **L'horreur des coïncidences** : Le cerveau n'aime pas les images représentant le hasard. Il tentera de trouver une option plausible, une interprétation générique pour éviter les coïncidences. Par exemple dans la figure 1.4 , le cerveau préfère l'image (b) qui est plus générique que l'image (a).
7. **Ordre** : le besoin de régularité et d'ordre viendrait du désir du système visuel de faire des économies de traitement.
8. **Symétrie** : L'évolution nous a conditionné à porter attention à des éléments comme nos semblables et nos prédateurs qui ont une caractéristique commune, la symétrie. C'est pour cette raison que nous l'apprécions.
9. **Métaphore** : L'artiste utilise des procédés qui permettent à l'objet d'art d'être porteur de sens et de significations multiples.

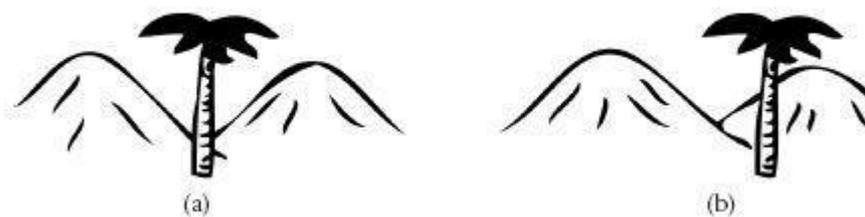


FIGURE 1.4 – Notre cerveau préfère les situations qu'il est plus à même de rencontrer dans la vie réelle comme l'image (b) plutôt que des cas spéciaux comme l'image (a) (figure de Ramachandran [2012]).

1.1.2 Esthétique empirique ⁴

Les premières tentatives d'expliquer l'art en termes scientifiques remontent à Fechner [1876]. Fechner est connu comme la figure fondatrice de la psychologie expérimentale et de la psychophysique. Néanmoins en fin de carrière, Fechner apporta des contributions significatives au domaine de l'esthétique empirique. Ses travaux sur la "*Golden Section*" (Fechner [1871, 1876]) et son rôle dans la détermination de l'authenticité de la *Madone de Dresde* de Holbein (Fechner [1876]) sont considérés comme les prémices d'une étude empirique de l'esthétique et de l'art. Si les questionnements sur la beauté et l'esthétique peuvent remonter aussi loin que dans les travaux de Platon et Aristote, Fechner reste le premier à paramétrer les éléments de la beauté.

Contrairement à une approche "*philosophique*" qui s'intéresse tout d'abord à des concepts évolués (*Von Oben*), Fechner cherchait à développer une approche "*empirique*" de l'esthétique, une approche *bottom-up* (*Von Unten* chez Fechner, ou encore *Aesthetics from below* chez Berlyne [1971]) qui cherche les mécanismes sous-jacents à la base de l'expérience de l'esthétique, partant de concepts empiriques tel que l'agréable et le désagréable, le plaisir et le déplaisir que l'ont ressent face aux objets.

Pour autant, Fechner n'exclut pas le rôle de l'esthétique philosophique dans l'explication des théories de l'art. Il considère l'approche empirique comme une condition nécessaire à la mise en place d'une approche philosophique. Il écrit : " Des esthéticiens et des juges en matière d'art, on n'apprend toujours que ce qui doit plaire ; cependant, le fait de ce qui plaît effectivement a aussi sa valeur, particulièrement lorsqu'on le relie à des faits concernant à qui et dans quelles conditions cela plaît. Il n'y aurait pas d'esthétique en l'absence de ces faits – et par là, je ne dis pas qu'elle n'existe que grâce à eux ... Je ne prétends pas que l'on puisse établir les buts de l'esthétique au moyen d'expériences." (Fechner [1872]) ⁵.

La découverte et la définition d'une métrique pour évaluer les œuvres d'art est l'un des problèmes fondamentaux en esthétique empirique. Pour faire de l'esthétique empirique un champ complet de la psychophysique il est nécessaire d'avoir un moyen significatif pour comparer les œuvres d'art avec les préférences et les évaluations par les sujets (voir Gibson [1975] et Gibson and Pickford [1976] pour une discussion sur les avantages et les inconvénients d'une telle dé-

⁴Nous englobons dans le terme empirique toutes les approches naturalistes qui se réclament d'une approche psychologique de l'esthétique : approche psychologique, neuro-esthétique, comportementale, mathématique, ontologique.

⁵Traduction de Fernando Vidal (Vidal [2012b])

marche). Nous présentons ici deux exemples de métriques utilisées en esthétique empirique, le nombre d'or et la complexité.

Nombre d'or

Le nombre d'or (*Golden Section, Divine proportion, Golden ratio*) est une métrique géométrique connue, qui se voit attribuer, depuis des millénaires, des propriétés esthétiques (équation 1.1).

$$\phi = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \approx 1.61803 \quad (1.1)$$

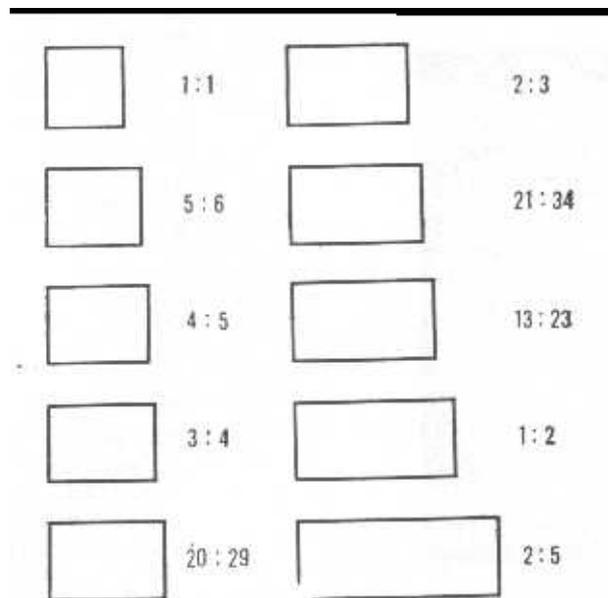


FIGURE 1.5 – Rectangles de Fechner
(image de [http : //www.goldenmuseum.com/0502Return_engl.html](http://www.goldenmuseum.com/0502Return_engl.html))

On peut remonter la référence au nombre d'or ϕ jusqu'au cinquième siècle avant Jésus Christ dans la construction du Parthénon (Hemenway [2005]). On le retrouve aussi dans la nature, dans la coque des mollusques (Nautilia) ou dans les graines de tournesol (Ghyka [1946]). Fechner a présenté à un groupe de sujets d'âges et de sexes différents plusieurs rectangles avec des proportions différentes entre la largeur et la longueur (voir Larguier des Bancelles [1899]), figure 1.5. Il remarque qu'un grand nombre (35%) des sujets préfèrent le rectangle avec les proportions les plus proches du nombre d'or (ratio de 34 :21). Des recherches récentes (Green [1995]; Höge [1997]) remettent en cause les résultats de Fechner en suggérant que ses résultats sont essentiellement dus à la méthodologie utilisée. Mais ces critiques n'ont pas pour autant mis un arrêt à la recherche autour de la question du nombre d'or, que cela soit chez les neuroscientifiques comme Di Dio et al. [2007], ou bien chez les psychologues comme Phillips et al. [2010] qui ont repris la même expérience des carrés de Fechner mais en utilisant des formes 3D.

Complexité

La *complexité* est une autre métrique utilisée comme une hypothèse de modèle pour le choix esthétique. Nous retrouverons cette métrique notamment chez les évolutionnistes dans les lois de Ulrich [1977](voir ci-dessous). La complexité proposée par Berlyne [1968, 1971] consiste en une relation entre le plaisir évoqué par un stimulus et l'effort attentionnel fourni lors de l'observation du stimulus. Le plaisir évoqué augmente avec l'augmentation de sa complexité jusqu'à un certain point, puis décroît, suivant une courbe en bol inversé. La courbe est inspirée de celle de Wundt [1874] qui relie l'intensité du stimulus au plaisir qu'il évoque (figure 1.6).

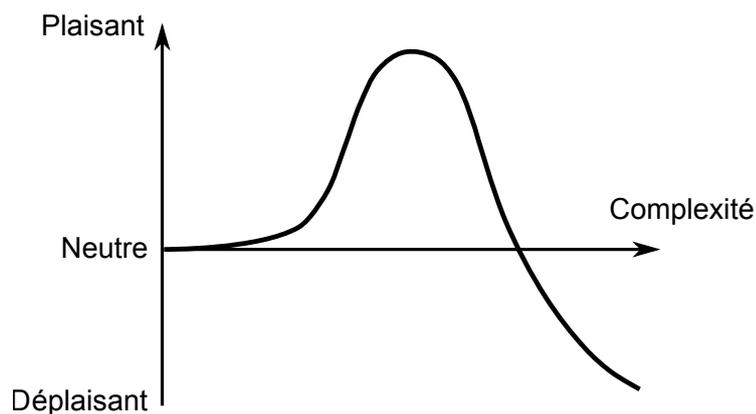
Le mathématicien Birkhoff [1933] a étendu la notion de la complexité en incluant le paramètre d'ordre (équation 1.2) :

$$M = \frac{O}{C} \quad (1.2)$$

Dans cette équation le paramètre C représente l'effort attentionnel fourni lors de l'observation d'un objet, le paramètre O représente la cohérence de l'objet (*Harmonie, symétrie*), et M le rapport entre l'ordre et la complexité. M représente ici la mesure esthétique. L'idée sous-jacente est que la complexité et le potentiel de complexité sont en équilibre. Seulement, l'ordre tout comme la complexité sont difficiles à définir (Phillips et al. [2010]).

Courbe de Berlyne-Wundt

Relation hypothétique entre le plaisir évoqué par un stimulus et sa complexité



Adapté de Berlyne (1971, p.193)

FIGURE 1.6 – Courbe de Berlyne-Wundt : Relation entre le plaisir évoqué par un stimulus et sa complexité Berlyne [1971]

Méthode Fechneriennes

Les méthodes proposées par Fechner sont assez pertinentes pour nos expériences robotiques sur le sens esthétique. En effet, nous demandons aux visiteurs de musée de choisir une œuvre qui leur plaît le plus ou une œuvre qui leur plaît le moins et de faire apprendre cette préférence au robot. Cette méthode, parmi trois autres, est appelée la méthode du choix chez Fechner. Les deux autres méthodes sont la production et l'utilisation Fechner [1871]. Lors de la production, les sujets doivent fabriquer l'objet qui leur plaît le plus ou le moins. Et lors de l'utilisation, l'expérimentateur utilise des objets déjà produits pour examiner les causes du plaisir et du déplaisir.

Dans nos scénarii expérimentaux le robot apprend les œuvres d'art en interaction avec les visiteurs. Ces derniers choisissent l'œuvre qui leur plaît le plus (ou le moins) et y attribuent une valence positive (ou négative). Nous avons choisi la méthode du choix (Fechner [1871]) pour la simplicité de sa mise en œuvre. Néanmoins, comme le remarque Vidal [2012b], Fechner opère un amalgame entre le jugement esthétique et le jugement hédonique. Cet amalgame est mis en évidence par les expériences de Vitaly Komar et Alexander Melmaid (Komar et al. [1997]). Ces deux artistes russes ont questionné des populations à travers le monde sur ce qui leur plaît le plus dans un tableau. A partir des réponses des sujets participants, les deux artistes ont peint les tableaux les plus appréciés (Most Wanted) et les plus dépréciés (Least Wanted). A l'exception de la Hollande qui a préféré les œuvres abstraites, les résultats des autres pays, à quelques détails près, convergent vers un paysage fin avec des collines, de l'eau et des nuages pour le paysage le plus apprécié (voir figure 1.7).

On peut voir dans cette expérience comment la méthode du choix n'explique pas complètement la relation esthétique. En effet, la sensation ressentie devant une œuvre ne saurait se résumer à la somme de ses composantes prises séparément, comme les émotions esthétiques vont au-delà de la satisfaction de besoins biologiques (Dissanayake [1998]).

Toutefois, Fechner distingue bien la première impression "*Impression Directe*" d'une impression plus réfléchie "*Impression associative*". L'impression directe est directement liée à la forme des composants des stimuli, composants dont Fechner cherche à isoler les propriétés formelles. La seconde impression est liée aux "co-déterminants associatifs" selon laquelle : "chaque chose qui nous entoure est pour nous psychologiquement caractérisée comme la résultante des souvenirs de tout ce que nous avons éprouvé intérieurement et extérieurement, entendu, lu, pensé et appris sur cette chose et celles qui lui sont apparentées." (Fechner [1876]). Fechner considère les deux impressions comme des facteurs d'une impression unique où ils se seraient confondus.

Pour Fechner le principe de l'association s'illustre par la "*querelle des Holbein*". Hans Holbein a peint entre 1526 et 1528 *La Madone du bourgmestre Meyer* appelée aussi *Madone de Darmstadt* lorsqu'elle est donnée au Schlossmuseum de Dramstadt en 1851 (aujourd'hui exposée au Städel de Francfort-sur-le-Main). Les Allemands considèrent l'œuvre comme un équivalent plus humain et plus chrétien de *La Madone Sixtine* de Raphaël peinte une dizaine d'années auparavant (1513 - 1514). En 1822, une autre version de la Madone de Holbein est exposée en Allemagne. Les historiens de l'art, dont Fechner, se penchent alors sur la question pour savoir laquelle est réellement l'œuvre de Holbein. Fechner remarque que la question de l'authenticité et celle de la beauté sont mêlées. Laissant aux spécialistes la question de l'authenticité, il choisit une méthode différente pour répondre à la question de la beauté. Il montre à seize hommes et onze femmes de la bourgeoisie des photographies des deux versions prétendues de la main de Holbein. Les vingt-sept interrogés s'accordent tous pour reconnaître la *Madone de Dresde* comme l'authentique.



FIGURE 1.7 – Images de Komar & Melamid (Komar et al. [1997]). 1.7(a) ; 1.7(b) ; 1.7(c) ; 1.7(d) représentent ce que les gens aiment le plus voir dans un tableau, respectivement pour les USA, la France, la Chine et la Hollande. On remarque que les trois pays bien qu'éloignés géographiquement et culturellement convergent vers la même vue globale. Les images 1.7(e) ; 1.7(f) ; 1.7(g) représentent ce que les gens aiment voir le moins dans un tableau, respectivement pour les USA, la France et la Chine.

Par la suite, les spécialistes montrent que la *Madone de Dresde* est un faux. Fechner renouvelle alors l'expérience avec les visiteurs du musée au travers d'un questionnaire. La méthode lui a valu de vives critiques. On lui reprocha de faire appel au suffrage universel. Le résultat du questionnaire est édifiant, la majorité des questionnés préfère la *Madone de Darmstadt*. Fechner explique que le public a alors transformé un savoir sur l'authenticité en une préférence esthétique, et que si les conclusions des experts avaient été différentes, il en aurait été de même pour

le public.

1.2 Esthétique entre l'inné et l'acquis

Les approches évolutionnistes de l'esthétique partent du postulat suivant : les réponses émotionnelles, qui sont des éléments de motivation puissants pour le comportement humain, ne peuvent avoir évolué que si le comportement qu'elles suggèrent contribue de manière positive, en moyenne, au succès de la reproduction et de la survie. Ceci expliquerait que le sucre soit doux et les rapports sexuels soient plaisants (Orians and Heerwagen [1992]). Cela ne veut pas dire que les comportements dirigés par ce type d'émotions soient toujours utiles. La curiosité permet aux chats d'en apprendre plus sur leur environnement, mais elle leur est parfois fatale. Les études en esthétique darwinienne identifient et décrivent les préférences des humains pour les attributs qui ont affecté la survie ou la reproduction de nos ancêtres du Pléistocène.

L'étude des réponses des humains face aux paysages est une des méthodes classiques utilisées pour étudier l'évolution des préférences esthétiques. L'esthétique darwinienne se nomme alors "*esthétique environnementale*" lorsqu'elle est appliquée aux paysages. Orians and Heerwagen [1992] suggèrent que les préférences des chasseurs-cueilleurs est une arène profitable pour étudier l'évolution des goûts esthétiques dans l'art. La sélection et l'organisation des lieux de vie sont des données communes à tout le règne animal, où les mécanismes comportementaux impliqués émergent d'une sélection plusieurs fois millénaire. Les données empiriques montrent une certaine préférence pour des environnements proches de la savane avec quelques variations dans le nombre et la densité des zones arboricoles (Falk and Balling [2009]). Orians and Heerwagen [1992] ont demandé à des sujets de trois pays différents de noter les parties arborées de paysages qu'ils trouvaient les plus attirants. Ils ont montré que les sujets préféraient les arbres avec une canopée dense et des troncs courts. Une caractéristique retrouvée dans les arbres de la savane. Summit and Sommer [1999] ont conduit une expérience similaire en comparant différentes espèces d'arbres, eucalyptus, conifères, palmiers et chênes. Ils ont montré une préférence des sujets questionnés pour les arbres ayant une forme proche des Acacias, un arbre typique de la savane africaine. Dutton [2003] remarque que les paysages peints sur les calendriers partagent les mêmes thèmes à travers le monde, et que ces thèmes là sont précisément ceux que l'on peut prédire par l'hypothèse de la préférence des paysages de la savane.

Balling and Falk [1982] avancent l'hypothèse que les humains ont une préférence innée pour les paysages qui ressemblent à la savane comparativement aux autres environnements. Ces préférences peuvent être fortement affectées, selon eux, par l'évolution des humains et leur adaptation à la vie dans la savane est-africaine. Ils soutiennent qu'une prédisposition innée pour la savane devrait être plus facile à mettre en évidence chez les jeunes enfants plutôt que chez les adultes qui ont sûrement vécu des expériences dans des biomes différents de la savane. Dans leur expérience de 1982, Balling and Falk [1982] ont montré que des Américains d'âges différents et de classes socio-culturelles et économiques différentes tendent à préférer les environnements de la savane. Ils ont étendu cette expérience à plusieurs pays de la côte est-africaine par la suite (Falk and Balling [2009]). D'autres chercheurs ont repris les mêmes expériences que Falk en y introduisant différents sets de paysages et différentes classes d'âges et de cultures en arrivant aux mêmes conclusions (Herzog et al. [2000]; Kaplan and Herbert [1987]).

Des travaux en théorie évolutionniste ont cherché à décomposer les préférences des paysages en variables prédictibles (Kaplan and Herbert [1987]; Ulrich [1977]). Ulrich a identifié cinq

variables significatives : la focalisation (cohérence, unité), la texture du sol, la profondeur, le mystère (le sentiment que des informations supplémentaires peuvent être acquises à moindre risque), et la complexité. Kaplan and Kaplan [1989] considèrent que les humains doivent préférer les paysages qui :

1. Permettent d'acquérir des informations sur l'environnement facilement et sans crainte.
2. Laissent penser que des informations supplémentaires peuvent être acquises si l'environnement est exploré.

Kaplan and Herbert [1987] considèrent que l'expérience des paysages est composée d'un comportement de compréhension et d'un comportement d'exploration. La compréhension est prédite par la cohérence, lorsque l'exploration est prédite par la complexité et le sentiment du mystère.

Contrairement aux évolutionnistes, d'autres chercheurs avancent que les préférences pour les paysages peuvent être comprises comme une progression continue des idéaux esthétiques, modulée par les conventions sociales transmises d'une génération à l'autre à travers la culture. Cette vision du monde qui attribue une base culturelle et historique, connaît un regain depuis le retour au devant de la scène des écrits de Vygotsky. Un certain nombre d'études montrent que certaines choses présumées d'ordre biologique sont contraintes par notre culture, comme la reconnaissance de la couleur (Garro [1986]; Lucy and Shweder [1979]), les expressions faciales (Gerber [1985]; Levy [1975]; Lutz [1982]) et les émotions (Gerber [1985]; Lutz [1986]). Selon ces recherches, tous les objets dans le monde, paysages compris, sont des constructions sociales et représentent un médiateur de dialogue entre celui qui produit l'objet et celui qui l'utilise. Ils défendent alors que les préférences sont acquises et non pas innées. Il y a très peu d'études qui tentent d'expliquer comment les structures qui entrent en jeu dans l'appréciation esthétique se développent. Les variables qui influencent le jugement esthétique sont-elles stables ou changent-elles avec l'âge ? (Schabmann et al. [2015])

Dissanayake est l'une des chercheurs qui défendent un point de vue développemental et culturel des préférences esthétiques. Dissanayake [1998] reprend l'exemple de Komar et Melmaid pour apporter une nuance aux conclusions des évolutionnistes. Selon Dutton [2009], le plus connu des tenants de l'esthétique darwinienne, *America's Most Wanted* atteste de la persistance d'un héritage pléistocénien dans nos préférences esthétiques. Dutton considère que "La plus puissante des théories de l'art que nous avons à ce jour [2010], nous la tenons pas d'un philosophe de l'art [Platon], ni d'un théoricien de l'art post-moderne [Jacques Derrida], ou d'un grand critique d'art [H. Read], mais vient d'un expert de l'élevage des bernacles, des vers et des pigeons, Charles Darwin".⁶

Seulement comme le remarque Vidal [2012b], l'interprétation adaptationniste ne dit pas pourquoi le tableau le moins préféré singe l'art abstrait au lieu de représenter la forêt dense et menaçante qu'elle évoque dans sa reconstruction du Pléistocène. Pour cela (mais en fait aussi pour la préférence positive) il convient de se tourner vers les sciences humaines et les phénomènes dont traite par exemple Heinich [1998] dans ses études sur le rejet de l'art contemporain.

Les travaux de Komar et Melmaid sont fortement appréciés des tenants d'une approche évolutionniste et voient dans les travaux de Komar et Melmaid une redécouverte du goût du Pleistocène, et qu'il corrobore les résultats des études de l'esthétique darwinienne. Il est toutefois intéressant de noter qu'aucun des artistes ni de ceux prenant part au projet n'apparaissent connaître

⁶Conférence de Dutton au TED en 2010 à retrouver sur Dutton [2010]

les travaux sur l'esthétique évolutionniste. Le tableau *America's Most Wanted* rassemble les différentes découvertes des évolutionnistes. Les humains préfèrent les environnements naturels, spécifiquement ceux contenant de l'eau et des arbres, contrairement aux environnements urbains ou modifiés par l'homme (Kaplan and Herbert [1987]). Des environnements proches de la savane avec des herbes courtes, des arbres dispersés et une vue qui porte au loin. Le tableau rassemble aussi les lois d'Ulrich, par la cohérence, la texture du sol et le mystère.

Dissanayake remarque pour commencer que peindre des paysages est d'origine récente dans les cultures occidentales. Ensuite, elle prétend que demander aux humains leurs préférences en terme de couleurs, formes et textures ne permet pas d'expliquer :

1. Quels sont les stimuli auxquels nous répondons dans l'art.
2. Quels sentiments ces stimuli engendrent-ils.
3. La variabilité dans les expériences esthétiques.
4. Pourquoi notre adaptation au monde bénéficie de la production de l'art et de son appréciation.

Par ailleurs, Dissanayake [2001] dans son livre sur l'"*Homo Aestheticus*", sans rejeter complètement la possible origine évolutionniste de l'appréciation de l'art, essaie de relier l'esthétique au développement de l'enfant et à ses interactions (surtout diadiques) avec sa mère. Elle considère que l'appréciation de l'art par tous les enfants est un attribut spécifique de l'art. Les enfants sont capables dès leur plus jeune âge d'imiter les expressions faciales des autres personnes et d'y répondre. De plus, les enfants préfèrent les visages humains et les voix humaines à toute autre forme de stimulus visuel ou auditif (Johnson et al. [1991]). Ils peuvent aussi, dès la naissance, estimer et anticiper les intervalles de temps et les séquences temporelles (DeCasper and Carstens [1981]). Dissanayake [2001] propose que les bases de l'imagination esthétique proviennent et se développent en premier lieu de la sensibilité de l'enfant aux signaux et aux intervalles de temps normaux, qui entrent en jeu dans les interactions entre l'enfant et sa mère. L'imagination esthétique est inhérente à la manière avec laquelle le cerveau a évolué dans ses relations émotionnelles avec autrui. Pour elle, le problème n'est ni d'ordre évolutionniste ni cognitif.

Si l'approche évolutionniste de l'esthétique et de la préférence de l'art fait aujourd'hui l'objet de plusieurs recherches, l'approche développementale est beaucoup moins étudiée. Ceux qui parlent du développement de l'enfant face à l'esthétique sont le plus souvent des pédagogues qui essaient de donner les clés pour enseigner l'art aux enfants (McWhinnie).

Schabmann et al. [2015] proposent dans leurs expériences d'étudier les effets de plusieurs variables dans le jugement esthétique à différents stades de développement de l'enfant. Ils cherchent notamment les liens entre les émotions et l'expérience esthétique. Ils ont testé leurs hypothèses sur des enfants de crèche (entre 4 et 6 ans) et des enfants du primaire (entre 9 et 11 ans) en mettant leur résultats en perspectives par rapport à ceux obtenus avec les adultes de Leder et al. [2012].

Ils décrivent cinq niveaux de traitement de l'information : le traitement de la perception, le traitement lié à la mémoire, l'identification du contenu et du style en lien avec la mémoire, la compréhension et la classification, et enfin l'évaluation. Par ailleurs, on retrouve aussi cinq niveaux de développement de l'esthétique chez Parsons [1991] :

1. le *favoritisme* dans lequel les critères d'appréciation sont la couleur et le contenu
2. Le niveau de *la beauté et du réalisme* dans lequel l'appréciation est liée au contenu réaliste et reconnaissable.
3. Le niveau de *l'expressivité* qui concerne l'expression des sentiments vis à vis de l'oeuvre.
4. Le niveau de *la forme et du style* où la préférence esthétique est déterminée par la conscience des trois niveaux précédents.
5. *L'autonomie* où l'appréciation esthétique est liée à l'évaluation de l'oeuvre dans son contexte.

Entre sept et huit ans, l'appréciation des enfants est surtout basée sur le contenu de l'oeuvre et les couleurs (Machotka [1966]). De sept ans jusqu'à onze ans, le réalisme de l'oeuvre semble être beaucoup plus important. Puis à partir de l'âge de douze ans les principes du dessin, comme le contraste, l'harmonie et le style artistique deviennent les critères déterminants de l'appréciation. Ces niveaux d'évaluation s'ajoutent les uns aux autres sans les remplacer. Gardner et al. [1975], par exemple, ont remarqué que les enfants de quatre à cinq ans préfèrent les peintures abstraites, parce qu'ils ne ressentent aucune difficulté à identifier ce qu'ils pensent voir dans l'oeuvre. Par ailleurs, Machotka [1966] rapporte que les enfants entre six et sept ans ont tendance à préférer les oeuvres réalistes. Taunton [1980] aussi rapporte des résultats similaires où les enfants de quatre ans préféraient les oeuvres les moins réalistes lorsque les enfants de huit ans préféraient les plus réalistes. Cette préférence pour le réalisme entre six et dix ans est aussi démontrée par Trautner [2008].

1.3 Contextualisme historique

L'universalisme des approches psychologiques rencontre une vive opposition chez les tenants d'une approche historique de l'art. L'approche historique s'intéresse à la sensibilité de l'observateur d'art vis à vis d'un certain contexte historique. Selon les points de vues des chercheurs, cette approche englobe différentes études : l'appréciation de l'art du point de vue de l'histoire de l'art Gombrich [1951]; Munro [1963, 1971]; Panofsky [1955]; Roskill [1989], de la sociologie des contextes historiques de l'art Bourdieu [1996]; Hauser [1999]; Heinich [1997]; Tanner [2004], et de la critique d'art spécifiques aux situations historiques Danto [1997, 2009]; Foster [2003]; Fried [1998]; Greenberg [1971].

Le *contextualisme esthétique* est une approche historique de l'art de tradition philosophique. Selon le contextualisme esthétique, les contingences historiques et sociétales jouent un rôle essentiel dans la production et l'appréciation de l'art. Les chercheurs en contextualisme avancent l'hypothèse selon laquelle la connaissance des contextes de production des oeuvres d'art est essentielle dans le processus d'appréciation de l'art. Il faut être sensible au contexte historique et à sa transmission à travers les générations pour apprécier pleinement une oeuvre. Une oeuvre d'art est le résultat des interventions des agents humains, comme les artistes et les conservateurs, plongées dans un contexte historique constitué d'événements uniques et d'objets irremplaçables (Benjamin [2008]) Ils étudient dans ce cadre les conséquences du contexte historique dans l'identité, l'appréciation, la compréhension, et l'évaluation des oeuvres d'art. Parce que les

approches psychologiques et empiriques ne prennent pas en compte la sensibilité de l'observateur d'art aux contextes historiques, plusieurs chercheurs en contextualisme historique doutent de la capacité des psychologues et neuro-scientifiques de l'art d'aboutir à une théorie qui explique pleinement l'art et son appréciation.

1.4 Cadre psycho-historique

Nous discuterons dans cette section d'un "framework" fort intéressant proposé par [Bullot and Reber \[2013\]](#). En partant des différentes critiques apportées aux psychologues, et surtout de leur rejet de la composante historique de l'appréciation, ce travail cherche à unifier les approches psychologiques et historiques dans un seul modèle.

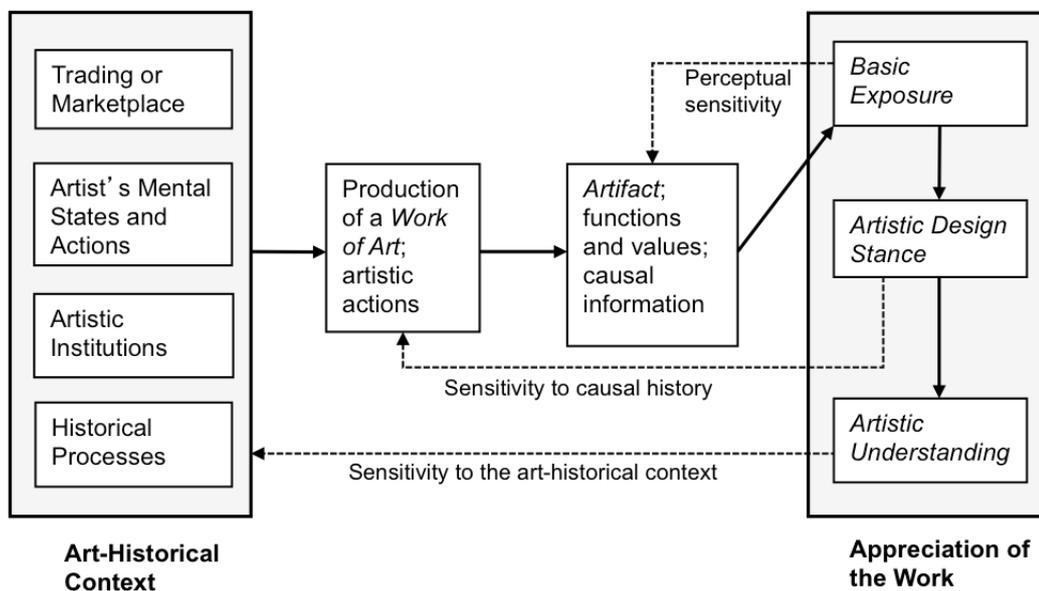


FIGURE 1.8 – Framework psycho-historique pour la science de l'appréciation de l'art. Figure de [Bullot and Reber \[2013\]](#)

Ils ont déterminé trois modes d'appréciation :

1. L'exposition basique.
2. L'attitude artistique.
3. La compréhension artistique.

En premier lieu, l'observateur d'art extrait des informations sur l'œuvre en dirigeant son attention vers les caractéristiques observables de l'œuvre lors de l'*exposition basique*. Ensuite, l'observateur peut adopter une *attitude artistique* pour extraire les informations transportées par l'œuvre. Finalement, en se mettant dans la position de l'artiste et en utilisant ses connaissances des contextes historiques, l'observateur peut acquérir une *compréhension artistique* de l'œuvre.

L'exposition basique est le mode élémentaire de la production ou de l'appréciation de l'art. Elle représente les états mentaux de l'individu lors de l'exploration perceptuelle d'une œuvre d'art sans tenir compte (voire sans connaissance aucune) des contextes historiques de la production de l'œuvre. Elle est basée sur trois principes :

1. L'apprentissage implicite issu d'expositions répétées à une œuvre. Par exemple l'écoute répétée de la musique permet de découvrir des variations dans la mélodie et de catégoriser les différences de thème et de contenu émotionnel sans aucune connaissance de l'histoire de l'œuvre (Bigand and Poulin-Charronnat [2006]). La discrimination des styles provient d'un apprentissage probabiliste qui ne prend pas en compte le processus de création.
2. La production de réponses émotionnelles automatiques lors de l'exposition aux œuvres d'art comme les émotions basiques ou primaires, le désir érotique, ou le sentiment d'engagement empathique (Freedberg and Gallese [2007]).
3. La théorie de l'esprit, ou la représentation des états mentaux de l'auteur de l'œuvre.

Lors de l'attitude artistique, l'utilisateur cherche à comprendre comment l'œuvre d'art a été produite. Cette attitude permet à l'observateur d'acquérir une sensibilité au contexte historique de la production de l'œuvre. Bullot and Reber [2013] se basent sur les travaux de Kelemen and Carey [2007] selon lesquels la compréhension du concept d'artefact chez les humains passe par une attitude de dessin. Pour Bullot, l'attitude artistique passe par trois phases. En premier lieu, l'observateur commence à chercher les origines causales des informations portées par l'œuvre d'art. En second lieu, l'observateur pose des hypothèses sur la généalogie de l'œuvre, ses fonctions, et sur l'agent ayant produit l'œuvre. Finalement, l'observateur utilise ses capacités de théorie de l'esprit pour établir que l'œuvre a été dessinée pour rejoindre les intentions artistiques et culturelles d'un certain contexte historique.

La compréhension artistique permet à l'observateur au travers de l'attitude artistique de comprendre le contexte historique de l'œuvre. Cette compréhension est atteinte lorsque l'observateur est capable d'expliquer le statut artistique et les fonctions de l'œuvre.

Dans les deux premiers niveaux du développement de l'esthétique, l'observateur d'art se cantonne au niveau des caractéristiques vues dans l'œuvre. L'intérêt de l'observateur à la signification de l'œuvre et ses connexions à la culture et à l'histoire de l'art n'apparaît que dans le dernier niveau. La compréhension de l'œuvre, par contre, doit passer par l'exposition basique et la posture artistique.

1.5 Conclusion et discussion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques théories des préférences esthétiques. Nous avons choisi un découpage entre approches psychologiques (telle que définies par Pickford [1972]) et approches historiques. Les approches psychologiques s'intéressent au comportement de l'homme (esthétique empirique) et aux mécanismes neuronaux (neuro-esthétique) lors de l'observation et la production de l'art. Certains chercheurs appartenant à la tradition naturaliste rejettent complètement les apports des approches philosophiques et historiques. A cause de leur focus sur les structures cérébrales, les approches psychologiques ignorent souvent dans leurs recherches les

approches historiques de l'art. Les psychologues et neuro-scientifiques cherchent souvent à expliquer l'appréciation de l'art sans prendre en compte la sensibilité de leurs sujets au contextes historiques. Pour cela, plusieurs défenseurs de l'approche historique, pour lesquelles la connaissance du contexte historique de l'oeuvre est un élément essentiel à son appréciation, doutent de la capacité des théories psychologiques à expliquer tous les processus de l'appréciation de l'art. Par ailleurs, certains ponts commencent à s'établir entre les deux cultures comme l'historien de l'art Freedberg qui a travaillé avec le neuroscientifique Gallese. Ou bien comme le framework psycho-historique proposé par Bullot et Reber.

Notre but ici n'est pas de présenter toutes les théories de l'esthétique et toutes les approches. Nous avons présenté les travaux fondateurs des deux courants de pensée. Nous pourrions citer aussi les chercheurs qui étudient l'esthétique du point de vue mathématique comme Schmidhuber [2010] ou ceux qui étudient les mécanismes de vision lors de l'observation et la production de l'art (voir Solso [1996] et Arnheim [1954]).

Livingstone and Hubel [2002] et Conway and Livingstone [2007] ont montré comment l'artiste utilise des interactions complexes entre les différents composants de la vision pour créer des effets visuels dans leur peintures. Livingstone suggère que la qualité de l'eau chatoyante ou de l'éclat du soleil sur l'horizon vu dans certaines peintures impressionnistes (e.g. le soleil entouré de nuages dans *"Impression, soleil levant"* de Monet) est produit par des objets isoluminants distinguables uniquement par la couleur. Cette stratégie joue un rôle dans la distinction entre le traitement dorsal (voie where) et la voie ventrale (voie what) (Ungerleider [1982]). La voie dorsale est sensible aux différences de luminance, mouvements, et la localisation spatiale, alors que la voie ventrale est sensible aux formes simples et aux couleurs. Livingstone met l'accent sur la manière avec laquelle les propriétés combinatoires des attributs visuels contribuent à notre perception visuelle. Les artistes utilisent ces propriétés combinatoires pour produire de effets esthétiques spécifiques.

Les neuro-scientifiques de l'esthétique se montrent fort sélectifs non seulement dans leurs références historiques et conceptuelles, mais aussi dans leurs choix en matière de neurobiologie et de neuropsychologie (Kesner [2010]). Leurs références à Kant ou à Platon, leur sert uniquement à rappeler que ceux-ci n'ont pas eu l'occasion de voir directement ce qui se passe dans le cerveau humain (Cross and Ticini [2012]).

Les neuro-scientifiques de l'esthétique abordent la question de l'humain du point de vue cérébral. Bien que nous ne puissions être sans cerveau, il reste que nous ne sommes pas que des cerveaux (Vidal [2012b]).

Si nous considérons par exemple les boîtes de savon *"Brillo Soap Pads Box"* d'Andy Warhol, ces boîtes ont des propriétés esthétiques qui n'existent pas dans les autres boîtes de savon du commerce, bien que ces dernières soient l'exacte réplique des premières. Ces deux boîtes étant visuellement identiques, les réponses neuronales des aires visuelles auront, sûrement, les mêmes activités de prime abord. Il semble alors évident que le traitement visuel ne puisse expliquer à lui seule la teneur de l'expérience esthétique d'un observateur sensible au contexte historique des *"Brillo Soap Pads Box"*. Comme l'a montré Danto [1992, 2003], les *Brillo Boxes* de Warhol ne peuvent être appréciés comme de l'art que si l'observateur est sensible à certaines données historiques, et au fait que Warhol a détruit les barrières entre l'art raffiné et la culture populaire.

Ce n'est là qu'un exemple des divergences de point de vue entre les approches historiques et psychologiques. Les psychologues et neuro-scientifiques ignorent souvent les concepts proposés par les théories historiques. Par ailleurs, très peu d'historiens de l'art et de philosophes prennent

en compte les travaux des psychologues lorsqu'ils discutent de l'art et de son appréciation.

Dans cette thèse le but est de proposer un outil de recherche neutre. Nous privilégions bien sur certaines hypothèses et niveaux d'analyse bien précis. Mais ceux là ne nous obligent pas à faire un choix tranché entre les deux grandes options d'analyse décrite ci-avant. Aucun à priori sur l'approche ou la théorie de l'esthétique n'est pris dans nos expériences. Nous utilisons les aspects neuro-scientifiques et sociaux comme outils de développement pour comprendre :

1. Comment un robot peut développer de manière autonome ses préférences esthétiques en interaction avec les humains.
2. Comment il peut rendre compte de ses apprentissages et donner l'impression d'avoir un goût qui lui est propre.
3. Quel impact peut avoir un tel robot sur les observateurs d'art.

Toute vie n'est qu'acide nucléique. Le reste, ce sont des commentaires.

– Isaac Asimov [1988]

CHAPITRE 2

Réseaux de neurones et systèmes dynamiques

2.1 Les réseaux de neurones

Le but de ce chapitre est de présenter les outils nécessaires pour comprendre les méthodes et modèles utilisés tout au long de ces travaux. Ce chapitre s'adresse aux lecteurs non-initiés. Il présente différents "outils" nécessaires à la compréhension des modèles et architectures de contrôle développés tout au long de cette thèse.

Les outils présentés se situent à différents niveaux d'abstraction que nous présenterons du plus élémentaire au plus complexe. Nous allons décrire, dans un premier temps, le substrat utilisé dans les architectures développées : le neurone formel inspiré des neurones biologiques et des réseaux de neurones. Lorsque plusieurs neurones partagent les mêmes caractéristiques, ils sont regroupés en population de neurones. Nous appellerons parfois ces populations de neurones "Groupe de neurone" ou plus simplement "Groupe". Ces mêmes neurones, grâce à la plasticité synaptique sont capable de modifier leur comportement suivant leurs entrées. Nous appellerons apprentissage cette capacité. Nous verrons quelques exemples d'architecture qui mettent en place l'apprentissage d'associations et de conditionnement. Ensuite, nous introduirons les mécanismes de compétitions entre neurones et plus particulièrement le mécanisme de Winner Takes All (noté *WTA*). Puis nous verrons comment, par l'utilisation de l'apprentissage et de la compétition, les réseaux neurones effectuent des classifications. Enfin en mettant ensemble ces différents mécanismes (classification, association, compétition) nous présenterons des architectures neuronales plus complexes pour l'apprentissage et le contrôle. Les systèmes dynamiques nous apparaissent essentiels à détailler. La description de ces systèmes sera focalisée sur les champs de neurones dynamiques qui nous permettent de fusionner les données et de contrôler les robots. A la fin, nous présenterons un formalisme pour les systèmes cognitifs qui a été développé au laboratoire pour décrire les architectures de contrôle, et ayant pour vocation, à terme, de mettre en relief les briques élémentaires nécessaires à la perception et de manière plus générale à la cognition.

Nous suivrons dans notre cadre théorique une approche connexionniste. Cette approche présente un certain nombre d'avantages utiles à nos développements. Tout d'abord, d'un point de vue computationnel l'approche connexionniste répond aux problèmes des calculs distribués [Mat-](#)

thieu et al. [2008]. Les calculs étant locaux il est plus facile de les répartir sur des graphes. De plus, l'aspect local oblige à une compréhension détaillée des relations à mettre en place entre les différentes briques. Enfin, les non linéarités mises en jeu garantissent une robustesse face au bruit Rumelhart et al. [1988].

2.1.1 Neurone biologique et neurone formel

Les neurones sont des cellules interconnectées du système nerveux. Ils transmettent des informations sous forme de potentiel électrique et de codage chimique. Les modèles biophysiques actuels sont en majorité basés sur le modèle proposé par Hodgkin and Huxley [1952]. Les neurones apparaissent sous différentes formes et possèdent des caractéristiques variées suivant leur type, ils sont néanmoins tous composés d'un corps cellulaire (péricaryon, ou soma) qui contient le noyau du neurone, et de deux types de prolongements : l'axone qui est unique et envoie l'information (potentiel d'action) à travers son arborisation terminale, et les dendrites beaucoup plus nombreuses (7000 dendrites en moyenne par neurone) qui reçoivent l'information et la transmettent au noyau. Les connexions entre neurone émetteur et récepteur se font à travers les synapses chimiques ou électriques.

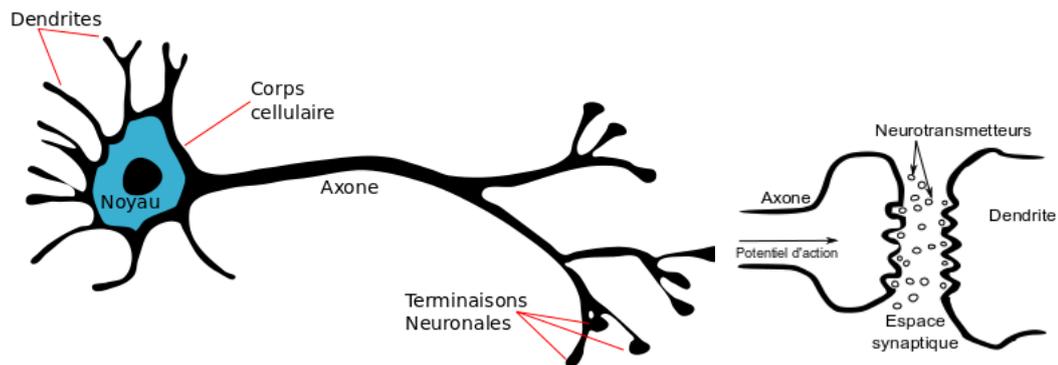


FIGURE 2.1 – Schéma d'un neurone biologique et d'une synapse.

L'information (influx nerveux) est envoyée par l'axone du neurone sous forme de potentiel d'action (P.A ou *spikes*). Au repos le neurone a un potentiel négatif. Lorsqu'il est excité une différence de potentiel est générée par une concentration d'ions entre l'intérieur et l'extérieur du neurone. Le P.A se propage de proche en proche le long de l'axone vers les synapses. En arrivant au niveau des synapses les P.A libèrent des neurotransmetteurs dans l'espace synaptique. Les neurotransmetteurs rendent possible le passage du flux nerveux entre les neurones. Les neurotransmetteurs peuvent être excitateur ou inhibiteur. Selon leur type et celui du site cible, les neurotransmetteurs permettent d'exciter ou d'inhiber le neurone récepteur (neurone post-synaptique) et de propager ou stopper la propagation de l'information vers les autres neurones. Par ailleurs, les synapses modifient au cours du temps l'efficacité de la transmission synaptique. Ceci conduit à une plasticité qui se trouve à l'origine des mécanismes d'apprentissage. Les modifications synaptiques apparaissent sous trois formes différentes :

- Augmentation ou diminution de la quantité de neurotransmetteurs émise.

- Augmentation ou diminution du nombre de récepteurs sur le neurone post-synaptique.
- Augmentation ou diminution de l'efficacité d'un neurotransmetteur pour la génération des spikes.

En simplifiant le modèle du neurone biologique, McCulloch and Pitts [1943] ont proposé un modèle du neurone formel (La figure 2.2 montre une description graphique du neurone formel). Ce modèle ne rend pas compte de l'aspect temporel des décharges du neurone. La fréquence de décharge est codée en analogique dans un intervalle $[0, 1]$. Ce neurone formel est constitué de :

- Un vecteur de connexion W qui code le poids des synapses (efficacité des connexions synaptiques) entre le neurone émetteur et le neurone récepteur.
- Un potentiel d'action (P.A) égal au produit scalaire du vecteur d'entrée par les poids : $Pot = W^T X$ où X est le vecteur d'entrée. L'équation peut aussi s'écrire sous la forme :

$$Pot = \sum_i w_i x_i \quad (2.1)$$

- Un seuil d'activation θ au delà du quel la réponse du neurone est générée.
- Une fonction d'activation non linéaire f qui permet de calculer l'activité (sortie) du neurone suivant la relation : $s = f(Pot - \theta)$ où s représente la sortie.

Le potentiel d'action est le produit scalaire entre l'entrée et les poids. Il est intéressant de noter que dans le cas où le vecteur d'entrée est normé, ce produit scalaire est équivalent à une mesure de distance. Bien que cette mesure ne soit pas réellement biologiquement plausible, elle possède des propriétés intéressantes qui nous seront utiles par la suite.

Les poids W peuvent varier dans le temps. La fonction d'activation non linéaire permet d'utiliser les neurones pour de la classification. En bornant le potentiel entre une valeur minimale et maximale, elle permet une stabilisation de la variation des poids et permet ainsi la convergence de l'apprentissage. Lorsque plusieurs neurones sont interconnectés on parle de réseaux de neurones (figure 2.3).

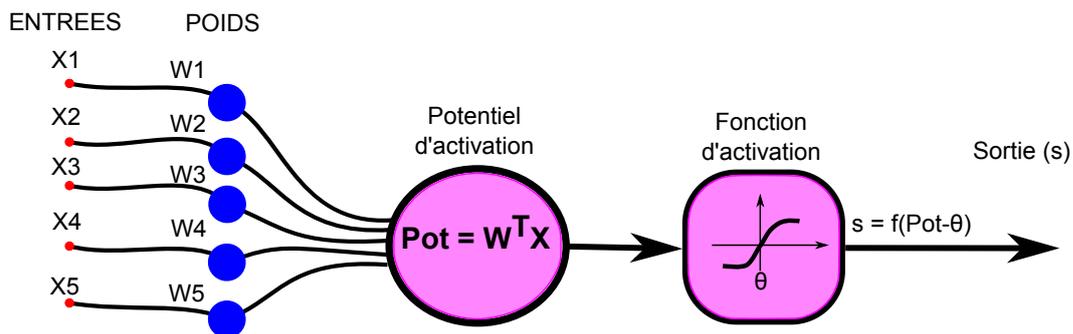


FIGURE 2.2 – Schéma d'un neurone formel. Neurone formel de Mc. Culloch et Pitts

Nous utilisons le modèle de McCulloch and Pitts [1943] pour la formalisation du neurone. Ce modèle facilite la mise en place d'architectures de contrôle temps réel et massivement parallèles sur des ordinateurs classiques. Les autres modèles tel que les modèles à spikes décrits par

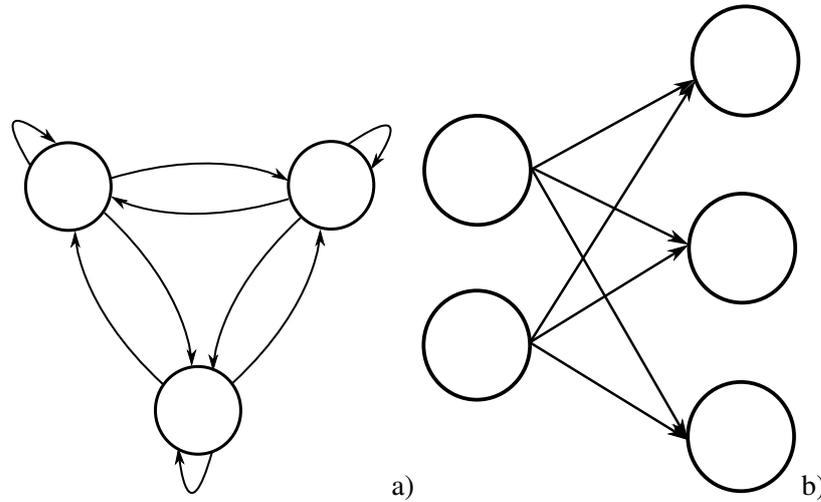


FIGURE 2.3 – Schéma de 2 réseaux de neurones différents : a) montre un réseau de neurone complètement connecté. b) montre un réseau de neurones à 2 couches de type feedforward.

Lapicque [1907] sont des modèles plus précis qui prennent en compte la modélisation temporelle des décharges du neurone. Bien que très intéressants pour des simulations comparables aux enregistrements neurobiologiques, leur valeur ajoutée d'un point de vue strictement fonctionnel n'est pas importante. Notamment dans le cadre de la simulation d'interconnexion de grandes populations de neurones en temps réel.

Dans la suite de la section nous présentons une sélection de réseaux de neurones basés sur le neurone formel. Ce sont les principaux réseaux que nous utiliserons dans la suite des travaux.

2.1.2 Conditionnement et association

Perceptron

Le modèle de Mc. Culloch & Pitts a été repris par Rosenblatt [1958] dans le modèle du perceptron. Le perceptron simple couche est l'un des premiers réseaux de neurones capable de classifier des motifs de manière itérative. Chaque neurone de la couche effectue une somme pondérée de ses entrées eq.2.1. Sa règle d'apprentissage permet la séparation de classe par simple correction d'erreurs. Des hyperplans séparateurs sont trouvés (frontières de séparation), cependant le perceptron n'est capable de séparer que des entrées linéairement séparables (Figure 2.4). La règle d'apprentissage est la suivante :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \epsilon(y_j^d - y_i)x_i(t) \quad (2.2)$$

x est le vecteur d'entrée appelé aussi "rétine", y_i est la valeur de sortie du j^{ieme} neurone du réseau, y_j^d est la sortie désirée du j^{ieme} neurone (la classe d'appartenance du motif) et ϵ est la vitesse d'apprentissage du réseau. L'activité y_j^d est généralement binaire 1, 0 ou -1 .

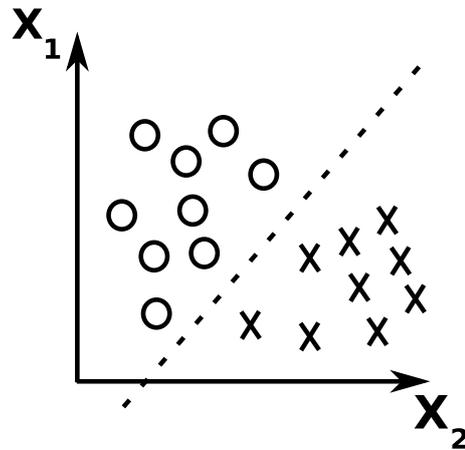


FIGURE 2.4 – Problème linéairement séparable. Les motifs "croix" et "rond" sont caractérisés par les données X_1 et X_2 . L'exemple montre un problème de classification linéairement séparable où un hyperplan séparateur (ligne pointillée) est trouvé pour résoudre le problème.

La valeur de sortie du neurone après seuillage par la fonction d'activation ne peut être que -1 si le potentiel est inférieur à 0 ou 1 dans les autres cas. Cette règle d'apprentissage n'est pas suffisante lorsque le problème n'est pas linéairement séparable. Ce modèle conduit à des oscillations des sorties du perceptron. L'hyperplan séparateur ne peut se stabiliser sur une solution optimale, la non linéarité des entrées induit une impossibilité de la convergence du réseau.

Règle des moindres carrés

Widrow and Hoff [1988] ont proposé une adaptation de la méthode des moindres carrés aux réseaux de neurones. Cette méthode repose sur une variante de la règle d'apprentissage du perceptron en se basant sur un critère de minimisation de l'erreur quadratique. L'erreur à minimiser est définie par :

$$\xi = E\left[\frac{1}{2}(Y^d - W^T X)^2\right] \quad (2.3)$$

L'apprentissage consiste ainsi à trouver le minimum global en fonction des poids et du seuil du neurone. Il s'agit de trouver l'erreur quadratique moyenne minimale entre l'entrée et la sortie désirée. La méthode utilisée pour atteindre ce minimum est une descente de gradient où les poids sont modifiés de manière itérative comme suit : On écrit l'équation de mise à jour des neurones sous la forme :

$$\Delta W_{ij} = \epsilon \cdot X_i \cdot (Y_{di} - Y_j) \quad (2.4)$$

Dans cette équation, le réseaux calcul le gradient Δ qui minimise l'erreur entre la sortie désirée S_{di} et la sortie actuelle S_j . Lorsque cette erreur est nulle, les poids ne sont plus modifiés et l'apprentissage se stabilise. La minimisation se fait à une vitesse Λ qui permet de converger plus ou moins vite. Cette vitesse agit comme un facteur d'amortissement dans un système du premier ordre. Plus la valeur Λ est faible plus l'apprentissage converge lentement avec le risque d'une erreur statique en convergence. Par contre, si la valeur est trop forte, l'apprentissage subit de fortes oscillations avec un risque de divergence, ou de pompage (pompage est un terme

en automatique qui décrit la réponse d'un système qui oscille autour de la valeur finale sans se stabiliser ni diverger). La règle d'apprentissage obtenue est équivalente à celle du perceptron mais contrairement à celui-ci les poids synaptiques sont modifiés avant la fonction d'activation des neurones. Le calcul des nouveaux poids se fait par l'équation :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t) \quad (2.5)$$

Et la sortie est calculée en multipliant les poids par les entrées :

$$S(t) = W_{ij}(t) \cdot X_i \quad (2.6)$$

Même quand le problème n'est pas linéairement séparable, la règle d'apprentissage de Widrow converge asymptotiquement vers la solution linéaire la plus proche. La figure 2.5 illustre la convergence de la règle de Widrow également appelé *LMS*.

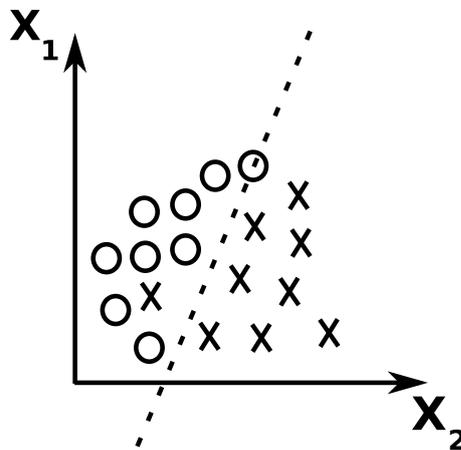


FIGURE 2.5 – Hyperplan séparant deux classes dans un problème non linéaire. La règle d'apprentissage de Widrow est capable de déterminer cette frontière dans le cas d'un problème non linéaire. La frontière s'est adaptée en fonction de la non linéarité introduite par les entrées.

Règle de Hebb

La règle d'apprentissage de Hebb [2005] d'inspiration biologique, stipule qu'une co-activation répétée d'un neurone pré-synaptique et d'un neurone post-synaptique, amène des modifications synaptiques. Ces modifications accroissent l'efficacité de la transmission d'information.

La figure 2.6 illustre le fonctionnement de la règle d'apprentissage de la règle de Hebb suivante :

$$\delta w_{ij} = \epsilon x_i y_j - \lambda w_{ij} - \lambda' w_{ij} x_i \quad (2.7)$$

Le neurone pré-synaptique est défini par l'indice i et le neurone post-synaptique par l'indice j . L'équation 2.7 modifie les poids synaptique w_{ij} entre les neurones i et j ayant comme activité x_i et x_j . Comme montré dans la figure 2.6 la règle de Hebb renforce les poids entre deux neurones lorsque ceux-ci s'activent en même temps. Elle permet ainsi d'apprendre des corrélations. La règle peut être vue comme l'apprentissage d'un "OU" logique entre différentes entrées. Les

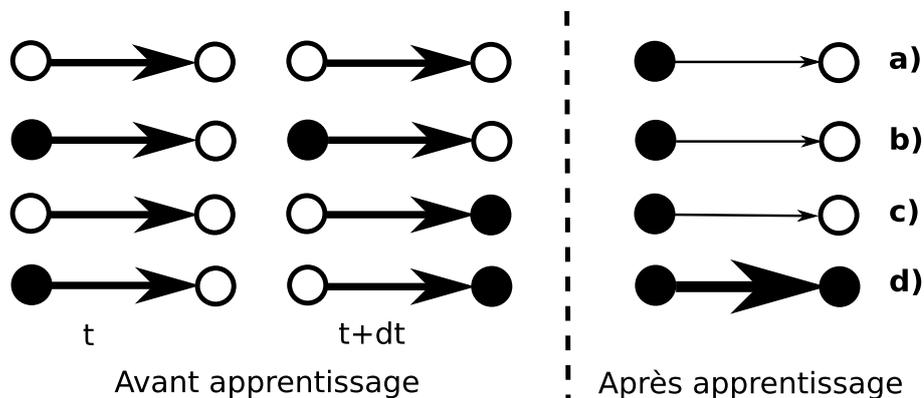


FIGURE 2.6 – Principe de renforcement des poids pour la règle de Hebb. Différents cas sont montrés : a) montre aucune co-activation pré-synaptique et post-synaptique avant l'apprentissage n'impliquant pas d'activation post-synaptique lors d'un stimulus pré-synaptique. b) montre une activation pré-synaptique mais aucune activation post-synaptique avant l'apprentissage impliquant après apprentissage aucune activation post-synaptique lors d'un stimulus pré-synaptique. c) montre une activation post-synaptique mais aucune activation pré-synaptique avant l'apprentissage impliquant après apprentissage aucune activation post-synaptique lors d'un stimulus pré-synaptique. d) montre une co-activation pré et post synaptique avant l'apprentissage impliquant une activation post-synaptique lors d'un stimulus pré-synaptique. La largeur de la flèche représente le renforcement des poids synaptiques (flèche fine correspond à une diminution du poids, trait épais correspond à une augmentation du poids).

termes λw_{ij} et $\lambda' w_{ij} x_i$ correspondent respectivement à un oubli passif et un oubli actif. Les poids w_{ij} pouvant augmenter indéfiniment, ces oublis permettent une stabilisation de l'apprentissage.

Les apprentissages par conditionnement ont été largement utilisés en réseau de neurones [Grossberg and Morahan [1971]; Grossberg [1972]; Rescorla [1967]]. Il existe aussi des méthodes dites par renforcement qui ne seront pas détaillées ici. Ces méthodes ont été initiées par Klopf [1972, 1975] puis adapté par Barto et al. [1983]. Dans ces modèles l'apprentissage se fait par essai-erreur en optimisant une récompense au fil du temps. Parmi les premiers algorithmes d'apprentissage par renforcement on peut citer le *TD-learning* de Sutton Sutton [1988] et sa variante le *Q-learning* proposée par Watkins Dayan and Watkin [1992] (voir Wiering and Van Otterlo [2012] pour un état de l'art complet).

2.1.3 Compétition : le Winner Takes all

Les mécanismes de compétition sont un type de réseaux de neurones qui reposent sur l'interconnexion de plusieurs neurones d'une même couche. Le WTA (Winner Takes All) simule ces mécanismes de compétition existant entre neurones ou populations de neurones. Des liaisons latérales inhibitrices ou excitatrices permettent au neurones ayant la plus forte activité d'inhiber ses voisins et de gagner la compétition après convergence Lee et al. [1999]; Lippmann [1987]; Rumelhart and Zipser [1985].

La variation du potentiel d'action d'un neurone x_i du groupe est définie par :

$$\frac{dx_i}{dt} = \alpha x_i - \beta \sum_{k \neq i}^K x_k + I_i \quad (2.8)$$

Avec K le nombre de neurone du groupe, I_i l'activité du neurone i , $\alpha \in [0, 1]$ le poids du lien récurrent autoexcitateur du neurone i et $\beta \in [0, 1]$ le poids des liens inhibiteurs provenant des autres neurones du groupe. Par le jeu d'inhibition et d'excitation, chaque neurone s'auto-excite et inhibe tous ses voisins, l'unité la plus active au départ tendra vers une activité maximum et les moins actives vers une activité minimum. Ce mécanisme très simple permet de faire émerger une fonction de prise de décision en utilisant un nombre minimum de règles rudimentaires sans besoin de prescrire une procédure complète. Par ailleurs, en jouant sur la fonction d'activation des neurones, nous pouvons obtenir une compétition plus ou moins stricte. Plusieurs gagnants peuvent ainsi être conservés (*Soft WTA* ou *k-WTA*) [Maass \[2000\]](#).

En modifiant les connexions entre neurones par des règles d'apprentissages, le WTA permet de classer correctement des vecteurs en entrée si l'orthogonalisation de ces vecteurs reste simple (voir [Yu et al. \[2002\]](#) pour une synthèse des mécanismes équivalents.). Dans la suite les mécanismes de compétition seront notés WTA. Ils seront considérés sans apprentissage sauf mention contraire.

Grossberg [Grossberg \[1982\]](#) a proposé un WTA modifié appelé INSTAR qui permet une compétition sur deux couches. Ce mécanisme permet une normalisation des données en entrée et de rehausser les contrastes des images.

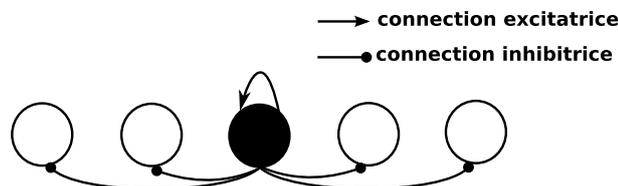


FIGURE 2.7 – Exemple de mécanisme de compétition de type WTA à une seule couche. Chaque neurone s'auto-excite et inhibe ses voisins.

2.1.4 Classification

Pour pouvoir agir dans un environnement complexe, il est nécessaire d'extraire les caractéristiques importantes des signaux sensoriels et d'en réaliser une abstraction. Une des manières d'y arriver est de procéder à un partitionnement de données par classification. La classification permet de diviser un ensemble de données en sous ensembles homogènes partageant les mêmes caractéristiques. L'idée étant de comparer toute nouvelle donnée sensorielle à ces sous ensembles par des mesures de similarité ou de distance. La classification peut être supervisée ou non supervisée. Toutes les méthodes décrites sont non-supervisées. Tout d'abord nous verrons la méthode des k-means qui est la méthode la plus simple qui illustre très bien la façon dont il est possible de classifier des données. Ensuite nous aborderons les cartes de Kohonen qui sont d'inspiration biologique et permettent de préserver la topologie des données. Puis nous présenterons l'algorithme du SAW (Selective adaptive winner) qui est proche du Kohonen et permet une

adaptation en ligne des classes, et l'algorithme du *selective-winner* qui est une simplification sur SAW.

K-means

La méthode des k-moyennes (k-means) [MacQueen et al. \[1967\]](#) propose de catégoriser un ensemble de données dans un nombre de classes fixées a priori. Il faut au préalable définir k classes, une par centroïde, et les placer aléatoirement dans l'espace des données en les éloignant le plus possible les unes des autres. Chaque nouvelle donnée est affiliée au centroïde le plus proche. La position des centroïdes est mise à jour en calculant le barycentre des données qui lui sont associées. Cette opération est répétée jusqu'à atteindre un état de convergence où l'erreur quadratique entre les données et les centroïdes est minimale. L'erreur quadratique J à minimiser s'écrit sous la forme :

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (2.9)$$

Avec $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$ la mesure de distance entre une donnée $x_i^{(j)}$ et un centroïde c_j . A la convergence l'espace de données est partitionné en cellules de Voronoï [Voronoi \[1908\]](#). En mettant à jour un centroïde à la fois, le processus d'apprentissage est assez long. L'algorithme de Kohonen [Kohonen \[1988\]](#) propose une amélioration de la méthode des k-moyennes en tirant profit des relations de voisinage pour réaliser une discrétisation dans un temps beaucoup plus court.

Carte de Kohonen

Les observations en neurobiologie ont montré que des colonnes corticales voisines ont tendance à répondre à des stimuli proches. Deux cellules voisines du cortex visuel répondent pour deux stimuli rétiniens proches [Hubel and Wiesel \[1977\]](#). Des résultats similaires sont observés dans le bulbe olfactif ou dans l'appareil auditif [Knudsen and Konishi \[1979\]](#). S'inspirant des observations biologiques [Kohonen \[1988\]](#) a proposé un réseau de neurones permettant un apprentissage non supervisé préservant la topologie des données. Dans le cas pratique, ces cartes sont implémentées sous forme de réseaux d'une ou de deux dimensions. La topologie des données n'est donc pas toujours préservée. La projection d'un espace à plus de deux dimensions vers un espace à une ou deux dimensions provoque la rupture de cette topologie. Néanmoins, grâce à cette méthode l'espace d'entrée est quantifié de manière non supervisée. L'algorithme repose sur les étapes suivantes :

- Un vecteur d'entrée X est présenté et les activités de l'ensemble du réseau sont calculées
- Le neurone ayant la plus petite distance au vecteur d'entrée sera sélectionné après compétition
- Le neurone retenu ainsi que ceux de son voisinage voient leurs poids synaptiques évoluer suivant la règle d'apprentissage suivante :

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \mu(t, j)(x_i(t) - w_j(t)) \quad (2.10)$$

μ est la vitesse d'apprentissage dépendant du temps et de la position des neurones sur la carte, définissant ainsi la taille du voisinage d'interaction du neurone gagnant. Le voisinage est défini généralement par une fonction ayant la forme d'une *DOG* (Différence de Gaussienne). Ce type de compétition mettant en interaction les neurones d'un voisinage permet de regrouper les neurones codant pour des motifs similaires et d'éloigner les neurones codant pour des motifs lointains grâce aux mécanismes d'inhibition. La taille du voisinage ainsi que la valeur μ diminuent au fur et à mesure de l'apprentissage, le but étant de stabiliser l'évolution du réseau.

2.2 Les architectures neuronales

Les architectures neuronales que nous allons présenter, sont basées sur les réseaux de neurones précédemment décrits. Les modèles développés par la suite sont basés sur ces réseaux de neurones, particulièrement l'architecture PerAc, qui permet de décrire l'évolution d'un système en interaction avec son environnement.

Adaptative Resonance Theory

Carpenter et Grossberg [Grossberg and Mingolla \[1985\]](#); [Carpenter and Grossberg \[1987\]](#); [Grossberg \[1988\]](#); [Grossberg and Somers \[1991\]](#) ont mis en place un système qui permet de résoudre le dilemme adaptation/stabilité (compromis entre plasticité et rigidité synaptique). D'une part, plus un système s'adapte plus il est amené à modifier ses apprentissages et risque ainsi de diverger et d'être au final instable. D'autre part, un système qui ne s'adapte pas ne permet aucun apprentissage et ne pourra pas faire face à la variation de ses entrées. Ce réseau décrit sur la figure 2.8 est appelé ART pour *Adaptative Resonance Theory*. L'idée est de réussir à apprendre de nouvelles formes sans détruire les apprentissages précédents.

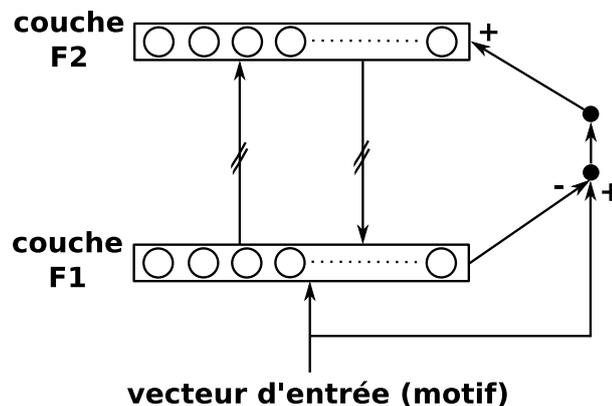


FIGURE 2.8 – Schéma simplifié de l'architecture ART.

Une première couche F1 normalise le vecteur d'entrée, alors que la seconde F2 catégorise les données de la première. Les deux couches sont reliées par des liens bidirectionnels. Le lien reliant F2 vers F1 permet une reconstruction de la forme apprise. Grâce à la mémoire à court terme (STM) de F1, si un motif est déjà appris il entre en résonance. L'ART possède aussi un facteur de vigilance qui permet de déterminer si un nouveau neurone doit être recruté pour

coder le motif d'entrée ou si ce dernier est suffisamment proche d'un motif déjà appris. Ainsi, les formes déjà apprises peuvent subir de petites modifications. Autrement, les formes nouvelles n'ont pas d'influence sur l'apprentissage passé et constituent une nouvelle catégorie.

La première version de l'ART est consacrée à des vecteurs d'entrées binaires $\{0,1\}$ cependant d'autres versions ART2, ART3 ont été développées pour permettre l'apprentissage de formes analogiques [Carpenter et al. \[1991b\]](#). D'autres versions plus complexes comme l'ARTMAP ou le fuzzy-ARTMAP qui ont été développées permettent d'obtenir une notion de topologie a posteriori [Carpenter et al. \[1991a, 1992\]](#).

Counter Propagation

La Counter Propagation est une architecture de contrôle multicouche développée par [Hecht-Nielsen \[1987\]](#). Cette architecture est décrite figure 2.9, elle permet l'apprentissage de vecteurs d'entrées non linéaires combinant une couche neuronale auto-organisatrice (type WTA ou kohonen) et une couche neuronale dont l'apprentissage est supervisé. Cette architecture est très proche de nos architectures d'apprentissage par conditionnement. Un vecteur de données est présenté en entrée. Ce vecteur est catégorisé par une couche neuronale auto-organisatrice (type WTA ou kohonen), cette catégorisation quantifie les entrées pour en présenter une version orthogonale, et finalement un groupe de neurone supervisé type perceptron permet d'associer le vecteur d'entrée à un signal de supervision.

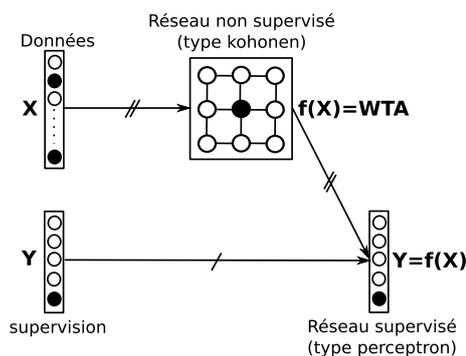


FIGURE 2.9 – Schéma de la counter propagation. Architecture neuronale à deux couches. Une première couche servant de quantification vectorielle (réseau de neurone de type kohonen). Une seconde servant à catégoriser les classes déjà prédéfinies (réseau de neurone de type perceptron)

Architecture PerAc

L'architecture PerAc (Perception/Action) est une architecture sensori-moteur où les sensations et les actions sont étroitement liées (Figure 2.10). Cette architecture s'inspire de la Counter Propagation, mais elle a été développée explicitement pour des robots interagissant avec leur environnement naturel. Développée par Gaussier et Zrehen ([Gaussier and Cocco \[1991\]](#); [Gaussier and Zrehen \[1995\]](#)) et étendue par [Joulain et al. \[1997\]](#), PerAc permet des conditionnements sensori-moteurs grâce à un apprentissage de type associatif. D'une part, elle est constituée d'une première voie de bas niveau générant des comportements réflexes qui naissent d'un câblage ad-hoc entre capteurs sensoriels et actionneurs. D'autre part, une autre voie permet d'apprendre

les effets de la voie réflexe. Cette voie associe les entrées sensorielles catégorisées à la voie réflexe permettant ainsi la création de comportements complexes comme la perception d'objet [Maillard et al. \[2005\]](#) ou le retour au nid ("Homing") [Giovannangeli and Gaussier \[2008\]](#). Dans

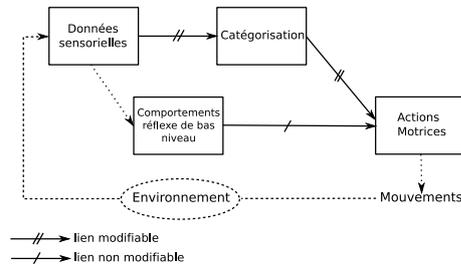


FIGURE 2.10 – Schéma de la l'architecture PerAC (Perception/Action).

un paradigme sensori-moteur, les actions imposent un déplacement qui modifie les signaux sensoriels. De cette manière, bien que l'écriture d'une architecture PerAC soit en boucle ouverte, l'interaction avec l'environnement crée un système en boucle fermée. De plus, l'environnement n'étant pas symbolisé a priori, l'architecture PerAC évite le problème de l'ancrage des symboles ("symbol grounding problem") de l'IA classique [Harnad \[1990\]](#). Cette architecture peut alors se généraliser à plusieurs tâches et comportements.

2.3 Champs de neurones dynamiques

La théorie des systèmes dynamiques est très présente au sein des sciences cognitives. Les systèmes dynamiques s'insèrent parfaitement dans une approche holistique de la cognition. Cette théorie étudie les populations de neurones et les interactions des neurones dans cette population dans un espace continu. La topologie est telle que des neurones voisins partagent des caractéristiques et activités semblables ainsi donc l'espace neuronal possède une certaine continuité. Cette notion de continuité peut être approximée par un codage en population [Georgopoulos et al. \[1986\]](#). Le codage en population est un moyen de coder l'information de manière distribuée. Dans un tel codage, chaque neurone code pour une portion de l'information, mais l'information complète est uniquement accessible lorsque l'on considère la réponse combinée d'un grand nombre de ces neurones.

[Beurle \[1956\]](#) observe des bulles d'activité dans un tissu cérébral, et propose une première tentative pour développer une théorie du continuum dans un champ neuronal. La théorie est reprise plus tard par [Griffith \[1963\]](#), puis par [Wilson and Cowan \[1973\]](#) qui ajoutent les concepts d'inhibitions et excitations du voisinage ainsi que la notion de récurrence. Finalement, le modèle le plus utilisé actuellement nous vient d'Amari [Amari \[1977\]](#) qui proposa sa théorie des *champs de neurones dynamiques* quelques années plus tard. Selon cette théorie, les excitations sont locales tandis que les inhibitions ne sont que distales. Le noyau d'interaction est un laplacien de gaussienne dont la forme particulière nous rappelle celle d'un chapeau mexicain.

2.3.1 Le modèle d'Amari

L'intérêt du modèle d'Amari est qu'il possède quelques propriétés intéressantes de filtrage, de stabilité ainsi qu'un compromis entre compétition et coopération, là où un réseau de type WTA reste sensible et compétitif.

Considérons un champ de neurones (une population de neurones liés de proche en proche, formant une carte de dimension x) dans lequel chaque neurone est connecté à ses voisins suivant une règle définie par le noyau d'interaction. Ce noyau est ici construit à l'aide d'une différence de gaussienne (DoG), ce qui lui confère cet aspect reconnaissable de chapeau mexicain. Le centre du noyau est excitateur, tandis que les bords sont inhibiteurs (voir figurel 2.11).

Champs de neurones Mono-dimensionnel

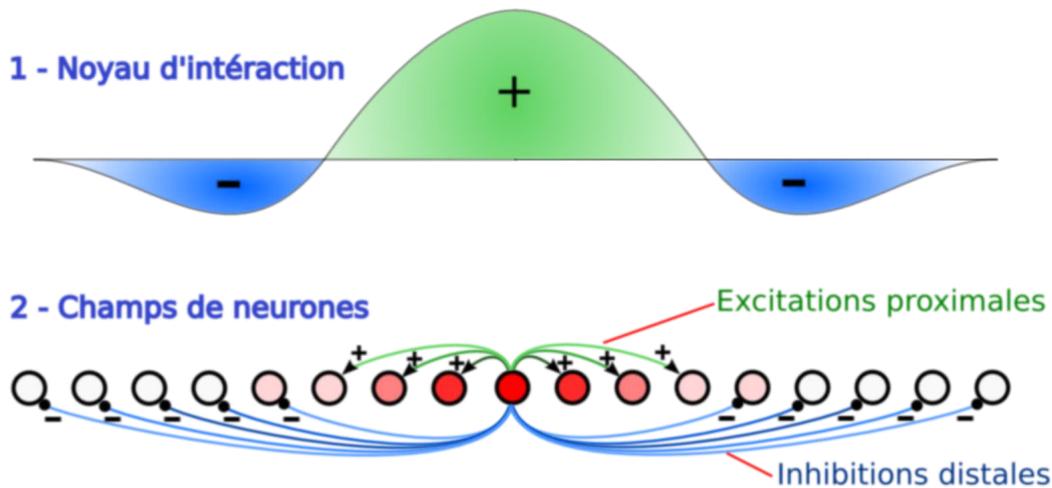


FIGURE 2.11 – Exemple d'un champ de neurones mono-dimensionnel. **1** : Le noyau d'interaction est obtenu à partir d'une différence de gaussiennes (DoG) centre-ON, donnant un profil en chapeau mexicain excitateur (+) en son centre et inhibiteur (-) sur ses bords. **2** : Champ de neurones avec interactions latérales correspondantes. Chaque neurone excite ses voisins proches et inhibe le voisinage lointain. L'information n'est pas encodée dans un unique neurone, mais est distribuée au sein d'une population, formant ainsi une bulle d'activité (figure extraite de Jauffret [2014]).

La dynamique du champ est modélisée par l'équation suivante :

$$\tau \cdot \frac{u(x, T)}{dT} = -u(x, T) + I(x, T) + h + \int_{z \in V_x} w(z) \cdot g(u(x - z, T)) dz$$

Où $u(x, t)$ représente l'activité du neurone x au temps t . $I(x, t)$ est l'entrée du système. h est une constante négative qui assure la stabilité du réseau. τ est le taux de relaxation du système. w est le noyau d'interaction utilisé pour l'activation du champ. V_x est l'intervalle d'interaction qui définit le voisinage. Cette équation confère à l'ensemble de la population des propriétés d'attracteurs qui correspondent à des maxima locaux du champs d'activité. Le réseau réalise également un compromis entre compétition et coopération qui nous sera utile par la suite. Par exemple, imaginons que 2 bulles d'activité soient présentes en entrée. Si les deux bulles sont suffisamment éloignées, la dynamique du champ tendra à en sélectionner une seule (mode compétition).

Par contre si les deux entrées sont suffisamment proches (dépendant de la largeur du noyau), le champ convergera vers une seule et unique bulle en sortie. Cette bulle résulte de la moyenne des deux entrées (mode coopération), et son amplitude est supérieure à celle des entrées (voir Schönner et al. [1995] pour une application robotique).

La forme du noyau d'interaction est importante et doit être paramétrée en fonction de la tâche désirée. La largeur de la bulle d'excitation (partie positive du noyau) peut être modulée par exemple. Notons qu'un réseau type "Winner Takes All" est un cas particulier de champs de neurones pour lequel la bulle d'excitation du noyau est réduite au minimum (un seul neurone). Le réseau comprend également des liens récurrents (un pour chaque neurone), qui ne sont pas illustrés sur les figures. Cette récurrence permet un lissage temporel et donc un filtrage efficace contre le bruit ou les oscillations présentes en entrée. Par exemple, si une entrée apparaît de manière épisodique suite au dysfonctionnement d'un capteur, la dynamique temporelle du réseau ne lui laissera pas le temps de s'imposer. Il est nécessaire qu'une entrée reste stable un certain temps pour faire émerger une bulle d'activité en sortie.

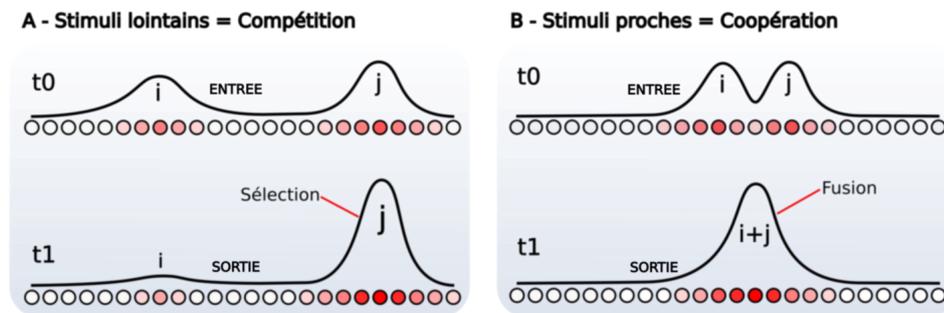


FIGURE 2.12 – Compromis sélection/coopération. **A** - 2 entrées distantes qu'au temps t_0 tentent de s'inhiber l'une l'autre puisque les bords du noyau d'interaction sont inhibiteurs. Le réseau converge vers une unique bulle d'activité au temps t_1 . Le champ se comporte alors comme un réseau de compétition (WTA). **B** - 2 entrées proches viennent à fusionner grâce au centre excitateur du noyau d'interaction. La bulle résultante est une moyenne des bulles d'entrée. (figure extraite de Jauffret [2014]).

2.3.2 Contrôle moteur par champs de neurones dynamiques

Schönner et al. [1995] proposent d'utiliser les champs de neurones d'Amari pour résoudre le problème du contrôle moteur. Schönner propose un moyen d'utiliser la continuité des bulles d'activité comme un gradient que le système peut remonter. Le contrôle moteur par des champs de neurones dynamiques (Dynamic Neural Fields - DNF) met en avant une interprétation des actions en tant que dérivée de fonctions potentielles. Cette théorie sera utilisée dans la suite pour contrôler les moteurs (des roues) de nos robots et de fusionner plusieurs comportements.

Dans ce cadre, le robot est vu comme un système dynamique, à la morphologie minimaliste, représenté par un ensemble de variables définissant un état x du robot. Le comportement global du robot est géré par un système dynamique combinant différentes équations différentielles. L'équation générale du système peut s'écrire sous la forme :

$$\frac{dx}{dt} = f(x) = \sum_i w_i f_i(x) \quad (2.11)$$

Le comportement global est une fusion d'un ensemble de comportements élémentaires caractérisés par une fonction $f_i(x)$ et pondérés par des poids w_i . A partir de là, nous cherchons à contrôler un robot non holonome, navigant dans un espace en deux dimension (translation avant-arrière, rotation gauche-droite). Le robot est constitué d'un corps circulaire et de deux roues motrices centrées de part et d'autre de ce corps. Les rotations sur place sont donc possibles. Il est aussi muni de capteurs divers (caméras, capteurs ultrason, capteur infrarouge ...) qui lui donnent une perception de son environnement.

Deux variables peuvent être contrôlées : la vitesse linéaire et la vitesse de rotation. La vitesse linéaire est, le plus souvent dans ce manuscrit, fixée à une constante modulée par la proximité des obstacles. Plus un obstacle est proche plus le robot ralentit. La vitesse de rotation est contrôlée par les objectifs du robot (suivre un objet, retour au nid, évitement d'obstacle).

Nous utilisons, par souci de simplicité, des champs monodimensionnels de 360 neurones. Chaque neurone codant pour un degrés dans l'espace pericorporel du robot. Cette quantification de l'espace au degré près permet d'éviter des changements d'échelle, mais elle présente néanmoins l'inconvénient d'être gourmande en ressources computationnelles.

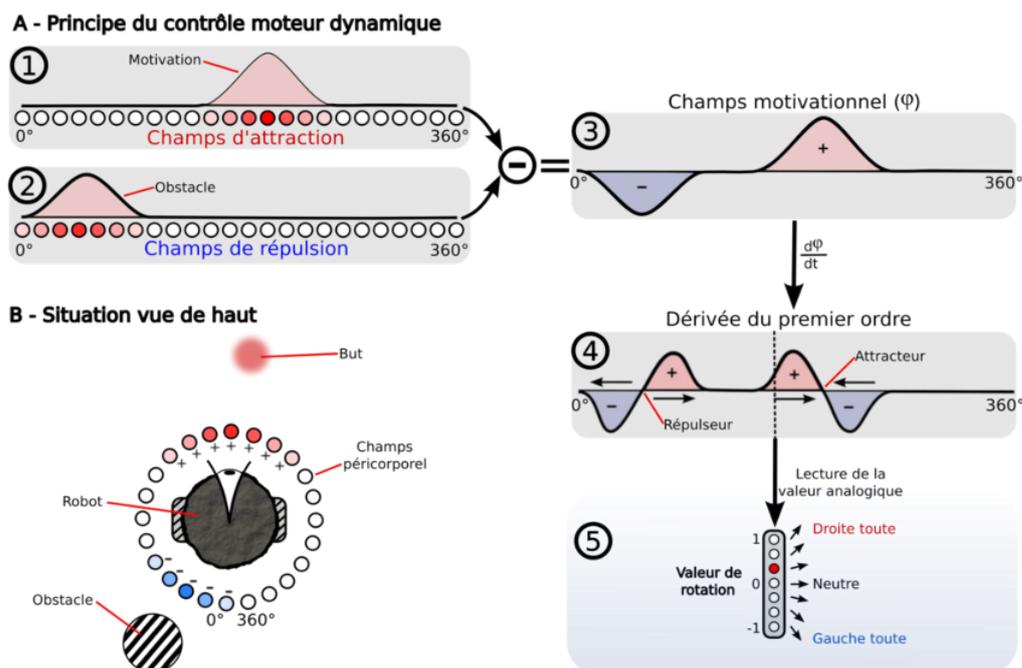


FIGURE 2.13 – Contrôle moteur utilisant les principes des champs de neurones dynamiques. **A** - L'espace pericorporel du robot est représenté par un champ d'attraction (1) et un champ de répulsion (2). Chaque neurone code pour un angle particulier. La soustraction des 2 donne un champ ϕ (3) contenant les valences motivationnelles de l'agent (attraction pour les bulles positives, répulsion pour les négatives). Une dérivée du champ (4) forme des points attracteurs et répulseurs. Une activité positive entraîne une rotation à droite tandis qu'une activité négative entraîne une rotation à gauche. L'agent converge naturellement vers les attracteurs et diverge des répulseurs. Une lecture de valeur analogique (5) permet de transformer le champ 4 en ordres moteurs. **B** - Vue de haut schématique du robot dans son environnement. Chaque neurone du champ pericorporel code pour un angle particulier. Un but est perçu comme une bulle positive (rouge) et un obstacle par une bulle négative (bleue). (figure extraite de Jauffret [2014]).

Nous utiliserons un champ par comportement élémentaire. Les comportements à valence positive, sont modélisés chacun par un champ de neurones pondéré par un poids positif. Ils représentent un cap à suivre (et à maintenir) par le robot. Les comportements de suivi d'objet, de retour au nid, ou de téléopération sont des comportements à valence positive. Les comportements à valence négative, sont modélisés par un champs de neurone pondéré par un poids négatif. Ils représentent un ou plusieurs caps que le robot doit éviter. Les obstacles, les dangers, les zones interdites, les objets dépréciés, sont des comportements à valence négative. Pour finir, un autre champ, noté ϕ , enregistre le résultat de la somme (on dira aussi fusion) de tous ces comportements. Ce champ résume l'ensemble des motivations de l'agent, appetitives (valence positive) et aversives (valence négative). La consigne motrice effective apparaît comme la dérivée d'une fonction potentielle. Un mécanisme de read-out [Quoy et al. \[2003\]](#) opère une dérivation des activités du champs ϕ . La dérivée des potentiels positifs donne un point attracteur, et celle des potentiels négatifs un répulseur (voir [Cuperlier et al. \[2006\]](#) pour plus de détails).

La dérivée de ϕ est définie telle que :

$$\frac{d\phi}{dt} = f_{att}(\phi) + f_{rep}(\phi) \quad (2.12)$$

$$f_{att}(\phi) = -\lambda_{att} \cdot \sin(\phi - \phi_{att}) \quad (2.13)$$

$$f_{rep}(\phi) = \lambda_{rep} \cdot \sin(\phi - \phi_{rep}) \quad (2.14)$$

Avec $f_{att}(\phi)$ et $f_{rep}(\phi)$ représentent respectivement la force de rotation correspondant à une motivation appetitive et celle correspondant à une force aversive. λ_{att} représentent un coefficient d'amplitude associé à l'appétit et λ_{rep} celui associé à l'aversion. On notera que l'éventualité d'un équilibre parfait n'est pas impossible. Si l'on imagine un obstacle séparant le robot de son but dans un alignement parfait, alors les deux bulles d'attraction et de répulsion s'annihileraient mutuellement. En pratique, ce cas est peu probable dans un monde réel en raison du bruit résultant de l'imperfection des capteurs et effecteurs (point d'équilibre instable).

Le contrôle moteur par des champs de neurones dynamique présente plusieurs propriétés intéressantes :

- Bénéficier des propriétés de filtrage et du compromis compétition/coopération. Les consignes peuvent être fusionnées si elles sont proches (coopération), et une seule est sélectionnée si elles sont éloignées (compétition).
- Les consignes contradictoires peuvent cohabiter dans un même champs, pourvu qu'elles adoptent le même codage et le même référentiel.
- Les effets mémoires apportent une stabilité au système malgré l'absence d'entrées.
- Permet d'éliminer les régimes oscillants parasites.

Malgré tous ces avantages, les champs de neurones dynamiques possèdent un inconvénient de taille. Les champs de neurones dynamiques sont difficiles à paramétrer et peu enclin à s'adapter au changement, mais ils permettent toutefois d'obtenir une solution efficace pour la fusion/sélection de stratégie, tout en proposant un cadre directement adapté au contrôle moteur.

La vitesse linéaire est calculée suivant l'équation 2.15. Cette vitesse est toujours limitée par la réponse des capteurs de proximité. Lorsque le robot se retrouve dans une zone à obstacles, la vitesse linéaire est réduite pour permettre un contrôle moins sensible et gagner en précision.

$$v_l = V_{max} * (1 - \max_{x \in [-\theta; \theta]} (A(x) * C(x))) \quad (2.15)$$

x est le x^{me} neurone du champs. $x \in [-\theta; \theta]$, est le champs de vision des capteurs, dans cette expérience θ est égale à 180° . $C(x)$ est un noyau gaussien centré sur 0, ce qui permet d'atténuer l'effet des capteurs latéraux. $A(x)$ est l'activité du x^{th} neurone bornée entre $[0; 1]$

2.4 Formalisme des systèmes cognitifs

L'évolution des architectures robotiques et leur complexification amènent un besoin de comparer des modèles différents pour un même problème. Dans le cas d'une tâche dans un cadre de test relativement contrôlé, des critères de performances peuvent être mis en place. Ces critères rendent uniquement compte de l'optimalité du système robotique face à la tâche considérée. Par contre, lorsqu'il s'agit de comparer la capacité des modèles à faire émerger une capacité cognitive ou une autre, il faut rendre compte de la totalité du problème pour trouver les points communs et les différences. Certains formalismes rendent compte d'une partie du problème (Steels [1994], Ikegami [1993]). D'autres, comme Smithers [1995] prennent en compte l'interaction agent-environnement. Smithers propose par exemple des mesures du comportement d'un robot dans son environnement en utilisant les mesures empiriques venant des systèmes dynamiques Kelso [1997] (exposant de Lyapounov, dimension de corrélation ...). Cependant les mesures sont lourdes à mettre en place et les applications sont simples [1995]. De plus, l'analyse des réseaux de neurones artificiels restent difficile notamment la comparaison avec des systèmes biologiques. Les comparaisons sont possibles quand les réseaux sont de petites tailles et sans rebouclages. Très souvent, les problèmes complexes que nous traitons demandent des réseaux neuronaux qui sont de grandes tailles.

Nous présenterons dans cette section de manière simple, le formalisme introduit par Gaus-

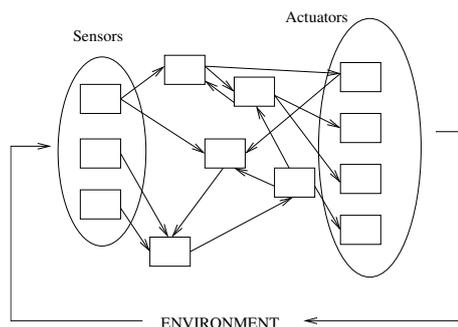


FIGURE 2.14 – Architecture pouvant être manipulée par notre formalisme.

sier Gaussier [2001]; Maillard et al. [2005]; Prepin and Revel [2005] pour l'étude des systèmes cognitifs. Ce formalisme a l'avantage de décrire de manière concise et synthétique les architectures de contrôles développées, contrairement à la figure 2.14 qui montre une architecture

compliquée et difficile à analyser. De plus ce formalisme s'accorde avec l'approche constructiviste que nous suivons. Ce formalisme vise à faire émerger les briques élémentaires suffisantes à l'obtention d'un nombre sans cesse croissant des comportements.

2.4.1 Représentation graphique

La représentation graphique des architectures de contrôle sera utilisée tout au long de ce manuscrit. Il est important d'en décrire en détail les différents composants pour faciliter la lecture de la suite.

Nous considérons un système cognitif comme un graphe orienté où un certain nombre de noeuds (groupe de neurones) sont reliés entre eux pour faire circuler l'information. Chaque noeud représente une fonctionnalité qui va de la simple opération logique ("OU", "ET",) à l'opération de filtrage ou même conduire à l'émergence d'une dynamique comportementale (WTA, Conditionnement ...). Chaque noeud accède en entrée à des vecteurs de données $|x\rangle$ et produit un vecteur de sortie $|y\rangle$ (Figure 2.15), les vecteurs sont constitués exclusivement de neurones dans les modèles que nous développerons. Les noeuds sont reliés par des connexions synaptiques

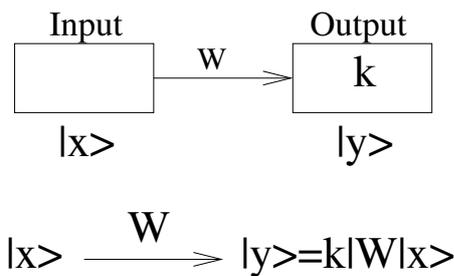


FIGURE 2.15 – Schéma entrée-sortie entre deux noeuds reliés par des connexions

(matrice de poids W) qui peuvent être de différents types :

- Les connexions de 1 vers 1 (one to one) qui relient par paires les neurones de deux noeuds. L'apprentissage n'est pas autorisé sur ces connexions. Leurs poids sont fixés à l'avance et permettent d'exhiber des comportements réflexes. On les appellera aussi *liens inconditionnels* ou *liens réflexes*. La matrice des poids de ces connexions est symbolisée par un trait oblique ("slash") au milieu du lien.
- Les connexions de 1 vers tous (one to all) qui relient tous les neurones d'un groupe avec l'ensemble des neurones d'un autre groupe. On les appellera aussi *liens conditionnels*. Les poids de ces connexions sont modifiables par les interactions avec l'environnement induisant des capacités d'apprentissage. On représente la matrice des poids dans ce cas par une double barre oblique ("double slash") au milieu du lien.
- Les connexions de 1 vers un voisinage (one to neighborhood) qui relient un certain nombre de neurones d'un groupe avec une partie des neurones d'un autre. Leur poids sont aussi modifiables et permettent des apprentissages. Ils sont représentés dans ce cas par un "V" au milieu du lien.

La fonctionnalité d'un groupe de neurone et des connexions est régie par un opérateur k . Cet opérateur défini :

1. La règle de mise à jour des neurones en fonction des entrées et des poids synaptiques.
2. La règle d'évolution des poids (règle d'apprentissage).
3. La compétition entre les neurones d'un groupe (dans le cas échéant).

La figure 2.16 synthétise les notions présentées.

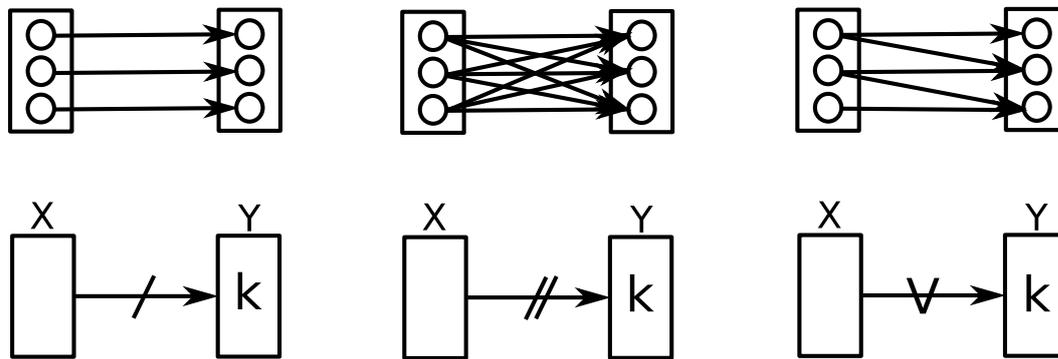


FIGURE 2.16 – Schéma formalisant les 3 types de connexions entre noeuds. De gauche à droite : les connexions de 1 vers 1 (lien réflexe), les connexions de 1 vers tous (lien apprenant), les connexions de 1 vers un voisinage (lien pouvant apprendre ou projection).

2.4.2 Ecriture formelle

Le formalisme développé possède une notation permettant de mettre les systèmes en équations. L'écriture formelle est présentée ici à titre informatif, elle ne sera pas très utilisée dans la suite des travaux. Les entrées et les sorties des systèmes cognitifs sont représentées sous forme de vecteurs en utilisant la notation "bra-ket" très utilisée en mécanique quantique. Un vecteur x est noté $|x\rangle$ et son transposé $\langle x|$. $|x\rangle$ représente l'activité d'un groupe de neurones de dimension m avec $|x\rangle \in R^{+m}$. $\langle x|x\rangle$ est un scalaire représentant la norme L^2 de $|x\rangle$.

Soit un groupe de neurone Y d'activité $|y\rangle$ ayant une fonctionnalité k , si Y est relié à un groupe de neurone X d'activité $|x\rangle$ alors $|y\rangle$ est déterminé par la relation :

$$|y\rangle = k(W|x\rangle) \quad (2.16)$$

k est l'opérateur indiquant comment appliquer la matrice des poids W au vecteur $|x\rangle$. k peut avoir une fonctionnalité très simple comme le produit matricielle entre une matrice de poids W et un vecteur d'entrée $|x\rangle$ ceci correspondrait à un neurone formel de Mc Culloch et Pitts. Cependant k peut avoir d'autres fonctionnalités par exemple un calcul de distance entre les colonnes de W et le vecteur $|x\rangle$.

2.5 Conclusion

Les réseaux de neurones ainsi que l'utilisation d'un formalisme cognitif semblent indispensables pour la construction de modèle essayent de mimer des comportements adaptatifs. Les réseaux de neurones seront utilisés car ils possèdent des capacités d'apprentissage permettant l'adaptation à l'environnement. L'architecture PerAc sera à la base de nos développements car nous soutenons l'idée que les sensations sont des éléments précurseurs de l'action. Enfin, le formalisme cognitif que nous avons décrit, permet d'avoir une vue d'ensemble du problème et d'obtenir une conception de systèmes cognitifs minimal. Les éléments constituant l'architecture sont élémentaires.

all we really want is otherness, tossing from side to side, and greeting every toss with shouts of welcome, and of contempt for the previous toss

– Bernard Berenson

Berenson le robot amateur d'art

1

3.1 Introduction

Nous présentons ici une nouvelle expérience pour étudier comment un robot autonome peut développer des préférences esthétiques à travers des interactions sociales. C'est une première étape d'un projet à long terme qui a pour but de concevoir un robot comme un amateur d'art et comme un médiateur de musée.

Deux aspects sont étudiés dans ces expériences : D'une part, nous étudions comment un modèle minimal d'évaluation esthétique peut être implémenté sur un robot et utilisé pour réguler le comportement du robot (Aller vers des objets d'une certaine valence). D'autre part, nous étudions les modalités d'interaction entre le robot et les visiteurs du musée (Vidal [2012a]). Notre but étant de comprendre jusqu'à quel point le robot peut être entraîné à préférer des objets et dans le même temps comment sa présence, et surtout l'expression de son esthétique artificielle peut attirer l'attention des visiteurs et jouer un rôle dans leur manière de regarder des objets.

Les ambitions du projet sont :

- Un robot qui mette en œuvre des formes de comportements interprétables en terme de "conduite esthétique".
- Une intervention expérimentale, par ce biais, sur le comportement des visiteurs du musée.
- Une contribution expérimentale à la réflexion sur la notion de "conduite esthétique".

Les expériences ont eu lieu essentiellement au musée du Quai Branly à Paris. Ce sont les premières contributions au projet en partenariat avec des ethnologues de l'IRD (URMIS/Paris Diderot).

La présentation du robot a trois objectifs :

1. Présenter un artefact qui brouille les distinctions habituelles entre les visiteurs et les objets qui leurs sont présentés dans les collections. En effet, une caractéristique commune à la plupart des artefacts présentés au quai Branly est de ne pouvoir être considérés

¹Tout ce que nous désirons réellement est l'altérité, se jetant d'un côté à l'autre, et saluant tout rejet avec des cris de bienvenu, et de mépris pour les anciens rejets.

comme de simples objets inertes. Ces derniers se sont presque toujours vus attribuer dans leurs cultures d'origine une forme ou une autre d'"agentivité", avec pour conséquence de brouiller les distinctions "ontologiques" qui nous sont familières entre les "gens" et les "choses". Or l'intérêt du robot que nous présentons est d'être un objet contemporain qui possède jusqu'à un certain point cette même caractéristique. Les robots (humanoïdes ou pas) sont progressivement dotés aujourd'hui de capacités d'autonomie et d'agentivité qui peuvent tout aussi aisément nous dérouter. Ainsi l'un des objectifs de cette présentation sera d'offrir aux visiteurs du Musée une forme d'expérimentation avec un robot qui soit susceptible – nous l'espérons – de susciter leur réflexion sur la manière dont s'établissent (mais aussi dont peuvent éventuellement varier) les critères permettant d'établir la frontière entre les "gens" et les "choses" dans notre culture comme dans celles d'où proviennent les objets présentés.

2. Montrer un modèle d'apprentissage associatif relativement simple à ce stade initial de notre série d'expérimentation au Musée, permettant à notre robot de développer progressivement un sens esthétique artificiel dont il aura fait l'apprentissage dans le cadre du plateau des collections, en interaction avec les visiteurs.
3. Etudier la validité des modèles développés au laboratoire lors d'un passage à l'échelle, et d'une utilisation en dehors du cadre contrôlé du laboratoire. Un grand nombre d'acteurs prennent part à ces expérimentations dans des environnements centrés sur les humains et riches en objets.

Il existe ainsi des interactions de différentes sortes :

1. Interaction Robot-Objet : Le robot apprend les œuvres et modifie son comportement selon son appréciation.
2. Interaction Robot-Expérimentateur : Les concepteurs du robot prennent part très souvent à l'expérience. Les modifications apportées en ligne au programme du robot, le choix du comportement à exhiber, sont aussi contrôlés par l'expérimentateur. L'intrusion de l'expérimentateur influence le comportement du robot et des visiteurs qui remarquent la présence du concepteur.
3. Interaction Expérimentateur-Visiteur : Les discussions entre les concepteurs et les visiteurs, modifient la perception de ces derniers sur le comportement du robot. On remarque deux phases chez le visiteur, avant l'explication de l'expérience et après.
4. Interaction Homme-Robot : Les visiteurs apprennent au robot les objets qu'il est sensé (selon eux) apprécier ou déprécier, et attendent une restitution de leur apprentissage sous la forme d'une modification de comportement.
5. Interaction Homme-Objet : Le comportement du robot peut-il biaiser l'attention du visiteur en l'amenant à s'intéresser à des objets auxquels il ne se serait pas intéressé autrement

Rappelons qu'il s'agit d'une expérience inédite soumise aux aléas de toute expérimentation à caractère scientifique. La séance de discussion prévue avec les concepteurs de ce projet permettra à la fois de présenter ce projet plus en détails et de discuter de l'expérience en cours et de ses

enjeux théoriques pour diverses disciplines : muséographie, anthropologie, sciences cognitives, robotique et intelligence artificielle.

Les musées sont des lieux intéressants pour l'étude des interactions homme/robot. Le robot y a un statut ambivalent, il n'est ni un visiteur comme les autres, ni une oeuvre d'art comme les autres. Il augmente la curiosité naturelle des visiteurs. De plus les musées nous permettent d'avoir accès à un large panel de visiteurs et une grande variété d'oeuvres.

Notre système n'est au début qu'un leurre, une machine entre le visiteur et l'oeuvre exposée. Le robot est assez discret du fait de l'obscurité qui règne dans le musée. Les visiteurs ne le remarquent qu'une fois proches de lui. Nous cherchons à voir les liens que peut créer un robot entre les visiteurs et les objets. Le robot devrait jouer idéalement un rôle de médiateur à deux titres. D'une part, il est médiateur pour les visiteurs du musée, il doit permettre à terme de partager l'attention des visiteurs sur des oeuvres auxquelles ils n'auraient peut-être pas prêté attention. D'autre part, c'est un médiateur pour notre recherche. Il est un outils scientifique qui nous présente ce qui se cache derrière le fait de prêter des intentions à un artefact. La question de l'esthétique nous permet de créer et de maintenir une interaction avec quelqu'un (quelque chose) qui n'a a priori pas de théorie de l'esprit et sur qui nous allons projeter nos propres intentions. Le sens esthétique n'est qu'un effet de bord d'une architecture apprentissage dans un cadre d'interaction sociale.

Souvent lorsqu'un robot est utilisé dans un musée c'est comme une oeuvre d'art lui même ou bien comme un guide pour les visiteurs (Thrun et al. [2000]; Faber et al. [2009]; Chella and Macaluso [2006]). L'esthétique artificielle ne doit pas être confondue avec les performances esthétique mettant en scène des agents artificiels, ou bien avec la conception d'agent esthétiques (Shem-Shaul et al. [2003]). Nous proposons une toute nouvelle approche en utilisant un robot qui ne rentre pas dans les catégories définies. Il ne peut être défini comme un visiteur ou un médiateur humain, ni être défini comme un artefact parmi d'autres qu'on peut voir dans un musée. Berenson a été conçu de manière à combiner ces trois fonctions (visiteur, médiateur, oeuvre).

Nous avons implémenté une architecture qui intègre la navigation, la reconnaissance de scènes, le suivi d'objets, des conditionnements pavloviens, et des outils d'interaction homme/robot. Dans cette expérience nous avons testé et évalué la capacité de notre architecture à contrôler un robot dans des environnements à fortes affluences contenant des objets fragiles. Les différentes manifestations nous ont permis de valider la réaction des visiteurs du musée et nous a permis d'obtenir des indications sur les possibles développement des capacités d'interaction de notre robot.

Nous nous sommes focalisé ici sur le capacité du robot à être accepté par les visiteurs et les employés du musée. Nous avons cherché à savoir si le robot était capable d'apprendre des objets, de leur associer des valences émotionnelles, et de modifier son comportement par rapport à son apprentissage (aller uniquement vers les objets positifs), dans un cadre de référenciation sociale (Klinnert [1984]; Boucenna et al. [2010b]).

3.2 Le robot Berenson

Nous avons appelé notre robot "*Berenson*" en référence Bernard Berenson. Berenard Berenson est un historien de l'art du 19ème siècle, spécialiste de l'art Italien de la Renaissance. Ce robot est le premier outil à notre connaissance qui permet d'étudier l'esthétique artificielle d'un point

de vue développementale et incarné (*"embodied"*). Il existe certains algorithmes, formalismes mathématiques, et modèles neuro-computationnels qui tentent d'établir un cadre formel de l'esthétique (Schmidhuber [2010]). Seulement, ces algorithmes ne sont jamais mis à l'épreuve dans un cadre sociale et/ou incarné. L'évaluation de ses systèmes est le plus souvent basé sur des études de performances, de convergence mathématique, ou d'observation neurobiologique (corrélat neuronaux) Kawabata and Zeki [2004] (Voir chapitre 1).

Berenson, est un outil d'étude comportementale. Bien que les performances des algorithmes embarqués soient étudiées, l'accent est mis sur la cohérence du comportement et la capacité des humains interagissant avec le robot à lui attribuer des intentions et des comportements d'amateur d'art. De la sorte, l'apparence de Berenson est conçue de manière à mimer l'apparence d'un visiteur.

Le robot bien que doté de capacités cognitives reste une machine. Les parties mécaniques et électriques sont intentionnellement laissées apparentes. Ce design nous permet d'éviter les problèmes liés à l'uncanny valley (vallée de l'étrange) Mori [1970] (une traduction du papier existe en version française traduite par Isabel Yaya Mori et al. [2012].) Ce phénomène apparaît lorsque l'apparence du robot imite maladroitement (s'en approche fortement sans être parfait) l'apparence humaine, ce qui amène l'humain à considérer le robot comme un zombie. Mais il ne suffit pas d'un robot parfait ou d'un robot à la mécanique apparente pour éviter la vallée de l'étrange. Les capacités comportementales et cognitive du robot, bien que minimales, doivent avoir une cohérence qui facilite son acceptation. La courbe de Mori est certainement inspirée des travaux de Wundt [1874] sur le rapport entre l'intensité d'un stimulus et le plaisir qu'il évoque Tondou and Bardou [2009] (voir chapitre 1).

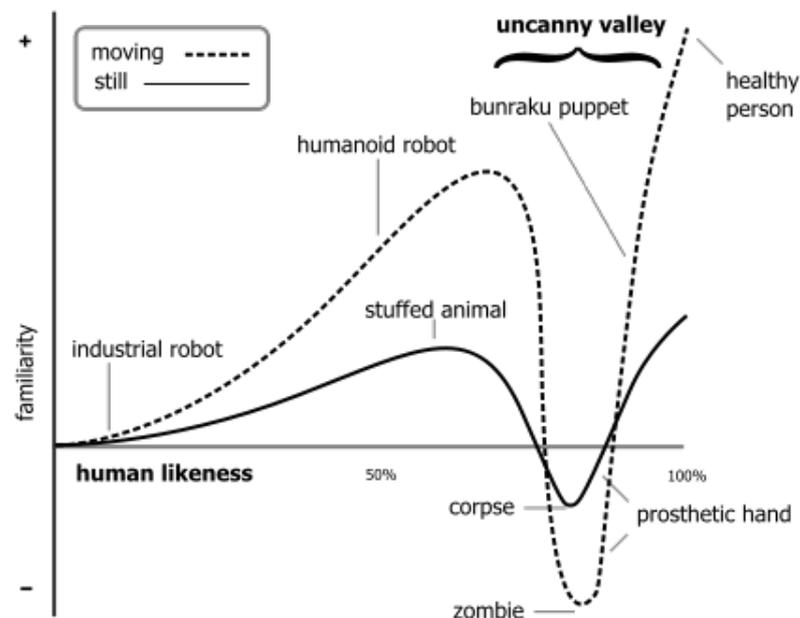


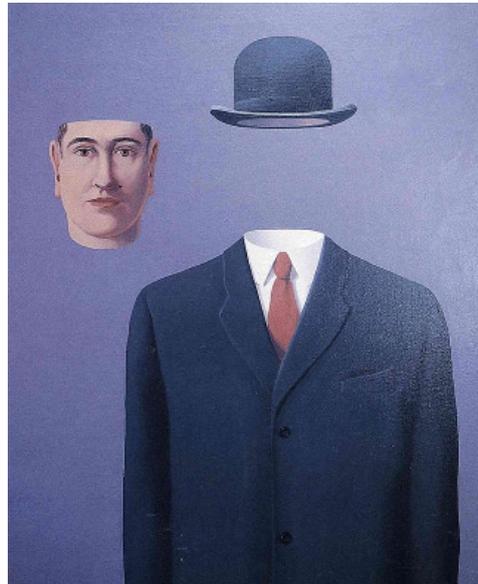
FIGURE 3.1 – Courbe de la vallée de l'étrange selon Mori.

Mori étudie la réaction des gens face à des robots se rapprochant plus ou moins de la forme

humaine. Selon Mori, les robots imitant les caractéristiques humaines mais sans trop s'en approcher suscitent un sentiment de familiarité. Par contre, si cette imitation est trop fidèle aux caractéristiques humaines sans être strictement parfaite, les machines provoquent une perte complète de familiarité. Mori propose les marionnettes du théâtre traditionnel japonais comme un bon modèle de familiarité. Ces marionnettes ressemblent peu à de véritables êtres humains, mais font illusion lorsqu'ils se mettent en mouvement sur scène. Ces observations, bien que sujettes à plusieurs critiques, permettent de questionner l'interaction homme-robot d'un point de vue anthropomorphique (voir la section *Anthropomorphisme*). Elle oppose ainsi, deux manières de construire un robot. D'une part, une conception selon laquelle il faut imiter l'humain le plus fidèlement possible (Kahn Jr et al. [2007]). D'autre part, une conception qui considère le robot comme un simple artefact. Un artefact, qui doit néanmoins être construit de manière à provoquer chez l'humain une projection anthropomorphique et ainsi susciter de la familiarité envers cet artefact. Nous décrivons ici l'aspect mécanique et électronique du robot ainsi que le scénario (ou les scénarii) expérimental.



(a)



(b)

FIGURE 3.2 – Peintures de Magritte, the Pilgrim et Son Of Man.

Pour mimer l'apparence d'un visiteur de musée et faciliter son acceptation par les visiteurs, nous avons habillé Berenson d'un chapeau melon et d'un long manteau noir. Berenson ne doit pas déranger la visite des humains et ne doit être vu qu'une fois proche de l'humain. Souvent les visiteurs identifient Berenson à des personnages de cinéma, de littérature ou de peinture. Il est couramment comparé à un *Magritte* sûrement en rapport avec la peinture du *Pilgrim* (fig.3.2(a)) ou bien *The son of man* (fig.3.2(b)). D'autres, le comparent aux personnages de Tim Burton, sans en spécifier un en particulier. Les enfants, de leur côté, l'appellent le robot, et s'adressent à lui par le nom de *Monsieur*. Ces différentes appellations, laissent penser que les visiteurs bien que déroutés par la présence de cet être mécanique de prime abord, essaient rapidement de

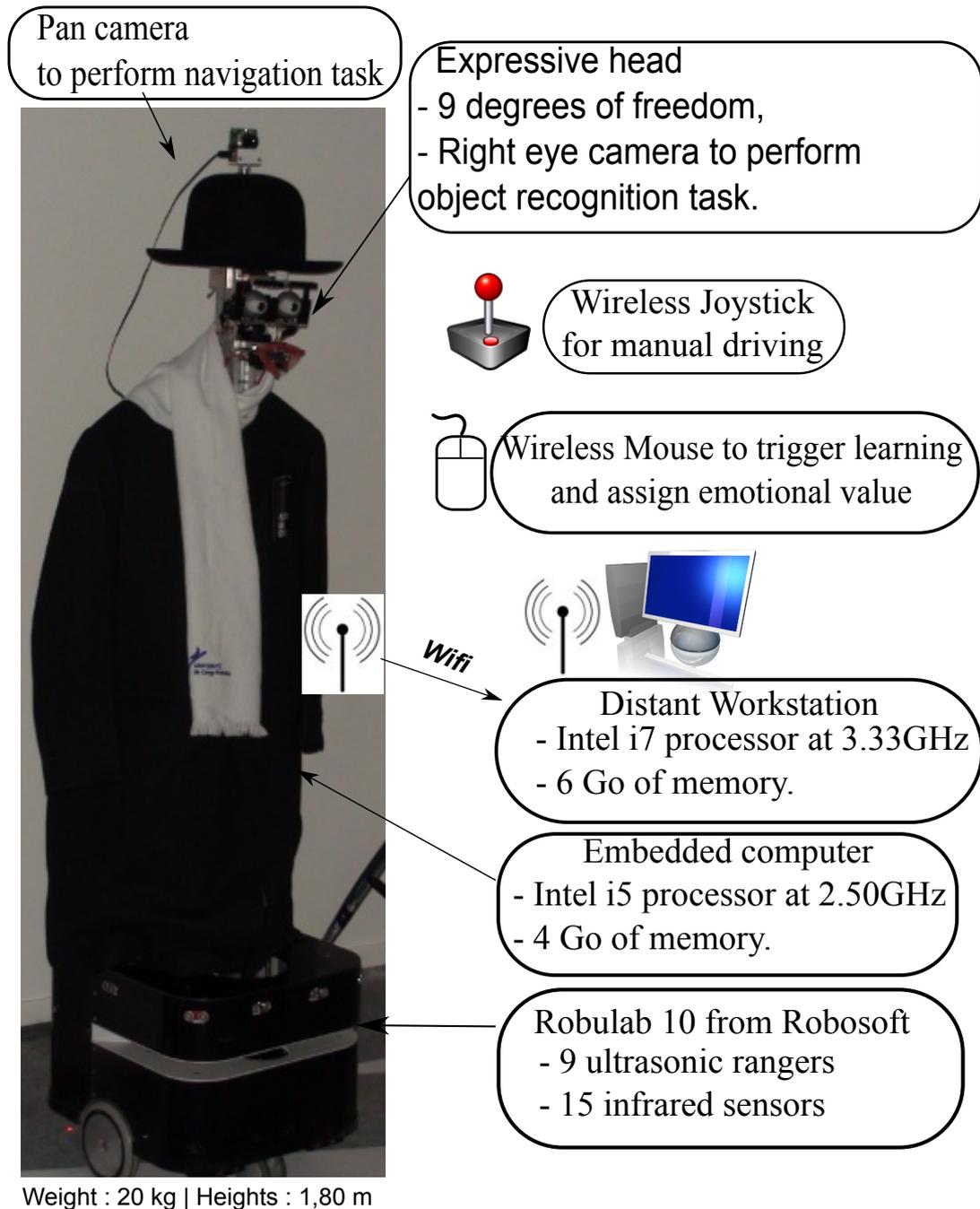
l'intégrer à leur conception du monde en l'identifiant à des personnages qu'ils connaissent et qui ne leur semblent pas offensifs outre mesure. Au-delà, de la vallée de l'étrange, Berenson évite aussi le syndrome du *Frankenstein*. Un syndrome sur lequel joue beaucoup Isaac Asimov dans le cycle des robots, et qui représente un blocage contre l'intégration des robots dans la société civile, qu'essaie de combattre le directeur *Lanning* de l'US Robotics.

Le robot est composé d'une base mobile type Robulab10 de chez Robosoft, d'un PC embarqué et d'une tête expressive. Il pèse une vingtaine de kilos et mesure 1,80m. La base mobile reçoit les commandes des roues et envoie les données des capteurs de proximité. Elle est dotée d'une ceinture de 15 infrarouges à 10cm du sol et d'une seconde ceinture de 9 ultrasons à 35cm du sol. Cette double ceinture est indispensable au musée du Quai Branly. En effet, les infrarouges seuls échouent à la détection des vitres et des surfaces noires. Pendant que les ultrasons ont du mal à détecter les obstacles très bas. Les roues du robot sont assez puissantes et permettent au robot d'atteindre les $3m/s$, mais cette vitesse est diminuée à $1m/s$. Ce déplacement lent donne une impression de flânerie laissant par la même occasion du temps aux algorithmes pour détecter et poursuivre la cible en temps-réel.

La tête expressive est munie de 13 degrés de liberté (ddl) chacun actionné par un servomoteur. Il y a quatre degrés de liberté dans les sourcils, un autre contrôle le tilt du front, cinq ddl contrôlent la bouche (deux pour une ouverture horizontale, deux pour le tilt et un pour la mâchoire), et enfin trois ddl contrôlent le tilt des yeux et le pan de chaque oeil. Chaque oeil est doté d'une caméra, mais une seule sera utilisée dans la suite des travaux. Tous les servomoteurs sont contrôlés par une carte de contrôle série de type SSC32. Tous les servomoteurs sont contrôlés en même temps ce qui permet une bonne dynamique expressive (changement d'expression en 200 à 400ms). La tête expressive est montée sur un mécanisme pan qui fait office de cou. Le cou peut effectuer une rotation de 180 degrés. Il permet, en premier lieu, d'élargir le champ de vision du robot, le champ de vision de la caméra est de 60 degrés en largeur, le pan des yeux augmente ce champ de vision à 120 degrés, et le mouvement du cou permet d'atteindre 180 degrés. De plus, le cou pouvant se tourner plus vite que le corps du robot, il permet de fixer l'objet pendant que le corps se stabilise en face de l'objet. Finalement, on a ainsi une meilleure lecture du comportement du robot, le mouvement du cou étant rapide et brut, les changements de direction sont plus perceptibles. Il est aussi doté d'une boussole magnétique et d'une caméra pan au-dessus du chapeau qui lui permettent de faire une navigation allocentrique. Voir figure 3.3. Un PC est embarqué dans le coffre du robot muni au début d'un processeur i5 à 2.5Ghz avec 4 Go de mémoire, puis remplacé par un i7 à 3.3Ghz et 6Go de mémoire. Tous les algorithmes présentés dans la suite, sont embarqués sur ce PC. Un second PC de bureau est utilisé uniquement pour un retour vidéo nécessaire au moniteur du développeur, et pour montrer aux visiteurs les différents algorithmes et la manière de percevoir du robot.

3.3 Les expérimentations au musée

Notre modèle d'appréciation esthétique a été testé dans des lieux à forte composante artistique et esthétique comme les musées et les galeries d'art. Les musées sont un champ particulier d'affordance. Ils permettent de voir des œuvres sous plusieurs angles différents. Nous développons des sentiments face à des objets qui varient en fonction du contexte (des contextes avec des modalités différentes). Ceci nous apprend aussi à détecter les ambiguïtés et à développer nos capacités de méta-contrôle pour détecter des incohérences.



Robot "Berenson".
Dressed and named in a playful reference to the art historian
Bernard Berenson.

FIGURE 3.3 – Illustration du design et des spécifications techniques du robot Berenson.

Pour les humains les musées sont, entre autres choses, des lieux d'éducation, il pourrait en être de même pour les robots. Ces apprentissages au musée peuvent avoir des impacts en dehors du musée. Ce qui permet de créer des robots créatifs. De plus, les musées offrent un excellent lieu d'expérimentation et d'interactions naturelles avec des sujets naïfs (sujets très peu familiers avec les systèmes robotiques). Contrairement aux environnements contrôlés dans les laboratoires, où le plus souvent les systèmes robotiques d'interaction sont testés par les concepteurs eux-mêmes ou bien par leurs collègues tout aussi experts en robotique. Par ailleurs, les musées sont des lieux d'expériences qui nous permettent de bénéficier d'un grand nombre de visiteurs avec des backgrounds différents et des intérêts personnels différents et d'une grande collection d'œuvres (stimuli différents).

Les expériences sur le sens esthétique artificiel ont principalement eu lieu au musée du Quai Branly à Paris. La première expérience au musée a duré une semaine, du 7 au 14 avril 2012, à raison de 4h par jour dans une zone de travail de $20m \times 15m$ contenant 25 œuvres. Une seconde expérience a pris place dans le même musée du 1 au 10 mai 2013 à raison de 6h par jour. Finalement, Berenson fait partie aujourd'hui de l'exposition "Persona", une exposition de plus de 8 mois au musée du Quai Branly. Le robot a aussi participé à d'autres manifestations artistiques, comme l'exposition Futur En Seine à l'Hôtel d'Agglomération à Cergy-Pontoise et à la galerie d'art de l'école nationale d'art de Cergy dans le cadre du projet Objets Non Standards (ONS).

L'expérience au musée permet de valider différents points. Premièrement, nous cherchons à savoir si notre robot peut évoluer dans un environnement fortement contraint sans causer de dégâts aux visiteurs, aux œuvres, ou à lui même. Ensuite, il faut déterminer le taux d'acceptation du robot par les visiteurs. Finalement, nous essayons d'évaluer les performances de notre système face aux problèmes de passage à l'échelle.

3.4 Comportements du robot

Dans ces expériences, le robot devait développer ses propres préférences artistiques par une interaction dynamique avec les visiteurs. Il visitait le musée en se dirigeant uniquement vers les œuvres associées à une valence positive tout en évitant humains et obstacles.

Au début le robot se promène de manière aléatoire avec évitement d'obstacles et retour périodique à sa station de base. Au fur et à mesure de ses interactions avec les visiteurs, la trajectoire du robot devient cependant de moins en moins aléatoire. Il se dirige en fonction des goûts qu'il acquière. Son comportement est régulé par ses préférences esthétiques : réagissant positivement devant les objets que les visiteurs auront aimé et lui auront fait « apprécier », en se dirigeant vers ces objets avec un visage souriant, et inversement il aura tendance à éviter les objets que les visiteurs n'auront pas aimé en affichant un visage triste. Le robot se constituera une sorte de mémoire esthétique - esthétique artificielle (EA) - que nous mettrons par la suite à l'épreuve dans d'autres contextes.

Lorsque l'énergie du robot est trop faible (baisse de la tension de la batterie), grâce à un système de retour au nid "homing" (Cuperlier et al. [2007]), le robot rejoint sa station de recharge. Finalement, par moment, les expérimentateurs déclenchent un comportement de navigation spécifique. Dans cette navigation, le robot fait le tour de la zone insulinde (zone de travail au musée du Quai Branly), en exprimant ses préférences grâce à sa tête expressive, mais sans se diriger vers les objets ni les éviter. Ce comportement de ronde, nous permet de comparer les réactions du public en l'absence du robot, face à un robot inexpressif qui répète la même séquence et



FIGURE 3.4 – La figure 3.4(a) montre une situation d’interaction entre Berenson, une oeuvre d’art et l’expérimentateur. Les figures 3.4(b) et 3.4(c) montrent un comportement typique des enfants face au robot. Au début fig.3.4(b) les enfants s’interrogent sur cet être mécanique et écoutent attentivement leur professeur. Par la suite, et assez vite, les enfants intègrent la présence de Berenson dans leur monde et s’en amusent. L’image fig.3.4(d) est tout aussi intéressante. Un enfant prend une photo du robot et la lui montre. L’enfant se soucie de l’avis du robot sur ses capacités photogéniques.

finalement face à un robot inexpressif.

La procédure d’apprentissage est simplifiée pour faciliter la prise en main du robot par les visiteurs. Nous verrons dans le chapitre 5 que notre système est capable d’attribuer des valences émotionnelles à un objet au travers d’une communication par des expressions faciales. Les expressions faciales pour communiquer les valences au robot ne sont pas utilisées au musée du Quai Braly, mais nous les avons réutilisés au laboratoire notamment dans le chapitre sur les conditionnement du second ordre.

Des médiateurs ont pris part à ces premières expériences pour nous assister dans l’animation. Les médiateurs demandaient aux visiteurs qui voulaient bien prendre part à l’expérience (la majorité des visiteurs y étaient très favorables) de sélectionner l’oeuvre qui leur plaisait le plus ou bien l’oeuvre qui leur plaisait le moins. Ensuite les visiteurs (ou parfois les médiateurs ou les expérimentateurs) guidaient le robot grâce à un joystick en face de l’objet à apprendre. Une fois arrêté devant l’oeuvre, nous demandions aux visiteurs de bien centrer le champ de vision du robot sur l’oeuvre. Cette procédure s’est révélée extrêmement compliquée. En effet, les images recueillies par la caméra des yeux du robot montrent la difficulté qu’ont eu les visiteurs pour savoir si le robot était bien en face de l’oeuvre ou pas. Nous discuterons de ce problème plus tard et nous proposerons des solutions pour la suite.

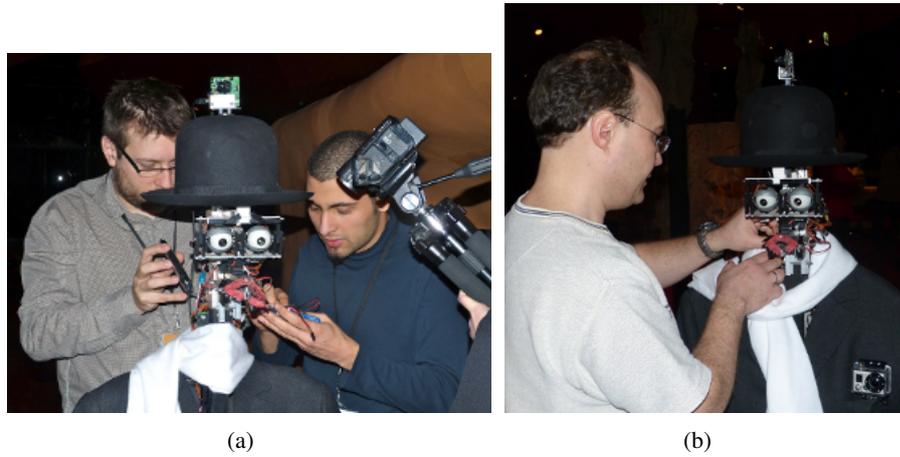


FIGURE 3.5 – Ces images montrent le comportement des concepteurs vis-à-vis du robot. Dans ce cadre le robot est considéré en dehors de son contexte actuel (au musée). Le robot redeviens une machine électro-mécanique habillée d'un manteau et un écharpe.



FIGURE 3.6 – Le robot "berenson" au musée du Quai-Branly durant une interaction triadique (Visiteur-Oeuvre-Robot). Le visiteur apprend au robot à reconnaître la statue en avant plan en lui associant une valence positive. Le robot est guidé par le visiteur en utilisant un joystick. Pendant cet apprentissage, le visiteur prend la place du médiateur de l'expérience et explique à d'autres visiteurs l'objet de la manifestation et la manière avec laquelle il participe à l'éducation du robot.



FIGURE 3.7 – Le robot "Berenson" au musée du Quai Branly affichant un visage triste devant une oeuvre qu'il n'apprécie pas.

Pour attribuer une valence émotionnelle à un objet, les visiteurs utilisaient une souris à deux boutons. L'un des boutons correspond à la valence positive et l'autre à la valence négative. Le robot associait alors la valence émotionnelle assignée (valence positive ou négative) à cet objet. Une fois relâché de l'emprise du joystick, le robot recouvrait son autonomie et se dirigeait vers les objets qu'il considérait comme positifs sans tenir compte des objets à valences négatives ou neutres. Les figures fig.3.6 et fig.3.7 montrent Berenson en pleine interaction triadique avec un visiteur et un objet.

Berenson, exhibe différents comportements :

- Visiter aléatoirement son environnement.
- Donner la possibilité aux humains de le contrôler par téléopération.
- Associer des valences émotionnelles aux objets grâce à son interaction avec les visiteurs (chapitre 4)
- Exprimer son appréciation/dépréciation vis à vis des objets (appris ou non appris).
- Revenir à sa station de recharge.
- Effectuer une ronde autour de sa zone de travail.
- Susciter des réactions d'anthropomorphisation et redistribuer le regard des visiteurs.

Un seul des trois comportements principaux, qui sont le retour à la base de recharge, la ronde et le suivi d'objet, est actif à la fois. Tout d'abord, un simulateur de charge de batterie inhibe la navigation pour le retour au nid, le robot navigue au milieu des œuvres se dirigeant vers celles

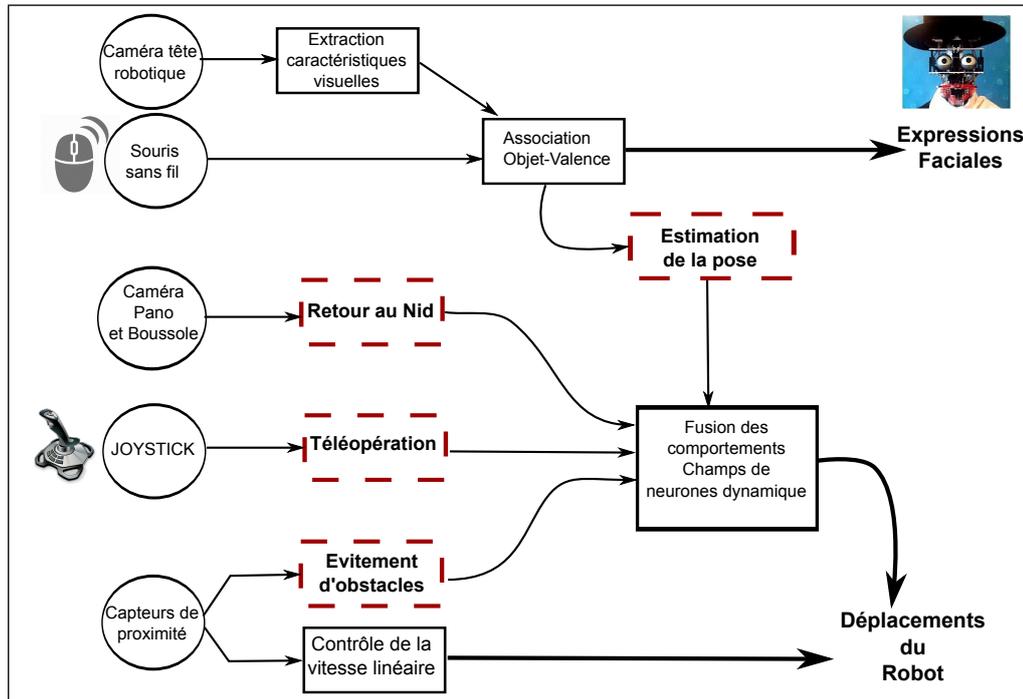


FIGURE 3.8 – Diagramme fonctionnel de l'architecture de contrôle. Les cercles représentent les entrées du système. Une première caméra récupère l'image de la scène en face du robot. Cette scène est associée à une valence émotionnelle grâce à la souris sans fil. Une seconde caméra, située au dessus du chapeau du robot, récupère une scène panoramique autour du robot. Cette caméra couplée à une boussole magnétique permet d'effectuer une navigation lieux-actions. Le joystick donne le contrôle à l'utilisateur. Les capteurs de proximité (une ceinture infrarouge et une ceinture ultrason) permettent d'éviter les obstacles et de moduler la vitesse linéaire.

Les rectangles rouges en pointillés représentent les différents comportements du robot. Les comportements de navigation (suivi d'objet, lieux-action, retour au nid) sont fusionnés dans un champ de neurones dynamiques qui permet de choisir l'action à effectuer, et d'opérer un asservissement. Le comportement d'affichage des expressions faciales est quant à lui directement contrôlé par l'appréciation du robot. De cette manière, quelque soit le type de navigation effectuée, le robot exprime toujours ses appréciations devant les objets qu'il rencontre.

Les comportements sont présentés dans l'ordre des priorités du bas vers le haut. Plus un comportement est prioritaire, donc de bas niveau, plus il est bas dans le diagramme. Sauf l'apprentissage des valences émotionnelles et l'affichage des expressions faciales qui est tout le temps actif.

qu'il préfère, ou bien interagit avec les visiteurs pour parfaire ses apprentissages. Après deux heures, le simulateur de charge inhibe le suivi d'objet et active le retour à la station de recharge.

La figure 3.8 résume le fonctionnement de l'architecture. Nous allons décrire dans cette section les différents comportements du robot, sauf celui de l'apprentissage et du suivi d'objet qui sera abordé plus en détail dans le chapitre suivant. Les aspects de modélisation seront décrits dans le chapitre 4. La procédure pour l'évitement d'obstacle est déjà traitée dans le chapitre 2.

Les musées sont des environnements stricts et les règles de sécurité étaient nos premières préoccupations. Pour cela, le robot devait se déplacer sans mettre en danger autrui ni son environnement, il devait être capable d'éviter des obstacles de nature différentes, statues, oeuvres,

vitrines, visiteurs. De plus, les conditions expérimentales imposaient un déplacement discret du robot, il ne devait pas gêner les visiteurs. Ce qui implique des mouvements naturels et continus. Par ailleurs, le robot était doté de plusieurs comportements, retour à la base de recharge, suivi des oeuvres, contrôle par joystick, et évitement d'obstacle. Tous ces comportements sont en compétition pour déterminer la direction que doit prendre le robot. Ceci suppose la fusion de tous ces comportements dans une seule architecture de contrôle, il est impossible d'arrêter l'expérience à chaque fois qu'un nouveau comportement doit prendre le relais. Pour cela nous avons utilisé des champs de neurones dynamiques (voir chapitre 2).

Seule l'orientation est contrôlée par le DNF, la vitesse linéaire est bornée à (0.3 m/s) ce qui correspond à la vitesse de la marche d'un visiteur au musée, et elle est abaissée selon l'activité des capteurs de proximité. L'évitement d'obstacle reste le comportement prioritaire, même lors du contrôle manuel, ainsi les opérateurs ou les visiteurs ne peuvent heurter un obstacle lorsqu'ils ont le joystick à la main.

3.4.1 Outils d'interaction homme-robot

Berenson est un robot destiné à des utilisateurs non-initiés. Les outils d'interactions doivent être assez intuitifs et ses déplacements lisses et sécurisés. Les utilisateurs peuvent contrôler le robot grâce à un joystick, mais ils restent tout de même limités dans les mouvements par la proximité des obstacles, et n'ont pas la possibilité d'effectuer des marches arrières. L'évitement d'obstacles reste le comportement de plus bas niveau, donc prioritaire sur tous les autres comportements. Néanmoins, le contrôle manuel du robot est prioritaire devant les comportements de navigation (retour au nid, ronde, suivi d'objet).

Dans toutes les expériences décrites ici, le contrôle manuel s'effectuait grâce au joystick sans fil. Le robot est soumis à des contraintes de temps réel (10hz). En dessous de cette fréquence le contrôle manuel devient plus difficile, car le robot perd de sa réactivité. Néanmoins, en laboratoire, nous avons transformé le bras du robot en joystick. De cette manière, contrôler le robot revient à le prendre par la main et le diriger selon l'inclinaison du bras. Nous avons mis à l'épreuve cette méthode de contrôle manuel en la proposant à des stagiaires et à des doctorants du laboratoire. Une première fois les sujets étaient invités à conduire le robot pendant que tous les autres comportements étaient inhibés avec le joystick sans fil puis en tirant sur le bras du robot. Dans une seconde étape, tous les comportements étaient activés pour une conduite avec joystick sans fil puis par le biais du bras. Nous avons par la suite demandé aux sujets de nous décrire leurs impressions. Les trois doctorants ayant participé sont déjà familiers avec le contrôle manuel par joystick sans fil.

Lors de la première mise en situations, les doctorants ont tous déclaré que l'utilisation du bras du robot pour le contrôler était plus simple et leur rappelait la manière avec laquelle ils dirigeraient quelqu'un de familier et de plus jeune. Par contre, la taille du robot (1m65) leur donnait plus l'impression de conduire un adulte aux faibles capacités cognitives que l'impression de réellement conduire un enfant. Ils ont aussi déclaré qu'ils étaient prêts à s'amuser plus longtemps avec le robot lors de l'utilisation du bras que lors de l'utilisation du joystick sans fil. Les cinq stagiaires, moins familiers avec les méthodes de contrôle par joystick utilisées dans le laboratoire, ont déclaré avoir les mêmes impressions que les doctorants. A savoir, un contrôle qui crée un rapprochement entre l'utilisateur et le robot, contrairement au joystick sans fil qui installe une forme de distanciation. Par ailleurs, les deux groupes ont apprécié avoir une main

libre pendant le contrôle. En effet, lors du contrôle par joystick sans fil, une main tient la base pendant que l'autre manipule le bâton du joystick.

Lors de la seconde mise en situation (tous les comportements activés), les deux groupes ont connu quelques difficultés à conduire le robot par le bras, à cause de l'évitement d'obstacle. En effet, lors du contrôle par le bras, l'utilisateur se positionne à côté du robot et de manière assez proche. Ceci a pour effet d'enclencher les capteurs de proximité latéraux et de forcer le robot à éviter l'obstacle présent sous la forme d'un humain. De plus les doctorants ont émis quelques réserves quant à l'apprentissage des vues panoramiques qui se retrouvent bruitées par la présence de l'utilisateur.

Ainsi, d'un point de vue esthétique, de prise en main, et d'anthropomorphisme, le contrôle par le bras du robot semble plus judicieux que le joystick sans fil. Néanmoins, dans les conditions expérimentales complètes, la proximité de l'utilisateur introduit des obstacles qu'il faut bien gérer pour simplifier le contrôle.

En plus du joystick nous avons utilisé une souris sans fil pour apprendre au robot quels objets apprécier au départ. Pour mettre en place une interaction naturelle, il serait préférable d'utiliser une communication émotionnelle au travers par exemple des expressions faciales. Sans oublier les problèmes que cela pose. Les émotions artistiques ne s'expriment pas nécessairement à travers le visage ; en revanche, les déplacements des visiteurs constituent un meilleur indicateur de leur intérêt pour les oeuvres. Le système de reconnaissance des expressions faciales ainsi que la communication sera détaillé dans le chapitre 5. Dans le cadre d'une communication émotionnelle, telle que nous la concevons, le robot et l'humain font face à un objet au début. Le robot regarde l'humain et suit son regard, alternant entre la direction du regard de l'utilisateur et le visage de ce dernier. Si le robot a développé ses capacités de reconnaissance des expressions faciales, il sera alors en mesure de comprendre le signal émotionnel envoyé par l'humain. Ensuite en regardant l'objet le robot associera alors l'expression de l'humain avec l'objet cible du regard. Nous avons utilisé cette méthode de communication dans nos modèles sur les conditionnements du second-ordre (cf. chapitre 5). Seulement, par souci d'efficacité, nous avons simulé cette communication au travers d'une souris sans fil. Il y a certains avantages pratiques à la méthode de la souris. Premièrement, cela nous permet d'enregistrer les données d'apprentissage de manière plus sûre que celle des expressions faciales. En effet, alors que la reconnaissance des expressions faciales entre dans une interaction dynamique avec quelques erreurs de reconnaissance, l'appui sur un bouton renvoie des valeurs binaires (0 : bouton relâché 1 : bouton enfoncé) facilement interprétables. En second, l'appui sur le bouton enclenche l'apprentissage, ce qui nous permet de contrôler les moments où le robot apprend, contrairement au cas des expressions faciales où l'apprentissage peut être activé par des faux positifs. Troisièmement, l'apprentissage des expressions faciales, bien que ne durant que quelques minutes par utilisateur, nous ne pouvons nous payer le luxe de demander à chaque visiteur du musée de prendre le temps de se faire connaître du robot le temps de l'apprentissage des expressions faciales et puis de lui apprendre dans un second temps l'objet à apprécier.

3.4.2 Retour au nid et ronde autour de la zone

Deux comportements de Berenson se partagent le même modèle de navigation spatiale : le retour au nid et la ronde autour de la zone de travail. Le retour au nid est un comportement qui permet au robot de rejoindre sa station de recharge à partir de n'importe quel lieu connu de son

environnement. Le rechargement du robot se fait par les expérimentateurs qui branchent ses batteries à l'alimentation. Ceci relâche un peu la contrainte de précision du retour au nid. Lorsque sa batterie diminue, Berenson se dirige vers un attracteur d'un mètre carré sans contrainte sur son orientation finale. Le retour au nid est facilement discriminé par rapport à un passage aléatoire par la zone de recharge. En effet, dans le cas où le robot passe par la zone de recharge guidé uniquement par son exploration de l'environnement le temps qu'il passe dans la zone de rechargement est bien plus court que le temps qu'il y passe dans le cas d'un retour effectif. Ceci est dû à la formation d'un attracteur qui renvoie le robot au centre de la zone de recharge dès qu'il s'en éloigne.

La ronde autour de la zone de travail, est un comportement qui nous permet d'observer les réactions des visiteurs face à un robot qui répète la même séquence de navigation. Ainsi nous avons pu comparer la fréquentation de la zone entre les moments où Berenson était présent et se dirigeait vers les objets qu'il apprécie, les moments où Berenson exprimait ses appréciations grâce aux expressions faciales mais répétait la même ronde autour de la zone et finalement les moments où Berenson était absent.

Les deux comportements de navigation cités se basent sur le même modèle d'apprentissage. Nous avons utilisé un modèle de navigation lieux-actions. Dans ce modèle, les amers visuels sont associés à leurs azimuths. Les azimuths sont calculés par rapport au nord magnétique délivré par une boussole magnétique. Les couples amers visuels azimuths définissent une place particulière appelée *Cellule de Lieu*. Une direction est associée à chaque cellule de lieu. Ces associations créent un bassin d'attraction vers la destination but (Cuperlier et al. [2007]).

La navigation en robotique est un problème ancien étudié depuis les années cinquante (Walter [1953]). Cependant malgré la simplicité des systèmes utilisés des problèmes techniques et théoriques restent à ce jour non résolus. L'espace de travail d'un robot mobile, contrairement à celui des bras manipulateurs est difficilement contrôlable. Sa structure ainsi que les conditions (luminosité, contraste) peuvent changer. De fait, la localisation et le déplacement de manière cohérente dans ce type d'environnement sont des comportements essentiels en robotique autonome. Un robot autonome doit être capable de se localiser dans un monde qui lui est a priori inconnu et en même temps apprendre son environnement à partir de sa localisation. Ce problème est connu sous la dénomination *SLAM* (Simultaneous Localisation and Mapping) cartographie et localisation simultanées (Smith et al. [1990]; Leonard and Durrant-Whyte [1991]). Plusieurs travaux durant les quatre dernières décennies se sont penchés sur ces problématiques de localisation et de création du modèle de l'environnement. La cartographie est généralement considérée comme l'un des problèmes les plus importants pour atteindre une réelle autonomie en robotique mobile (Thrun [2002]; Leonard and Newman [2003]).

Dans le cadre de nos expérimentations avec le robot Berenson, nous pouvons nous passer de la cartographie précise de l'environnement. Nous nous sommes intéressé plutôt à des approches bio-inspirées. Dans le monde animal, la navigation n'est pas toujours contrainte par la construction d'une carte. Les saumons par exemple reviennent à leur site de reproduction loin de plusieurs milliers de kilomètres (Dingle and Drake [2007]). Les insectes aussi, comme les abeilles (Srinivasan and Zhang [2003]) ou les fourmis (Wystrach et al. [2013]), sont capables de naviguer avec précision sans être dotés d'un système nerveux complexe.

Les stratégies les plus simples de navigation chez les animaux se base sur la détection et le maintien de stimuli invariant dans l'environnement. Les abeilles semblent se fier au soleil ou au champs magnétique terrestre (Von Frisch [1955]), les pigeons voyageurs y associent la vue et

l'odeur (Keeton [1971]), quant au Puffin des Anglais, un petit oiseau marin, il utilise les étoiles ou le soleil pour rentrer au nid (Lack and Lockley [1938]).

L'expérience de Tinbergen [1951] montre de quelle manière les guêpes retournent à leur nid en utilisant des invariants visuels. Des pommes de pins sont disposées autour du nid d'une guêpe. En quittant son nid, la guêpe tourne autour des pommes de pins en effectuant des allers retours vers son nid. De cette manière elle associe chaque pomme de pins (amer visuel) à une distance et une direction (azimut) vers son nid. Au retour de la guêpe, les pommes de pins sont volontairement déplacées. La guêpe retrouve les pommes de pins et entre au milieu sans y retrouver son nid. Gaussier and Zrehen [1995] ont mis à l'épreuve cette méthode de retour au nid en utilisant un robot mobile. La figure extraite des travaux de Gaussier et Zrehen (figure 3.9) montre l'effet du déplacement des pommes de pins sur la guêpe, mais aussi l'effet d'un même changements d'invariants dans le cas du retour au nid d'une fourmi (Wehner and Rüber [1979]).

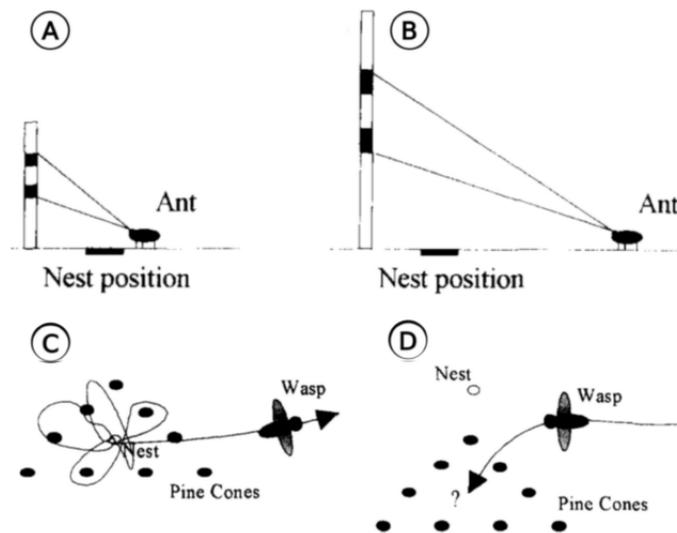


FIGURE 3.9 – Figure extraite de Gaussier and Zrehen [1995]. A - La fourmi apprend la position de son nid en mémorisant l'aspect visuel d'un bâton. B - Si le bâton est remplacé par un objet similaire 2 fois plus grand, la fourmi cherche son nid plus loin et ne parvient pas à le retrouver Wehner and Rüber [1979]. C - Avant de s'éloigner de son nid, la guêpe tourne autour de pommes de pins, disposées tout autour du nid, afin d'apprendre la position de celui-ci. D - Si la position des pommes de pins est déplacée (translation) alors la guêpe ne parvient pas à retrouver son nid Tinbergen [1951].

Ces expériences montrent que les insectes n'ont pas besoin de construire une carte précise du monde. L'environnement est le meilleur modèle pour l'animal (Brooks [1991]). Des expériences sur robot avec un modèle cognitif minimal exhibent des résultats de navigation satisfaisants. Tel que le modèle de Braitenberg [1984] qui permet à un robot doté uniquement de deux neurones de suivre la lumière et d'éviter les obstacles. Floreano et Franceschini (Ruffier and Franceschini [2005]; Beyeler et al. [2009]) ont utilisé un simple détecteur de flot optique qui permet à un drone d'éviter les obstacles, de suivre une pente, ou d'atterrir sans avoir un modèle précis du sol. Nous utilisons pour le comportement de Berenson le modèle Per-Ac proposé par Gaussier and

Zrehen [1995]. Ce modèle apprend les relations spatiales entre une configuration d'amers et la direction vers le but. Nous appelons ce type de navigation, la navigation lieu-action et les lieux sont codés par des cellules de lieux.

On doit la découverte des cellules de lieux visuelles (place cells) aux travaux de O'keefe and Nadel [1978]. Ces cellules sont des neurones dans l'hippocampe qui déchargent en fonction de la position de l'animal dans l'environnement. Elles représentent un codage spatial de l'environnement et renvoient une information sur le positionnement de l'animal. Chez le rat, les observations ont montré une corrélation entre la décharge de neurones dans les régions CA1 et CA3 de l'hippocampe et la position spatiale de l'animal dans l'environnement.

Burgess et al. [1994] est l'un des premiers à proposer un modèle computationnel de cellules de lieux. Le modèle Per-Ac (Gaussier and Zrehen [1995]), base de notre comportement, propose aussi une implémentation des cellules de lieu. Ces cellules associées à des directions définissent le chemin suivi par le robot (Banquet et al. [1997]; Gaussier et al. [2000]). D'autres modèles ont été développés par la suite, proposant des cellules de lieux plus complexes intégrant des informations visuelles (allothétiques) et des informations idiothétiques (intégration de chemin, direction de la tête...) (Redish and Touretzky [1997]; Arleo and Gerstner [2000]; Arleo and Rondi-Reig [2007]).

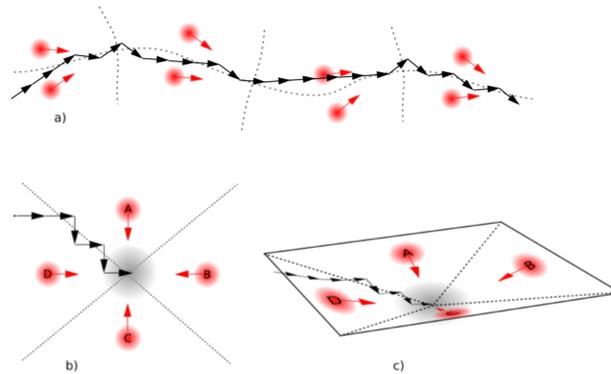


FIGURE 3.10 – Exemples d'apprentissage de comportements simples à base de quelques associations Lieu/Action. Une action est associée à la cellule de lieu gagnante. Chaque lieu est ainsi associé à une direction à suivre (flèche rouge). Chaque fois que le robot se trouve dans un lieu, il se tourne automatiquement dans la direction apprise dans ce même lieu. Ce mécanisme permet au robot d'apprendre des comportements de type ronde (a), ou encore de type retour au nid (homing)(b) à partir de quelques associations Lieu/Action seulement. L'idée maîtresse ici est que la trajectoire n'est pas prescrite mais émerge de la dynamique sensorimotrice en créant des bassins d'attractions (c). A titre d'exemple, le comportement appris en (b) permet au robot de converger vers un lieu but au centre. Pourtant ce lieu n'est pas codé dans la mémoire du robot, mais émerge naturellement comme le fond du bassin d'attraction généré par la dynamique de reconnaissance des lieux A, B, C et D. Dans un monde réel bruité, ce type d'apprentissage est plus robuste qu'une simple remontée de gradient et permet au robot de converger vers le but en "tombant" dans un bassin d'attraction.

Les comportements de navigation de Berenson utilisent une association entre des cellules de lieux et des actions, telle que mise en place dans le modèle PerAc Gaussier and Zrehen [1995]. Ce modèle déjà introduit dans le chapitre 2 est un modèle générique de couplage sensori-moteur permettant à un robot d'apprendre des conditionnements entre des informations sensorielles (lieu

spatial, expression faciale, objet...) avec une action (direction à suivre, grimace, attraper...). Les détails du modèle seront exposés dans le chapitre 4. Ce modèle propose une architecture générique de bas niveau qui ne requiert aucune représentation symbolique du but. Pour la navigation spatiale, l'équipe Neurocybernetique du laboratoire ETIS a proposé un modèle de l'hippocampe et des boucles corticales permettant de contrôler un robot mobile lors de tâche de navigation visuelle (Gaussier et al. [2002]; Giovannangeli and Gaussier [2010]; Banquet et al. [2005]) et proprioceptive Gaussier et al. [2007].

L'apprentissage du suivi de chemin et du retour au nid dans le cadre de nos expérimentation avec Berenson se fait de manière supervisée. L'expérimentateur (ni les médiateurs, ni les visiteurs n'ont été amené à apprendre cette tâche au robot) guide le robot le long du chemin à suivre. A certains endroits, l'apprentissage de la cellule de lieu est activé. Le robot effectue alors un panorama avec la caméra située au dessus de son chapeau et apprend les caractéristiques visuelles de la place et les enregistre dans une cellule de lieu. La direction associée avec la cellule de lieu apprise est directement récupérée de l'orientation absolue du robot par rapport au nord magnétique obtenu grâce à la boussole magnétique. Cette association est appelé association Lieu/Action. A partir de 3 cellules (ou plus) dont les actions associées pointent vers un but virtuel, il est possible de construire un bassin d'attraction autour de ce but figure.3.10(b). La dynamique de reconnaissance des lieux permet au robot de converger naturellement vers le but, sans que celui-ci ne soit explicitement codé (Gaussier and Zrehen [1995]; Gaussier et al. [2000]). Cette stratégie permet également l'apprentissage de ronde (figure.3.10) (Giovannangeli and Gaussier [2010]). Cette stratégie d'association Lieu/Action se limite cependant à un environnement simple dans lequel un choix entre plusieurs chemins possibles n'est pas nécessaire. Si plusieurs chemins sont possibles, ou que de nouveaux obstacles induisent des minima locaux, on peut avoir recours à une stratégie de planification basée sur la construction d'une carte cognitive (Gaussier et al. [1997]). Atteindre plusieurs buts reste cependant possible avec une stratégie sensorimotrice simple si un bassin d'attraction différent est créé pour chaque but (Gaussier et al. [2000]).

La figure 3.11 montre un exemple d'association lieu-action qui permet au robot de retrouver sa station de recharge depuis n'importe quel lieu de sa zone de travail. Les formes en rouge numérotées représentent des îlots sur lesquels reposent les oeuvres exposées dans la zone insulinde du musée du Quai Branly. L'expérimentateur guide le robot vers les lieux à apprendre (lieux en vert dans la figure). Chaque lieu est associé à une direction qui pointe vers le lieu but (station de recharge en gris). Ces associations créent un attracteurs qui attire le robot vers la station de recharge. Les trajectoires en noire avec les flèches intermédiaires représentent les trajectoires du robot dessinées à partir des observations vidéos.

L'intérêt du modèle de navigation par lieu-action est sa capacité à rendre compte de comportements différents sans aucune modification dans l'implémentation. Nous avons utilisé le même modèle expliqué plus haut pour effectuer une ronde autour de la zone de travail. Cette ronde est un outil de comparaison et de validation. D'un part, nous comparons le comportement des visiteurs du musée lorsque Berenson cherche les objets qu'il apprécie, et lorsqu'il suit le même chemin en exprimant ou pas ses appréciations. D'autre part, elle nous permet de voir quels sont les performances de reconnaissance des objets. La figure 3.12 montre comme la figure 3.11 les lieux appris, les directions associées, et la trajectoire suivie par le robot. Il est intéressant de remarquer que les cellules de lieux apprises ne se trouvent pas toutes sur la trajectoire du robot. Certaines sont apprises pour éviter au robot de sortir de sa zone de travail.

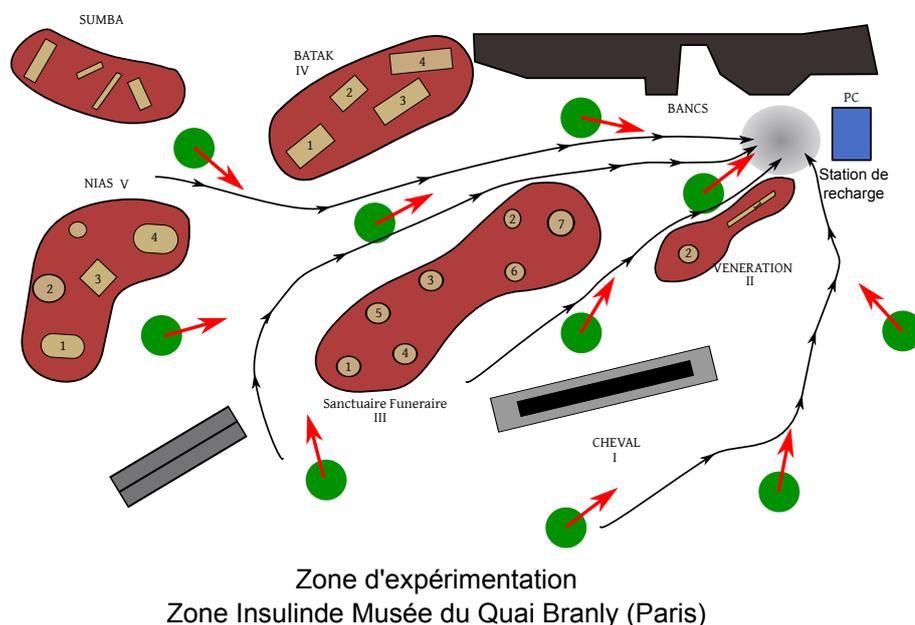


FIGURE 3.11 – Zone expérimentale, le rectangle bleu représente la station de travail où se trouvent les expérimentateurs munis d'un ordinateur avec un écran pour montrer aux visiteurs ce que voit le robot. Cette station de travail représente, dans le cas du homing, le lieu à atteindre pour se recharger. Les îlots en rouge sont les plateformes sur lesquelles reposent les statues. Les rectangles en gris sont des vitrines. Les cellules de lieu apprises sont colorées en vert et les directions associées sont dessinées sous forme de flèches rouges.

Les performances de la navigation lieu-action de Berenson dépendent de la robustesse de la boussole magnétique. Le musée est traversé par un nombre important de champs magnétiques qui perturbent la boussole. Nous avons développé un système de fusion multi-modale qui permet de corriger les erreurs de la boussole magnétique en y incorporant des informations odométriques et visuelles [Delarboulas et al. \[2014\]](#). Nous planifions pour la suite d'intégrer des méthodes de navigation multi-modales basées sur les cellules de grilles [Jauffret et al. \[2011\]](#).

Le comportement de ronde nous a donné l'occasion d'étudier la fréquentation de la zone Insulinde du musée du Quai Branly. Nous avons installé une caméra grand angle qui filme en grande partie l'espace de travail du robot. Ces vidéos nous ont servi de données pour quantifier l'activité des visiteurs à partir d'une différence d'image. Nous avons utilisé une image de la zone de travail vide comme image de référence à laquelle nous avons soustrait les images de la vidéo. Puis nous avons calculé le nombre de pixels différents. Cette mesure, bien que simple, nous renseigne sur la quantité de mouvement dans l'image. Le but ici n'est pas de compter le nombre exacte de personne, mais uniquement de comparer les taux de fréquentations. Nous avons mis en place trois scénarii : un premier cas où le robot est absent de la zone de travail, un second cas où le robot effectue sa ronde tel que montré dans la figure 3.12 sans exprimer ses appréciations (la tête expressive est bloquée en position neutre) et finalement un dernier cas où le robot effectue sa ronde en exprimant ses appréciations (joie, tristesse, neutre). Le setup expérimental a été répété

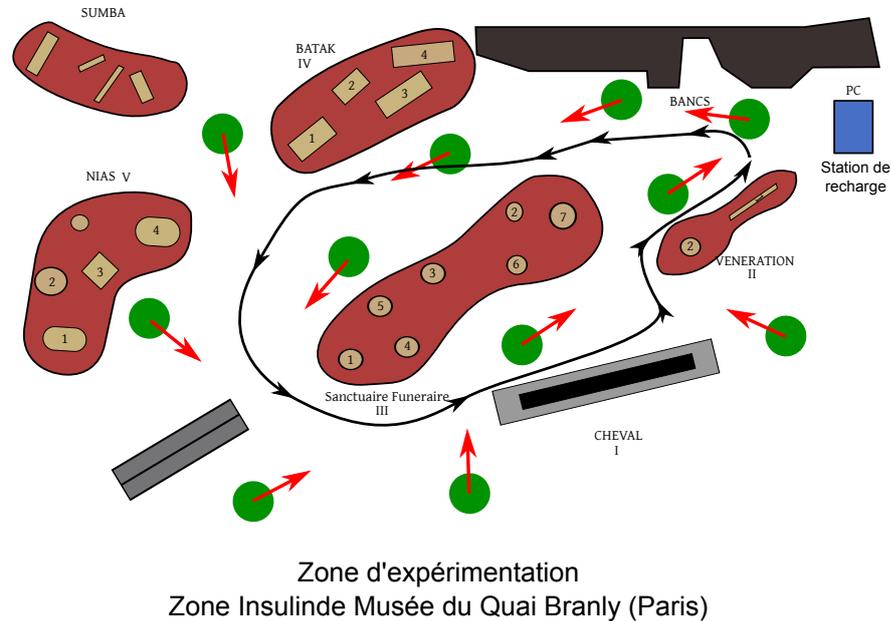


FIGURE 3.12 – Zone expérimentale, le rectangle bleu représente la station de travail où se trouvent les expérimentateurs munis d'un ordinateur avec un écran pour montrer aux visiteurs ce que voit le robot. Les îlots en rouge sont les plateformes sur lesquelles reposent les statues. Les rectangles en gris sont des vitrines. Les cellules de lieu apprises sont colorées en vert et les directions associées sont dessinées sous forme de flèches rouges. La ligne continue en noire montre la trajectoire de Berenson.

quatre fois, ce qui donne lieu à quatre vidéos par cas.

Dans les figures de résultat l'axe des abscisses représente le temps où chaque itération équivaut à dix secondes. Les vidéos avaient chacune une durée plus ou moins supérieure à vingt minutes. Sur l'axe des ordonnées sont affichées les quantités de mouvements pour chaque prise vidéo. Cette quantité est une donnée analogique normalisée, la somme des pixels différents est divisée par le nombre total de pixels dans l'image. Chaque cas (robot expressif, inexpressif, absent) est affiché avec une couleur différentes, et quatre courbes sont affichées pour chaque cas.

La figure 3.13 montre le résultat de l'activité humaine lorsque le robot est absent (courbe en vert) versus la quantité de mouvement lorsque le robot effectue sa ronde en étant inexpressif. Ce résultat montre une activité plus soutenue dans les moments où le robot est présent, même s'il effectue la même trajectoire. La fréquentation de la zone se situe autour de 15% (exactement 13.4%) quand le robot est absent avec quelques pics autour des 20% qui durent un court laps de temps, et qui sont sûrement liés à de simple passages de visiteurs. Comparativement, l'activité humaine est plus soutenue dans le cas où le robot est présent et ne peut être confondue avec de simple passage. L'activité gagne en moyenne 6.3%, passant d'une moyenne de 13.4% en l'absence du robot à une moyenne de 19.7% quand le robot effectue sa ronde. On enregistre même des pics d'activité jusqu'à 35%. Lorsque les pics d'activité en l'absence du robot durent moins d'une minute, ils restent soutenus pendant près de quatre minutes quand le robot est

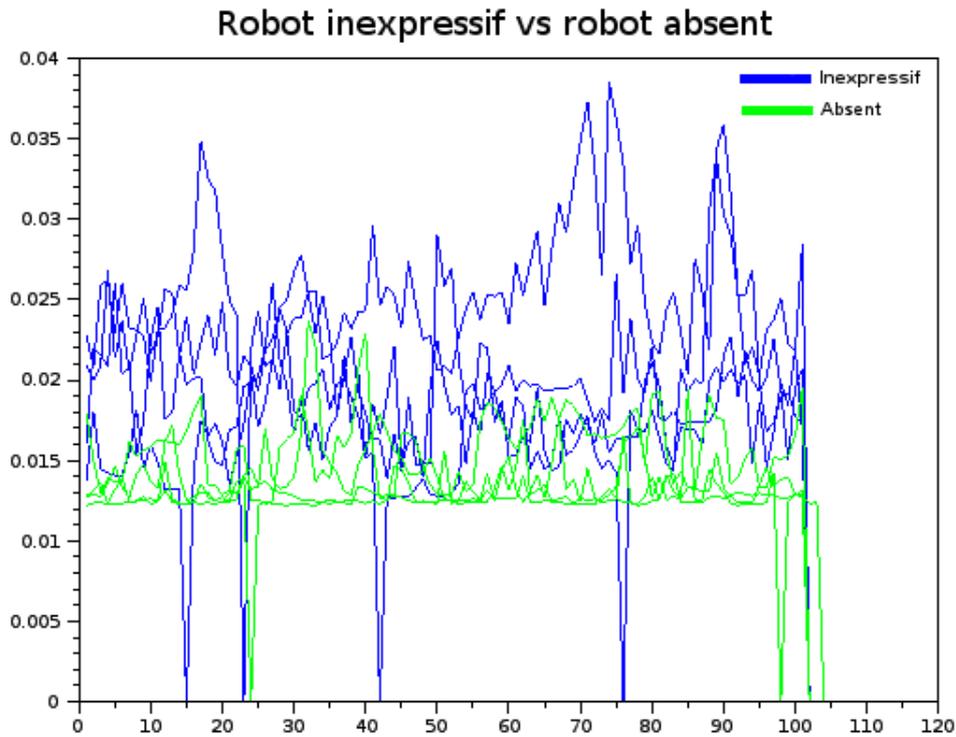


FIGURE 3.13 – Quantité de mouvement globale dans l'image en fonction du temps. Chaque unité en abscisse représente 10 seconde. Les courbes en bleu représente la quantité de mouvement lorsque le robot navigue sans afficher ses préférences. Les courbes en vert représentent la quantité de mouvement lorsque le robot est absent de la zone.

présent. Les visiteurs ont clairement marqué des temps de pause dans la zone.

Suivant la même méthodologie nous avons aussi comparé l'activité des visiteurs entre les instants où le robot était absent et les instants où le robot effectuait sa ronde mais cette fois-ci en affichant ses préférences face aux objets. Dans ce cas là, les orientations du corps du robot ne sont pas contrôlées par ses appréciations, seules ses expressions faciales nous renseignent sur les jugements qu'il porte sur les œuvres devant lesquels il passe. Les résultats de cette comparaison sont montrés dans la figure 3.15. Dans cette figure, la quantité de mouvement en absence du robot est affichée en vert et elle est identique à celle reporté dans la figure 3.13. La quantité de mouvement lorsque le robot est expressif est reporté sur la courbe en rouge. Les résultats des quatre vidéos sont affichés ensemble dans la courbe. Dans le cas où le robot exprime ses préférences esthétiques, la quantité de mouvement dans l'image est bien plus forte comparé aux instants où le robot est absent. L'activité dans l'image passe d'une moyenne de 13.4% en absence du robot à une moyenne de 30.5% (soit plus du double) en présence du robot expressif. De plus l'activité humaine est soutenu pendant un temps plus long, et elle est reste forte (au dessus de 20%) quelque soit le moment de la prise de la vidéo.

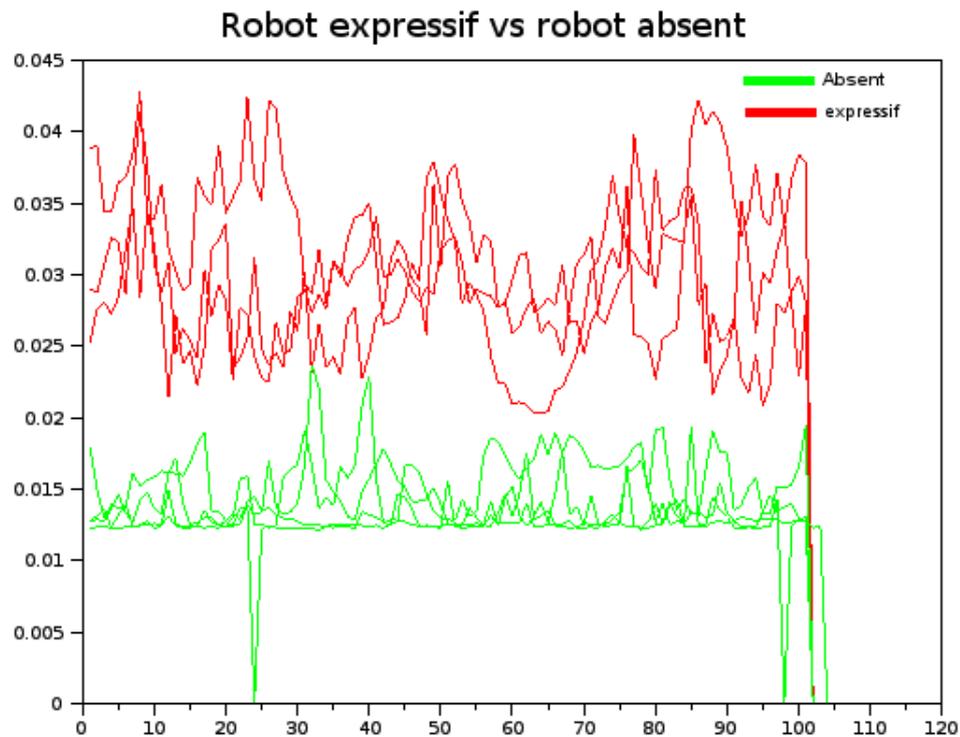


FIGURE 3.14 – Quantité de mouvement globale dans l'image en fonction du temps. Chaque unité en abscisse représente 10 seconde. Les courbes en bleu représente la quantité de mouvement lorsque le robot est absent de la zone. Les courbes en rouge représentent la quantité de mouvement lorsque le robot effectue sa ronde en exprimant ses préférences.

Finalement, la figure 3.15 montre la comparaison entre la fréquentation de la zone de travail quand le robot est expressif versus quand le robot ne l'est pas. Les résultats de quantité de mouvement quand le robot est expressif sont affichés en rouge pendant que les résultats dans le cas où le robot est inexpressif sont affichés en bleu. Dans les deux cas la fréquentation de la zone est plus forte quand le robot est présent. Elle reste néanmoins plus importante quand le robot affiche ses préférences.

3.5 Berenson dans la presse

Dès les premières apparitions du robot Berenson en 2012, la presse grand public parlait déjà de ce robot unique en son genre qui cherche à devenir amateur d'art [leparisien](#) [2012]. Par la suite, des blogs plus spécialisés s'y sont intéressés en relevant la portée et le cœur du projet [Gayané](#) [2013]. Depuis sa deuxième sortie au musée du Quai Branly en 2013, quasiment aucun article de presse ne traita de ce sujet jusqu'à l'exposition "Persona". L'exposition "Persona" se déroule de

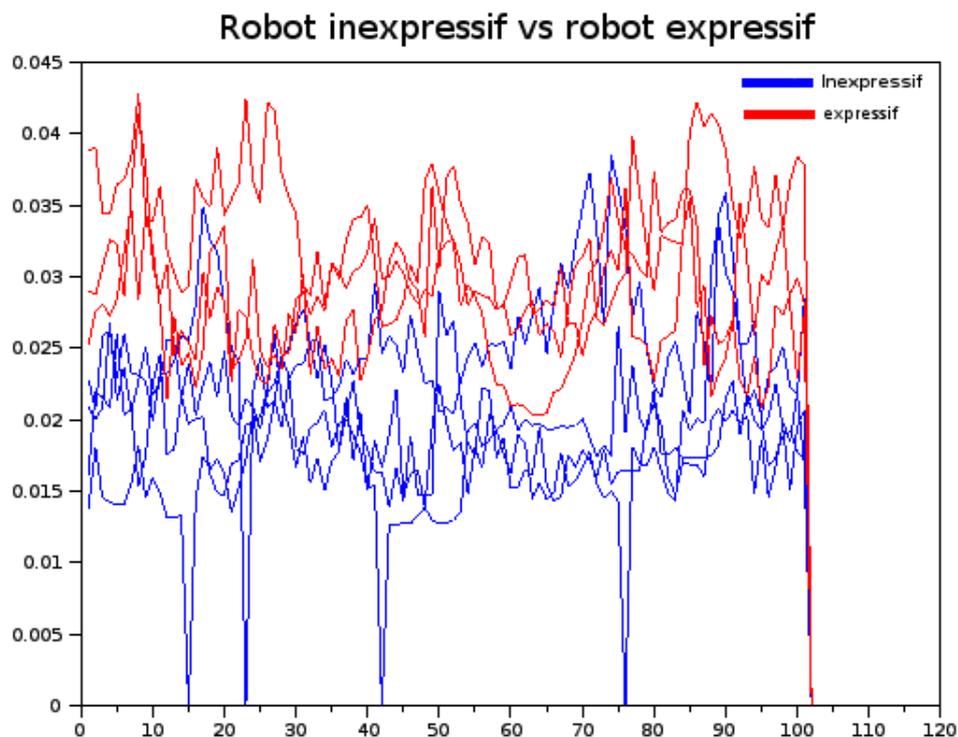


FIGURE 3.15 – Quantité de mouvement globale dans l'image en fonction du temps. Chaque unité en abscisse représente 10 seconde. Les courbes en bleu représente la quantité de mouvement lorsque le robot navigue sans afficher ses préférences. Les courbes en rouge représentent la quantité de mouvement lorsque le robot effectue sa ronde en exprimant ses préférences.

janvier à septembre 2016 au musée du Quai Branly. Depuis, Berenson réapparaît dans un grand nombre des journaux de la presse écrite traditionnelle et de la presse en ligne.

L'article du site "Bav-art-dage" [bavartdages \[2016\]](#) est un excellent exemple du pacte anthropomorphique (expliqué ci-dessous). L'auteur crée une discussion telle qu'il se l'imagine avec le robot Berenson. Il montre dans un style romancé, comment il a été au début surpris par la présence de Berenson dans l'exposition. Puis, comment il lui a attribué des caractéristiques humaines, et une longue discussion s'installent entre eux à propos des différentes oeuvres exposées.

Plusieurs autres articles de presse traitent de Berenson. Des blogs spécialisés dans les expositions comme l'"Exponaute" [Billault \[2016\]](#) ou le Journal Des Arts [lejournaldesarts \[2016\]](#), ou bien ceux des organismes officiels qui soutiennent ce projet comme l'ENSEA et le CNRS ([Cnrs \[2016\]](#); [Ensea \[2015\]](#); [Patrima \[2016b,a\]](#)), et des journaux plus généralistes tel que France 3 [France3 \[2016\]](#), le Journal Du Dimanche [Kleiber and du Dimanche \[2016\]](#) ou bien "Le Monde" [Magnin \[2015\]](#). Les écrits sur Berenson commencent même à intéresser la communauté geek [JournalDuGeek \[2016\]](#). Récemment, la renommée de Berenson a dépassé les frontières de la

France, et on en parle même outre Atlantique (KEYC-News-12 [2016] ; Epeak [2016]).

3.6 Conclusion et Discussion

Cette étude propose un robot capable d'apprendre à apprécier des œuvres (ou des objets) à travers ses interactions avec les visiteurs du musée. Le robot donne une impression d'avoir le comportement d'un amateur d'art. Il exprime grâce à sa tête expressive son jugement par rapport aux différentes œuvre. Il fixe aussi du regard les objets qu'il apprécie et se dirige vers ces derniers. Le comportement du robot permet de créer un feedback social d'interaction. Son comportement étant régulé par ses appréciations détone avec une simple navigation aléatoire. Ceci a le plus souvent attiré les gens qui sont rapidement enclin à interagir avec lui.

Les capacités de navigation du robot lui permettent d'évoluer dans un environnement complexe soumis à des contraintes de sécurité. Son apparence, par ailleurs, lui permet de passer inaperçu par les visiteurs éloignés, et lui permet à contrario d'attirer l'attention des visiteurs proches. Les visiteurs qui l'aperçoivent, sont au début surpris, puis rapidement rassurés en face de ses déplacements lisses évitant les obstacles. Les visiteurs du musée sont souvent surpris par la présence de Berenson, interloqués par la présence de l'" étrange objet " auquel ils sont soudainement confronté. La présence du robot, si il était exposé comme une oeuvre dans une vitrine avec une étiquette, ne susciterait sûrement pas autant de surprise. Mais une des particularités de Berenson est précisément de ne pas être exposé à la façon des autres objets. Non seulement il se trouve parmi les visiteurs, mais il déambule comme chacun d'eux, se déplaçant à son gré d'une vitrine à une autre, s'arrêtant quand bon lui semblait pour contempler plus attentivement tel ou tel objet. De plus, sa manière de « sourire » ou de « se renfrogner » à la vue de certains de ces objets pouvait suggérer qu'il éprouvait les sentiments les plus variés envers ce qu'il regardait. Aussi l'étonnement provoqué par sa présence pendant les jours où il se promena dans le musée est-il parfaitement concevable.

Les galeries permanentes du musée du Quai Branly sont plutôt sombres, faisant ressortir l'éclairage dont bénéficient les objets présentés. Berenson pouvait donc passer aisément inaperçu quand il déambulait au milieu des collections. Le fait qu'il soit silencieux, de taille équivalente à celle d'un adulte, vêtu d'un pardessus et d'un chapeau également sombres, ou encore que ses déambulations ne se différencient pas fondamentalement de celles d'un visiteur, passant nonchalamment d'un objet à un autre, explique aussi que nombre d'entre eux ne l'aient pas même remarqué. Comme en témoignent les archives visuelles recueillies à cette occasion, la surprise initiale était d'autant plus grande chez ceux qui découvraient brusquement sa présence : sursaut étonné, franche stupéfaction, recul inquiet, profonde perplexité ou brusque éclat de rire : telles furent les réactions que nous avons enregistrées chez celles et ceux soudainement confrontés à Berenson sans avoir eu le temps de s'y préparer. Car bien que la présence d'un robot au musée ait fait l'objet d'annonces préalables, notamment par le biais d'écriteaux, le public ne cessait d'être surpris par son apparition comme par son apparence.

Les têtes réduites exhibées à quelques dizaines de mètres du lieu où déambulait notre robot fascinaient également le public et provoquaient bien des réactions. Situées à l'exacte frontière entre artefacts ethnographiques, restes organiques et objets d'art, elles défient les classifications admises, au point que le fait de les montrer dans un musée relève d'une décision aujourd'hui toujours plus controversée. Mais quel que soit le statut qu'on leur prête, on ne saurait prétendre que, dans le contexte d'un musée anthropologique, ces têtes exposées produisent un quelconque

effet de déstabilisation ontologique. Objets d'art ou restes organiques, ce n'en sont pas moins aux yeux de tous des « artefacts ». C'est bien là ce qui différencie la manière dont ils étaient perçus par les visiteurs de celle dont ils approchaient Berenson.

Le paradigme expérimental que nous proposons semble très riche pour étudier le développement autonome de capacités d'interaction naturelles (interaction dans le monde réel avec un grand nombre de personnes) de plus en plus complexes. Il paraît aussi très intéressant pour étudier les dynamiques d'interaction Homme/Robot. Les réactions des gens ainsi que leurs comportements vis à vis du robot, nous renseignent sur les capacités que nous avons à attribuer des intentions aux systèmes incarnés (robot, animaux, objets...). Il est à noter, qu'il existe très peu d'études sur des interactions à long terme dans un milieu réel en contraste avec les travaux en laboratoire souvent biaisés par des conditions favorables. En effet, pour tester des architectures développementales mettant en jeu des interactions sociales, il est nécessaire de trouver des sujets qui acceptent d'interagir pendant un long moment avec le robot. Souvent, ce type d'architecture est testé par des doctorants ou des ingénieurs. Lors de la première manifestation au musée du Quai Branly nous avons réussi à obtenir 10 jours d'interaction avec plus de 50 personnes chaque jour, ce qui nous a permis d'obtenir des données intéressantes pour l'étude du développement des interactions triadique (Homme/Robot/Objet). De plus, expliquer aux visiteurs qu'ils avaient à évaluer les préférences esthétiques du robot fut plutôt facile. Les visiteurs étaient ravis ce qui nous a permis d'obtenir une quantité considérable de données sur la référenciation sociale des œuvres.

La quantité et la variété des œuvres exposées (25 œuvres dans notre zone de travail - zone Inulinde), ainsi que le nombre de personnes qui ont interagi avec le robot (20 groupes de personnes chaque jour) nous ont permis de récolter une grande base de données d'images et d'appréciation des visiteurs. Les visiteurs en nombre qui viennent pour voir le robot, permettent aux observateurs anthropologues des analyses statistiques riches. Néanmoins, ce grand nombre de personnes ne permet à l'expérimentateur roboticien de valider les implémentations techniques.

Nous avons décrit dans ce chapitre les méthodes de conception du robot ainsi que ses comportements. En plus des comportements de navigation lieu-action, de téléopération et d'évitement d'obstacle, le robot doit apprendre les œuvres, les retrouver dans son champ de vision, exprimer ses préférences et se diriger vers les objets qui l'intéressent. Ce comportement de suivi d'objet sera présenté dans le chapitre suivant.

Localiser un objet en un point quelconque signifie se représenter les mouvements (c'est à dire les sensations musculaires qui les accompagnent et qui n'ont aucun caractère géométrique) qu'il faut faire pour l'atteindre.

– Poincaré [1908] p.65

CHAPITRE 4

Régulation basée sur les préférences

Ce chapitre discute du modèle utilisé pour apprendre les objets, leur affecter une valence émotionnelle, choisir les objets intéressants et se diriger vers ces derniers. Les résultats expérimentaux nous indiqueront si notre robot a été capable de restituer son apprentissage en montrant aux visiteurs les oeuvres qu'il apprécie et celles qu'il déprécie.

Nous commençons par présenter le modèle d'association objet-valence. Puis on propose une implémentation neuronale simple pour le suivi et la reconnaissance d'objets. Le but ici est d'utiliser un modèle ayant fait ses preuves pour de la navigation ou de la reconnaissance d'objet et d'expressions faciales. Nous ne cherchons pas à comparer les performances avec les méthodes de reconnaissance des formes ([Shapiro and Stockman \[2001\]](#)) ou d'asservissement visuel basées sur la modélisation de l'objet ([Espiau et al. \[1992\]](#)). Notre modèle suit néanmoins les étapes de base de classification : extraction des caractéristiques visuelles, catégorisation et labellisation. Il fonctionne néanmoins sans calibration de caméra ni modèle à priori de l'objet à suivre.

Nous utilisons une architecture sensori-motrice basée sur du mirroring pour le développement des interactions sociales. L'imitation est utilisée par le robot comme moyen d'apprentissage et comme moyen pour enseigner par l'humain. Nous considérons que ces interactions peuvent émerger d'une dynamique entre deux systèmes qui comprennent leurs signaux de communication, sans pour autant devoir développer des briques spécifiques pour chaque élément d'interaction que nous (ingénieur) jugerions intéressant ou nécessaire.

Les différents modèles sont implémentés en utilisant un simulateur de réseaux de neurones appelé Prométhé ([Matthieu et al. \[2008\]](#)). Ce simulateur de réseaux de neurones permet un contrôle des robots en temps-réel et permet de simuler des réseaux de neurones de grande échelle. La programmation s'y fait de manière graphique. L'utilisateur dessine les différents groupes de neurones et les liens qui les unissent, puis le simulateur compile le programme et le simule.

Nous présentons ici le bloc de vision de bas niveau et le bloc de construction neuronal commun à toutes nos expériences notamment celles sur le sens esthétique. La figure 4.1 présente le modèle utilisé pour apprendre des objets, leur associer une valence émotionnelle, et de se déplacer vers les objets d'intérêt et exprimer la valence émotionnelle associée. Dans ce chapitre nous allons expliquer les quatre briques qui constitue ce modèle. Premièrement, nous allons présenter la voie *WHAT* qui renseigne sur la forme de l'objet. Nous y verrons comment les caractéristiques visuelles sont extraites et associées à une valence émotionnelle. Deuxième-

ment, nous présenterons la partie *WHERE* qui renseigne sur la position de l'objet dans le repère image. Troisièmement, nous verrons les méthodes possibles pour reconstruire l'objet en fusionnant l'information *What* et l'information *Where*. Nous discuterons ces différentes approches et comment associer une valence émotionnelle dans chacune d'elles. Finalement, nous présentons la technique de contrôle par champs de neurones dynamique qui permet au robot d'effectuer un asservissement visuel pour se diriger vers les objets. Nous essayerons de faire un lien entre les méthodes utilisées et la neurobiologie. Nos modèles de structures sont des simplifications très fortes de ce qui se passe réellement dans les aires visuelles des mammifères.

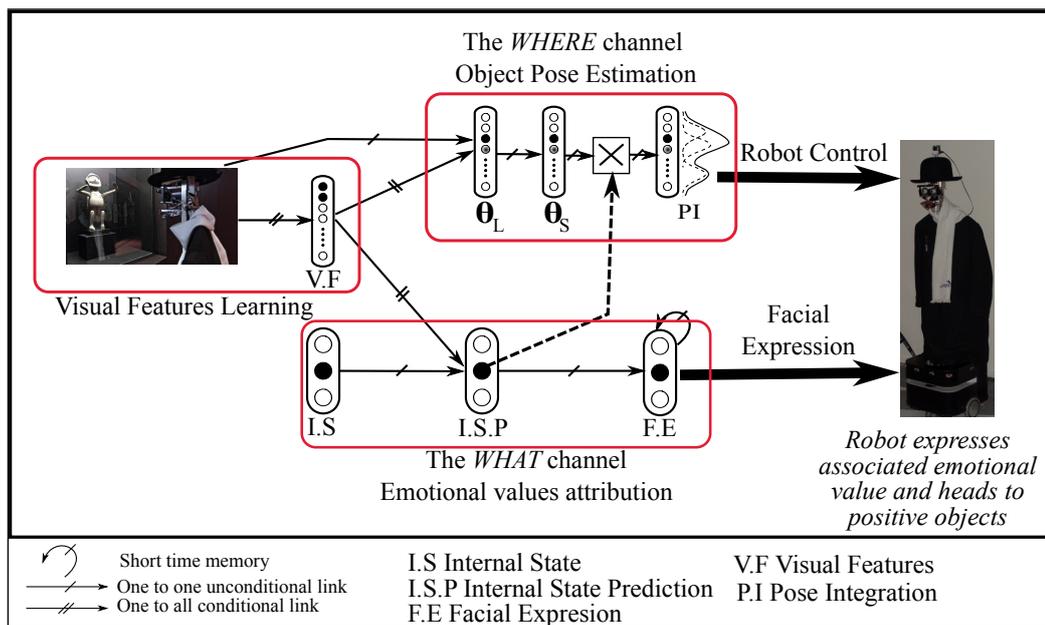


FIGURE 4.1 – Modèle d'apprentissage des oeuvres et de régulation du comportement par les préférences.

4.1 Apprendre la forme de l'objet : La voie What

4.1.1 Extraction des caractéristiques visuelles

La rétine est composée de trois couches : arrière, intermédiaire et avant. La première couche est constituée des cellules photoréceptrices : les cônes qui réagissent à l'ensemble du spectre lumineux et les bâtonnets qui sont sensibles aux couleurs. La couche intermédiaire est constituée de cellules bipolaires, horizontales et amacrines. Finalement, la couche avant est constituée de cellules ganglionnaires. Ces dernières reçoivent le signal des cellules de la couche intermédiaire et véhiculent leur signal à travers leurs axones qui forment ensemble le point aveugle et le nerf optique. Les cellules ganglionnaires proches de l'axe optique, constituent la fovéa. Elles possèdent des champs récepteurs plus petits que ceux des cellules situées en périphérie.

Les cellules ganglionnaires possèdent des champs récepteurs de deux sortes, des cellules "on-center" et des cellules "off-center". Un stimulus lumineux augmente l'excitation (activité) des cellules "on-centre" et diminue celle des cellules "off-center". Ces champs récepteurs sont

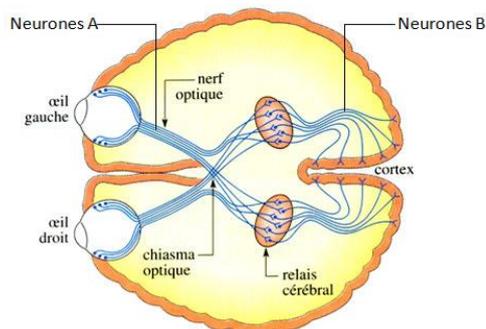


FIGURE 4.2 – De la rétine au cortex visuel primaire. L'information passe de la rétine à l'aire visuelle V1 à travers le chiasma optique et le corps genouillé latéral.

souvent modélisés par des différences de gaussiennes (DOG) de différentes tailles ce qui leur confère des propriétés d'analyse multi-échelle (Koenderink and van Doorn [1987]). Nous traitons les informations visuelles dans le cadre de cette thèse en utilisant une seule taille de DOG.

La répartition des photorécepteurs et la forme des récepteurs ganglionnaires, fait que la rétine perçoit les hautes fréquences uniquement sur la fovéa, alors que les basses fréquences ne sont discernées qu'en périphérie. Cette disposition impose une exploration du champ visuel par des mouvements oculaires. Ces mouvements sont contrôlés par le colliculus supérieur, qui permet notamment de coordonner les mouvements oculaires et ceux de la tête.

Le nerf optique se projette, via le chiasma optique, dans le thalamus. Le chiasma optique transporte les informations visuelles venant de l'œil droit sur l'axe gauche et inversement. L'information passe ensuite par le corps genouillé latéral (CGL) qui relaie l'information aux cellules du cortex visuel. Le CGL est constitué de six couches de cellules, possédant des champs récepteurs "on-center" et "off-center" à la manière des cellules ganglionnaires. Le CGL est connecté au cortex strié (appelé aire visuelle V1). Les champs récepteurs de l'aire visuelle V1 sont de type "on" et "off" différents de ceux du CGL. Ces cellules ont des formes allongées avec différents taux de recouvrement et permettent une décomposition du signal visuel (Buhmann et al. [1990]). Deux types de cellules sont identifiées par Hubel and Wiesel [1968]. Les cellules simples qui sont sensibles à la position et à l'orientation du stimulus. Elles sont simulées par un banc de filtre Gabor. Les cellules complexes qui ont des champs récepteurs plus larges et présentant de forts effets non-linéaires dans leurs réponses au stimuli visuels. L'information est rétinotopique au niveau de V1. On utilise une transformation log-polaire pour la modéliser (Schwartz [1980]). Cette transformation privilégie les zones centrales de l'image.

Le système visuel de nos robots s'inspire des aires visuelles (V1 et V2). La figure 4.3 montre le résultat de l'extraction des vues locales sur une image. L'extraction des caractéristiques visuelles se fait en trois étapes. En premier, le système cherche le point de focalisation le plus saillant. Ensuite, une vue locale est extraite autour de ce point de focalisation. Cette vue locale subit une transformation log/polaire. Puis, elle est catégorisée. Finalement, un système de WTA inhibe ce point de focalisation et le système cherche le prochain point et la chaîne recommence.

Tout d'abord, le gradient de l'image d'entrée, convertie en niveaux de gris, est calculée grâce à une convolution entre cette image et un filtre exponentiel 4.3(b). Ensuite un produit de convolution est effectué eq.4.2 entre l'image de gradient et une différence de gaussienne (DOG)

eq.4.1. La différence de gaussienne (DoG) simule une cellule centre-off. Les maxima locaux du filtre DoG permettent au robot de concentrer son attention sur les coins, les extrémités de lignes ainsi que les petites régions à fort contraste dans l'image. Le résultat de ce produit (fig.4.3(c)) est une image où les coins ont une intensité supérieure aux régions avec des lignes droites.

Un mécanisme de WTA associé à un système d'inhibition contrôle l'exploration séquentielle de la scène visuelle. Ces points de focalisation sont les centres des vues locales délimitées par des cercles dessinés sur l'image d'entrée. La taille des cercles détermine le champ de vision du robot. Les saccades oculaires sont simulées pour pallier les limitations mécaniques des moteurs. L'acquisition d'une nouvelle tête robotique (Robot Tino) au laboratoire dotée de moteurs ultra-rapides permettra à terme d'effectuer une recherche séquentielle réelle de la scène. Une transformation log/polaire des vues locales est appliquée pour mimer les projections sur la rétine des aires visuelles primaires et permettre une robustesse aux faibles rotations et changements d'échelle (changement de distance et d'orientation de l'objet en face de la caméra). La caractéristique la plus importante de la transformation en log/polaire couplée à une exploration séquentielle de l'image est de fournir un moyen de limiter le champ du robot à une petite zone de l'image lui permettant ainsi d'extraire des caractéristiques qui peuvent être catégorisées facilement par la suite.

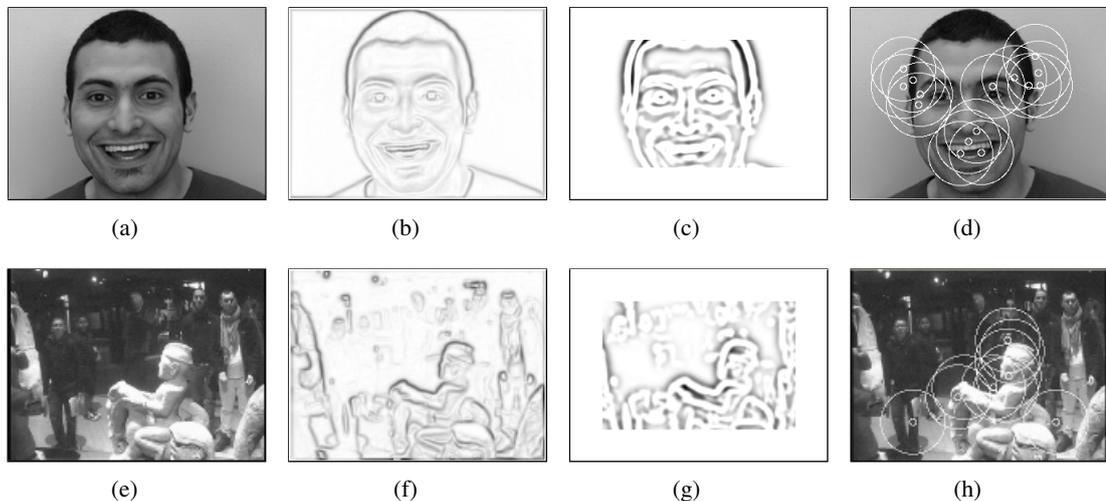


FIGURE 4.3 – Images résultats de la chaîne d'extraction des caractéristiques visuelles. 4.3(a) et 4.3(e) sont des image d'entrées de taille 320x240 pixels. Les images 4.3(b) et 4.3(f) sont des images de gradient résultat du produit de convolution de l'image d'entrée avec un mask exponentiel. Les images 4.3(c) et 4.3(g) sont le résultat du produit de convolution Eq.4.2 de l'image de gradient avec une différence de gaussienne (cellule centre-off) Eq.4.1. Les vues locales dans 4.3(d) et 4.3(h) sont extraites autour des points de focalisation. Ici les vues locales ont une taille de 80x80 pixels, avec un rayon de compétition (taille des régions pour la compétition locale) de 15 pixels entre chaque point de focalisation.

$$DoG(x, y) = \frac{1}{2\pi\theta_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\theta_1^2}} - \frac{1}{2\pi\theta_2^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\theta_2^2}} \quad (4.1)$$

$$I_{DoG}(u, v) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} I_{grad}(i, j) DoG(u - i, v - j) \quad (4.2)$$

Ensuite une compétition locale active les pixels de forte intensité et inhibe les régions de faible intensité. Plus un coin se trouve dans une région à forte texture et plus il est incurvé plus son intensité est forte. Ainsi seuls les coins restent activés dans les régions. La taille des régions peut être changée selon l'application souhaitée. Par la suite, une compétition globale trie les points de focalisation du plus actif au moins actif. Enfin, le système extrait séquentiellement autour des N premiers points de focalisation des vues locales de taille $L_x \times L_y$ pixels fig.4.3(d). Dans les applications de reconnaissance et de suivi d'objet dans de grands environnement, nous utilisons généralement $N = 15$, $L_x = 80$ et $L_y = 80$ pour une image de 320×240 pixels de taille.

Idéalement, il est préférable d'extraire un nombre infini de points de focalisation et des vues locales de différentes tailles à différentes échelles. Plusieurs travaux en vision par ordinateur se sont adressés au problème de détection de coins (Harris and Stephens [1988] Lowe [2004] Moravec [1980]), chacune de ces méthodes ayant ses avantages et ses inconvénients. Le but ici n'est pas de comparer les méthodes, nous avons choisi une méthode qui se rapproche le plus de la vision biologique. L'avantage principal de notre système par rapport à des méthodes type SIFT (Scale Invariant Feature Transform) (Lowe [2004]) est la possibilité d'avoir très peu de points extraits dans un faible temps de calcul, l'intensité du point de focalisation est l'image directe de son niveau d'intérêt. Par la suite, les vues locales sont transformées une après l'autre en coordonnées log/polaires (eq.4.3) ce qui nous permet d'obtenir une robustesse aux faibles changements d'échelle et aux faibles changement de perspectives. Il est intéressant de remarquer ici le caractère générique de cette architecture de vision. Elle est utilisée aussi bien pour reconnaître des visages, des lieux ou des objets.

$$\begin{aligned} It_i(\rho, \theta) &= \text{LogPolaire}(Vignette_i(u, v)) \\ \rho &= \log \sqrt{u^2 + v^2} \\ \theta &= \arctan\left(\frac{v}{u}\right) \quad \text{when } u > 0 \end{aligned} \quad (4.3)$$

Nous abordons une organisation linéaire des traitements visuels. Dans les faits, les retours biologiques sont nombreux et certaines connexions opèrent des sauts entre les couches, ce qui amène une organisation moins linéaire que celle que nous adoptons. Les données neurobiologiques (Mishkin et al. [1983]; Goodale and Milner [1992]) laissent supposer que l'information visuelle après l'aire V1 est traitée par deux voies distinctes. La première voie nommée *WHAT* (Quoi) permet d'analyser la forme et les composantes chromatiques du stimulus. La seconde voie nommée *WHERE* (Où) et parfois *HOW* (Comment) permet d'analyser les relations spatiales entre les composants du stimulus.

4.1.2 Catégorisation

Les vues locales transformées en log-polaire sont apprises par catégorisation. Plusieurs algorithmes de catégorisation existent dans la littérature. Nous utiliserons dans tous les travaux présentés ici, l'algorithme du *Selective winner* ou sa version améliorée le *SAW*. Le plus souvent, nous ferons référence au groupe de neurones de catégorisation visuel par l'acronyme *VF* pour "visual features".

L'algorithme du "SAW" (Kanungo et al. [2002]) est une variante du k-means permettant une catégorisation en ligne et temps réel. Cet algorithme est formalisé par l'équation 4.4. Il permet une simplification progressive de l'espace visuel tout en autorisant l'apprentissage des prototypes en un coup.

$$VF_j = net_j \cdot H_{max(\gamma, \bar{net} + \sigma_{net})}(net_j) \quad (4.4)$$

$$net_j = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |W_{ij} - I_i| \quad (4.5)$$

$$\Delta W_{ij} = a_j I_i + \epsilon_{vf} (I_i - W_{ij}) \cdot (1 - VF_j) \quad (4.6)$$

VF_j est l'activité du neurone j dans le groupe *VF*. Les caractéristiques apprises sont codées dans les poids W_{ij} reliant chaque pixel i de la vue locale compressée en log-polaire au neurone j . net_j est le complément à un de la somme des distances entre l'entrée et la j^e me catégorie visuelle apprise. Cet algorithme permet en même temps un apprentissage en un coup et un moyennage de l'activité selon les entrées. γ est un paramètre de vigilance et H^1 est une fonction de Heaviside. Si toutes les distances entre l'entrée actuelle et les patterns appris sont toutes inférieures à la vigilance, un nouveau neurone est recruté. Les valeurs de pixels de la vue locale sont copiées telles quelles sur les poids de ce neurone. Autrement, le neurone dont la distance net_j est la plus petite voit ses poids se modifier pour se trouver à la moyenne entre le pattern appris et la vue locale actuelle. Le recrutement est basé sur un compromis entre plasticité et stabilité permettant d'apprendre de nouveaux patterns sans modifier les anciens.

La modification des poids (appelée adaptation) se fait suivant l'équation 4.6. La vitesse d'adaptation est gérée par le paramètre ϵ_{vf} . I_i est la vue locale en entrée. Lorsque un nouveau neurone est recruté $a_j = 1$. Autrement, $a_j = 0$ dans l'équation 4.6 et l'algorithme du SAW adapte les poids du neurones déjà recruté. Lors de la phase d'utilisation, les poids ne sont plus adaptés. Toutes les distances inférieures à la vigilance sont mises à zéro. Seules les distances supérieures à γ s'expriment. De cette manière, le paramètre de vigilance joue aussi un rôle de seuil d'activation. Le mécanisme de compétition est souple : il laisse passer plusieurs interprétations possibles pour un même motif. Cette compétition souple permet un codage creux ("sparse") de l'information visuelle et ainsi un codage robuste au bruit (Rolls and Deco [2002]). L'intérêt d'une compétition soft est aussi démontré dans le cadre d'une navigation robotique dans Gaus-sier et al. [2000]. La vigilance γ est mise à une valeur haute durant la phase d'apprentissage et elle est mise à un niveau bas (voir zéro) en phase d'utilisation.

¹Fonction de Heaviside :

$$H_\theta(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \theta < x \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Il n'y a pas de classe de rejet dans ce modèle. Toutes les images en entrée peuvent donner lieu à une réponse. Dans ce cas on dit que le système généralise sur les données qu'il ne connaît pas. La généralisation est souhaitée aussi car elle rajoute de la robustesse au système. Le défaut principal de la généralisation est son taux de faux positif qui peut être assez haut. Il est alors nécessaire d'avoir un compromis entre généralisation et discrimination. Il est important de contrôler la généralisation du robot. La généralisation est une propriété intéressante de notre système. Nous la considérons comme étant le comportement le plus bas d'un comportement esthétique. Les premières formes d'appréciation du robot viennent directement de sa capacité à attribuer des valences à des objets qu'il n'a jamais vus. Cette caractéristique bien qu'intéressante peut assez vite devenir problématique. En effet, un système qui généralise tout sur tout ne saurait être différencié d'un comportement aléatoire. Nous utilisons dans nos modèles un paramètre de vigilance qui permet de filtrer en bas niveau les stimuli visuels trop peu ressemblant. De plus nous avons aussi mis en place un système de normalisation et de compétition (présenté ci-après) entre les catégories pour permettre de filtrer les généralisations trop fortes.

4.1.3 Association à une Valence

Les vues locales extraites sur l'image en entrées sont associées à une valence émotionnelle grâce à un conditionnement Pavlovien. Ce conditionnement est effectué grâce à l'algorithme des moindres carrés LMS (Least mean square en anglais). En phase d'apprentissage, le LMS minimise l'erreur entre la réponse conditionnelle et le stimulus inconditionnel. Pour cela il modifie les poids du stimulus conditionnel pour obtenir la réponse désirée. Le conditionnement est supervisé et le stimulus inconditionnel est donné par l'humain interagissant avec le robot. Nous utilisons trois valences émotionnelles pour conditionner le stimulus d'entrée (stimulus conditionnel) : positive pour les objets plaisants, négative pour les objets déplaisants et neutre.

La sortie du LMS (réponse conditionnelle) est le résultat de la somme des poids par les entrées (voir équation 4.7). Les entrées représentent les neurones qui codent pour une vue locale. Dans le cas où un seul gagnant est utilisé, un seul neurone code pour une vue locale. La modification des poids se fait suivant l'équation 4.8. En phase d'utilisation le LMS calcul uniquement la sortie V .

$$V_j = W_{ij} V F_i \quad (4.7)$$

$$\Delta W_{ij} = \epsilon V F_i (Imp_j - O_j) \quad (4.8)$$

$$W_{ij}(t) = W_{ij}(t - dt) + \Delta t \frac{dW_{i,j}(t)}{dt} \quad (4.9)$$

V est le vecteur des valences (positive, négative, neutre). Imp est le signal de supervision, ou stimulus inconditionnel. Celui-ci est donné par les visiteurs. W_{ij} est la matrice des poids reliant le neurones qui code pour la vignette avec le neurone de la valence. ϵ est la vitesse d'apprentissage.

Un objet est considéré ici comme une constellation de vues locales. Ainsi pour connaître la valence associée à un objet, les réponses des vues locales sont sommées (groupe FE dans la figure 4.1). Après cette somme un WTA extrait la catégorie gagnante. Le neurone gagnant donne la valence émotionnelle estimée et son activité nous renseigne sur le taux de confiance dans la réponse. Dans le premier modèle (figure 4.1) la valence gagnante en sortie du LMS contrôle

l'expression faciale affichée par le robot. Nous verrons dans la suite que d'autres informations peuvent être utilisées pour contrôler cette expression.

En résumé, le robot effectue des saccades oculaires pour explorer l'image en dirigeant son attention du point de focalisation le plus actif au moins actif. La détection de coin (points de focalisation) se fait par une méthode de différence de gaussiennes à une seule échelle. La DOG nous évite de calculer une Hessienne comme dans les méthodes basées sur du Harris. Autour de chaque point de focalisation une vue locale est extraite de l'image d'entrée puis transformée en log-polaire. En phase d'apprentissage, le robot associe les vues locales d'une œuvre avec la valence émotionnelle attribuée par le visiteur. Un algorithme de catégorisation calcule la distance entre la vue locale extraite et toutes les vues locales déjà apprises. Si la plus petite distance est inférieure à un seuil, le neurone qui code pour cette vue locale s'exprime. La somme des vues locales d'un objet donne une estimation sur sa valence émotionnelle.

4.2 Estimer la position de l'objet : La voie WHERE

Nous avons présenté ci-dessus la voie *What* du système visuel utilisé. Cette voie nous renseigne sur la valence émotionnelle associée aux vues locales d'un objet. Pour pouvoir se diriger vers les objets, le robot doit savoir où se trouve cet objet dans la scène visuelle. Pour cela nous utilisons l'information sur les relations spatiales entre les vues locales.

La figure 4.4 présente une architecture pour estimer la position de l'objet dans l'image. C'est un modèle de la voie "*Where*" du système visuel. Dans cette figure seule l'estimation de la position de l'objet dans l'image selon l'axe des abscisses est illustrée. Le même système est aussi appliqué en parallèle sur la seconde dimension de l'image. Ce modèle estime la position de l'objet dans l'image en essayant de retrouver son centre de gravité.

Un objet est considéré comme un ensemble de vues locales. Contrairement à une catégorisation globale de l'image, cette recherche locale segmente l'image et facilite de facto la recherche d'un objet dans la scène. Estimer la position d'un objet dans le repère image revient à estimer la position de ses vues locales par rapport au centre de gravité de cet objet. Seulement, le centre de gravité étant inconnu a priori, nous prenons un référentiel identique pour tous les objets. Cette méthode s'apparente aux méthodes d'asservissement visuel 2D basées image. L'idée étant d'apprendre l'écart entre la position de la vignette et le centre de l'image. Pour faciliter l'écriture, les positions des vignettes sont apprises puis l'écart est calculé a posteriori. Cet écart estime la transformation géométrique entre le repère de la caméra et le repère image.

On peut facilement passer de l'estimation de la pose d'un objet à l'estimation de la pose d'une place en changeant le référentiel. Dans le cas de l'estimation de pose d'un objet, nous considérons le centre de l'image comme étant le référentiel. Ainsi, si lors de l'apprentissage le centre de l'objet et le centre de l'image sont confondus, estimer la position d'une vignette par rapport au centre de l'image revient à estimer sa position par rapport au centre de la caméra. Dans le cas d'une place on choisit un référentiel absolu (allocentré) donné par le nord magnétique par exemple, ou un référentiel relatif (égocentré) donné par le centre du robot.

Les vues locales catégorisées par le groupe VF (même groupe de neurone utilisé dans la voie "*What*") sont associées à leurs positions dans l'image θ par un LMS 4.10. Lorsque le système rencontre cette même vue locale, il prédit sa position dans l'image.

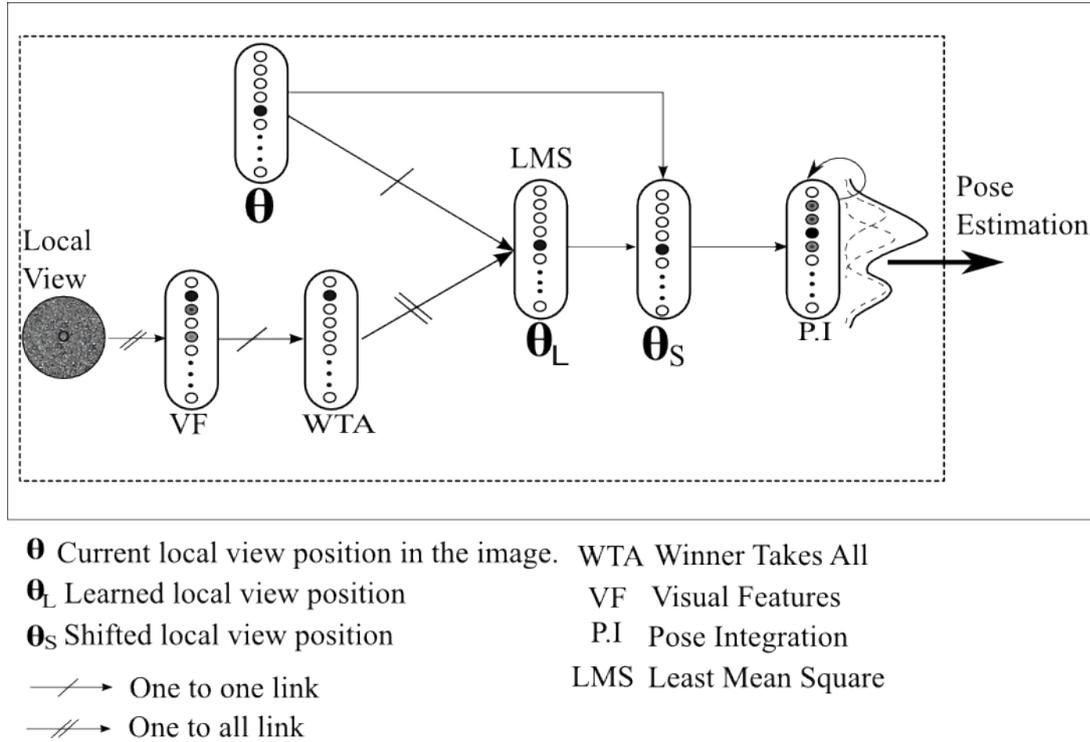


FIGURE 4.4 – Architecture du modèle utilisé pour l'estimation de la position d'un objet sur une dimension (le même traitement est répété sur la seconde dimension de l'image).

$$\begin{aligned}
 \theta_{Lj} &= W_{ij}VF_i \\
 \Delta W_{ij} &= \epsilon VF_i(\theta_c - \theta_{Lj}) \\
 W_{ij}(t) &= W_{ij}(t - dt) + \Delta t \frac{dW_{i,j}(t)}{dt}
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

θ_{Lj} : Position de la vue locale lors de la phase d'apprentissage. θ_{Lj} :

Les groupes $\theta, \theta_L, \theta_S, PI$ (figure 4.4) utilisent un codage en population pour coder les angles (Georgopoulos et al. [1986]). Le premier neurone code pour le bord droit de l'image tandis que le dernier neurone code le bord gauche de l'image. Quatre autres groupes s'ajoutent au modèle pour coder la dimension verticale de l'image, où le premier neurone code pour le bord haut de l'image tandis que le dernier neurone code le bord bas de l'image.

Le nombre de neurones dans $\theta, \theta_L, \theta_S$, dépend de la précision désirée dans le codage en population. Ici nous utilisons un neurone par degré du champ de vision de notre caméra. 60 neurones pour la dimension horizontale (dimension u) et 40 neurones pour la dimension horizontale (dimension v). La caméra utilisée ayant un champ de vision de 60° en horizontale et 40° en verticale. Nous détaillerons ici uniquement l'axe horizontal u , le même traitement étant appliqué sur l'axe v .

Les neurones dans le groupe θ représentent les positions des points de focalisation suivant l'axe de u . Lors de la phase d'apprentissage, le groupe θ_L associe les caractéristiques visuelle

(sortie de VF) à leurs position θ dans l'image en utilisant une règle des moindres carrés (équation 4.10). Le LMS minimise l'erreur entre la sortie désirée (lien un-vers-un inconditionnel) à la sortie actuelle (lien conditionnel un-vers-tous). Ici la sortie désirée représente la position du point de focalisation dans le plan de l'image. Ainsi, en phase d'utilisation une vue locale active le neurone codant pour sa position.

4.2.1 Recalage visuelle

θ_S est un mécanisme de "recalage" (shift). Il calcul le décalage subit par le point de focalisation (centre de la vue locale) entre sa position d'apprentissage et sa position actuelle. Ce mécanisme permet une invariance spatiale. Il est aussi utilisé pour diriger le robot vers un objet précédemment appris. Ce décalage est exprimé en fonction de la position référentielle, qui est le centre de l'image dans ce cas là. Il calcul la différence entre la distance de la position du point de focalisation à l'apprentissage du référentiel de l'image et la distance de la position du point de focalisation actuel du référentiel de l'image. Cette distance traduit directement le déplacement du point de focalisation entre le moment où il a été appris et le moment où il est revu tel que décrit dans l'équation eq.4.11.

Lorsqu'une vue locale est au même endroit que celui où elle a été apprise $\theta_S = 0$ et le neurone qui correspond au référentiel d'apprentissage (ici celui au centre) est activé. Si la vue locale subit une translation de Δd i.e. $\theta = \theta_L + \Delta d$ alors le neurone Δd est activé dans θ_S . Si nous supposons alors qu'au moment de l'apprentissage l'objet à apprendre se trouvait au centre de l'image, le centre de l'objet serait alors confondu avec le référentiel. Ainsi, les vues locales de cet objet en cherchant à prédire le référentiel de l'image prédiront toujours le centre de l'objet. La somme des activités dans θ_S permet alors d'estimer la position de l'objet dans l'image.

$$\begin{aligned}\theta_S(x) &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \theta'_S(n) \cdot \gamma_1(x - n) \\ \theta'_S(x) &= \theta(x) - \theta_L(x) \\ \gamma_1(x - n) &= \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{(x-n)^2}{2\sigma_1^2}}\end{aligned}\tag{4.11}$$

Le groupe de neurones PI intègre les produits de convolution de chaque position prédite avec un noyau gaussien eq.4.12. La mixture de gaussienne fusionne les informations des différentes positions et permet une robustesse aux faibles variations et aux changements de perspectives. La robustesse est contrôlée par l'écart-type des noyaux. Plus l'écart-type du noyau est grand plus le système est robuste, mais il en devient moins discriminant. A l'inverse, un écart-type plus petit apporte plus de discrimination mais la généralisation et la robustesse s'en trouvent pénalisées, le système devient alors extrêmement sensible aux changements. Lors de l'apprentissage, un seul pic se crée au centre de l'image (figure 4.5(a)). Si l'objet subit une translation le pic se déplace aussi dans la direction de la translation de l'objet (figure 4.5(b)). Les changements de perspective et d'échelle influence le taux de reconnaissance des vues locales mais aussi l'écart entre la vignette et le centre de l'objet. Il en résulte alors des pics avec des hauteurs plus faibles et d'écart-type plus large (figure 4.5(c)). Autrement, si un objet est constitué des mêmes caractéristiques qu'un objet appris mais disposées de manières différentes, la somme des

gaussiennes crée des bulles avec une faible activité et éparpillées dans le champ de neurones. L'activité du groupe PI représente le niveau de confiance dans l'estimation de la position de l'objet dans l'image.

$$PI(x) = \sum_{i=1}^N VF_i \cdot e^{-\frac{(x-d_i)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.12)$$

σ est l'écart-type du noyau gaussien. d_i est la distance de chaque vue locale du référentiel, il est donné par θ_S . Lorsque $d_i - d_{i-n} < 2\sigma$, les vues locales VF_i et VF_{i-n} prédisent la même pose. A ce niveau, nous pouvons déjà prendre une décision sur la confiance à mettre dans la reconnaissance de notre objet. Une activité élevée dans le groupe PI représente une forte probabilité de reconnaître l'objet alors qu'une faible activité représente une probabilité faible de reconnaître l'objet. Ainsi, l'estimation de la position dans ce système est indépendante de la tâche de reconnaissance d'objet elle est plutôt un outil pour la reconnaissance. Dans la section 4.3 nous discuterons de la manière d'utiliser l'estimation de la position pour augmenter le taux de confiance de la reconnaissance d'objet.

La figure 4.6 montre le comportement du système sur un objet réel avec une estimation de la position selon l'axe horizontal et vertical.

La figure 4.5 montre un exemple schématique de l'estimation de la position d'un carré. La première image 4.5(a) montre un carré en phase d'apprentissage. Quatre vues locales donnent chacune son écart par rapport au centre de l'image. Sur la courbe en bas du carré, chaque bulle (en tirets) représente l'évolution de la somme des convolutions par un noyau gaussien de la position prédite par la reconnaissance des patterns. Ainsi dans la courbe de 4.5(a), toutes les vues "votent" pour le centre de l'image, donc pour le centre de l'objet. Dans la seconde image 4.5(b), le carré subit une translation vers la droite. Les vues locales donnent toujours le même taux de décalage que celui appris. A cela près que la translation de l'objet, déplace toutes les prédictions. L'image 4.5(c) montre l'effet de la perspective sur le système. L'utilisation de la somme des gaussiennes permet un filtrage. Le pic de la bulle obtenue à une valeur plus faible mais réussi tout de même à estimer la position de l'objet dans l'image. Finalement, l'image 4.5(d) montre comment le système réagit s'il est confronté aux mêmes patterns mais dispersés. On remarque qu'aucune bulle d'activité ne se démarque du lot. Sans connaître la forme complète de l'objet, le système est capable de discriminer les situations incohérentes.

On remarque ici, que la connaissance de la disposition de l'objet donne une indication sur la probabilité de reconnaître cet objet sans en connaître l'identité.

4.3 Reconstruction de l'objet : Fusion What x Where

Les deux sections précédentes décrivent comment le système visuel de notre robot extrait l'information de la forme *What* et l'information sur la position d'un objet *Where* dans une scène visuelle. Dans cette section nous proposons quelques méthodes pour prendre en compte ces deux informations dans la reconnaissance de l'objet et dans le choix de l'objet à suivre. Au début nous utiliserons une simple multiplication entre les deux informations. Ensuite nous verrons comment créer des cartes par valences émotionnelles et comment la compétition entre ces différentes cartes permet une plus grande liberté dans le choix de l'objet à suivre. Ces deux premières méthodes présentent l'avantage de s'exécuter séquentiellement en une seule fois. Fi-

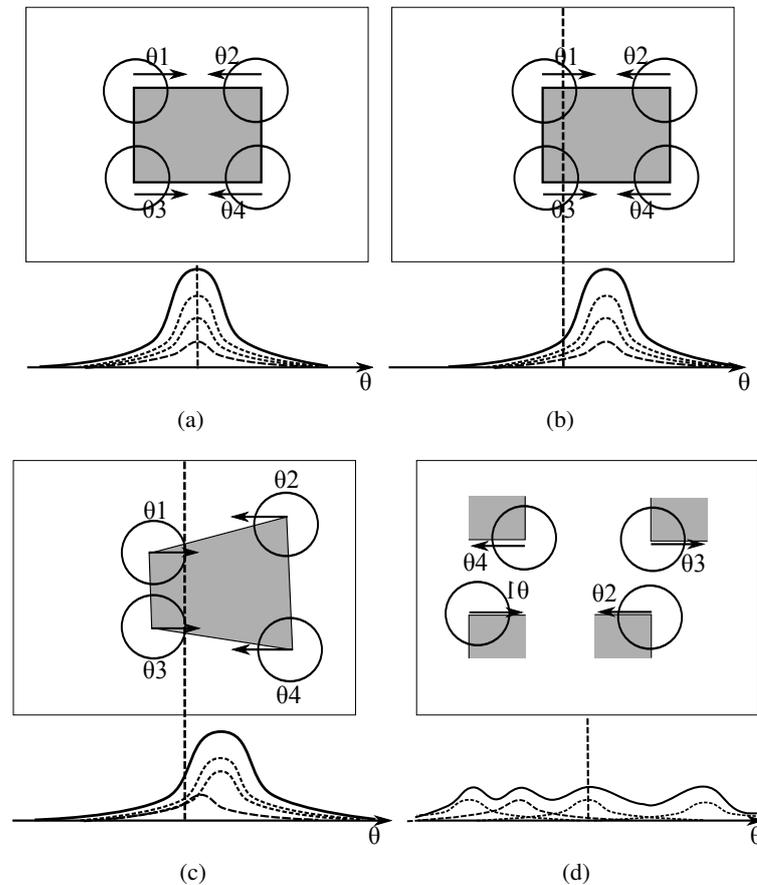


FIGURE 4.5 – Exemple schématique d’une estimation de pose appliquée à un carré. 4.5(a) est l’objet appris au centre de l’image. En dessous est représentée l’activité du groupe *PI*. Un seul pic est créé au milieu de l’image. 4.5(b) montre le même objet ayant subi une translation, avec en dessous le résultat du groupe *PI*. 4.5(c) montre le carré avec un changement de perspective. Le pic de la réponse est toujours mais il est plus large et moins fort en intensité. 4.5(d) est une image avec les mêmes caractéristiques que la première mais disposées autrement.

nalement, nous montrons une implémentation inspirée de la construction des cellules de lieux visuelles qui n’utilise pas la valence émotionnelle mais doit en premier lieu estimer le centre de gravité de l’objet.

4.3.1 Modulation par la valence

Le système présenté ci-dessus (4.4) permet d’estimer la position d’un seul ou de plusieurs objets dans la scène visuelle. Un système type WTA suffit pour décider du choix de l’objet à suivre. Un tel choix est indépendant de la valence de l’objet. Par contre il dépend du nombre de vues locales extraites sur les objets. Deux composantes de la valence sont prises en compte dans le modèle : la catégorie émotionnelle (positif, négatif, neutre) et l’amplitude (valeur d’activation) de la catégorie. La figure 4.7(a) montre comment l’information sur la valence de l’objet est

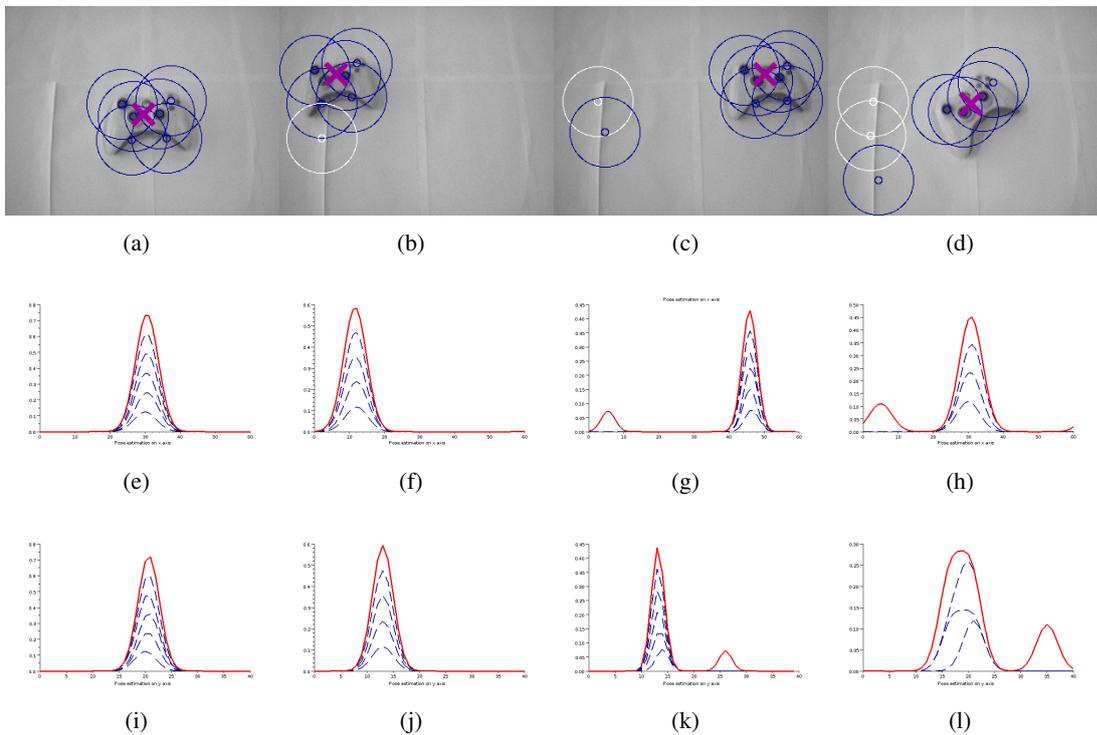


FIGURE 4.6 – Le même exemple que celui avec des carrés 4.5 mais cette fois-ci simulé avec des images réelles. L'estimation de la pose est faite sur les deux axes (x,y). 4.6 est l'image apprise. 4.6(e) et 4.6(i) représentent la pose selon x et selon y respectivement. La croix rose montre la position prédite par le système. 4.6(c) et 4.6(b) montrent la manette bougée à la main en la gardant toujours dans le champ de vision de la caméra. 4.6(d) montre l'effet d'une rotation d'objet sur l'estimation de la pose. Le système est invariant aux translations et il est robuste aux faibles rotations, changement d'échelle, et de perspective.

intégrée dans le choix de l'objet. La position prédite de la vue locale est multipliée par la valeur du neurone codant pour les valences positives. Une vue locale associée avec une valence négative ou neutre n'apporte aucune information dans le champ d'intégration qui estime la pose (groupe P.I). Autrement, une vue locale associée à une valence positive participe à la création du champ d'estimation de pose. Plus le taux de reconnaissance de la vue locale est grand, plus la bulle associée à cette vue locale sera forte. Les bulles sont pondérées par la valeur d'activation. Plus un objet est fortement associé plus sa bulle d'activité est renforcée. De cette façon, même si plusieurs objets de la même valence sont discriminés dans la scène visuelle, l'objet ayant la plus forte activité est sélectionné.

La figure fig.4.8 montre un exemple de l'effet de la valence dans le choix de la cible. Dans cette figure l'étoile à gauche est associée à une valence négative. Cinq points de focalisation et cinq vues locales sont extraits sur cet objet. Le carré à droite, sur lequel quatre vues locales sont extraites, est associé à une valeur positive. Le résultat de l'estimation de la position (sur l'axe "u" uniquement) est affiché en dessous des objets. Une bulle plus grande apparaît du côté de l'étoile car elle résulte de la somme de cinq bulles d'activité pendant que le carré n'en contient que quatre.

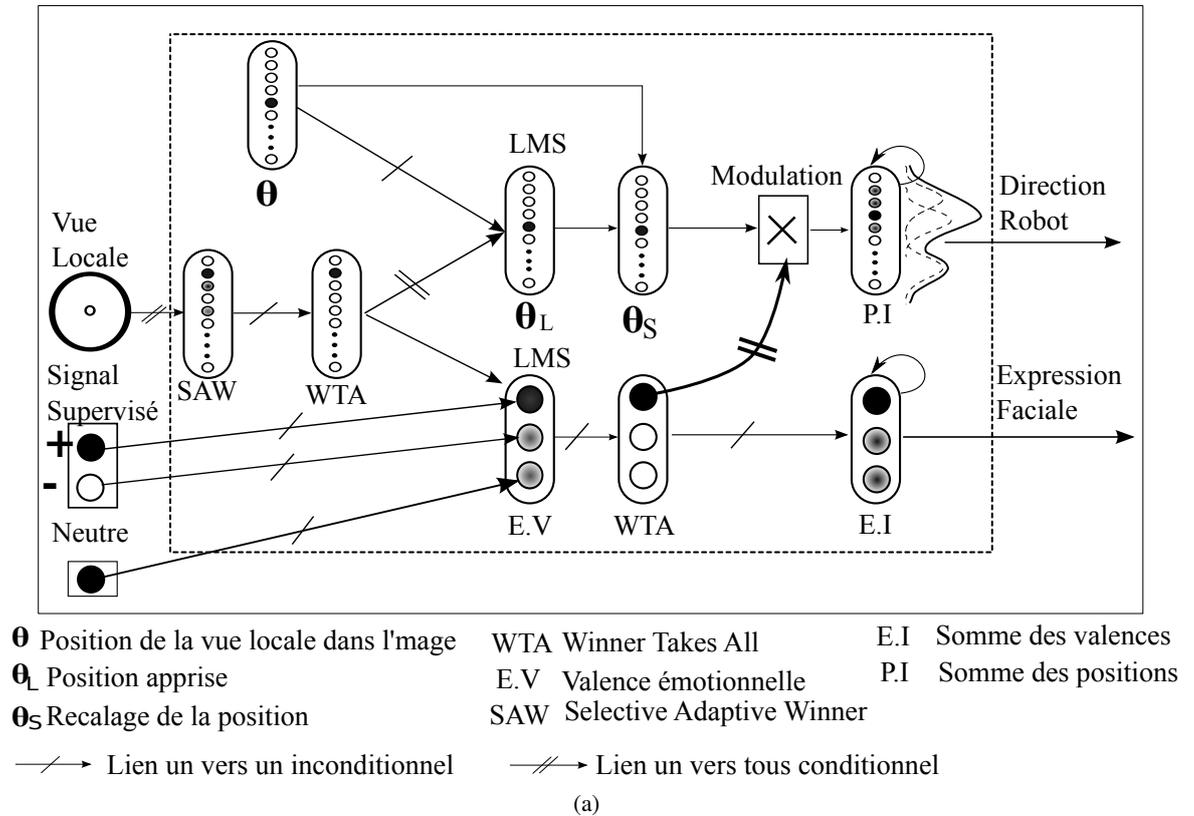


FIGURE 4.7 – Modulation de l'estimation de position de position par la valence émotionnelle.

Dans la figure fig.4.8(a) la compétition entre ces deux bulles, sélectionne l'étoile comme l'objet gagnant, donc l'objet à rejoindre. Si nous considérons que le robot ne doit sélectionner que les objets qui lui plaisent (objets à valences positives), le choix du robot peut être forcé en choisissant à priori la pondération de l'estimation de la position selon les valences. Dans la figure fig.4.8(b) nous avons choisi un poids de 1 pour les interprétations des valences positives et un poids de 0 pour les interprétations à valences négatives. De cette manière seule la bulle prédisant la position de l'objet positif s'exprime.

4.3.2 Normalisation et compétition inter-cartes

La modulation par la valence des vues locales facilite la reconstruction de l'objet et aide à la prise de décision. Par contre, dans des environnements fortement texturés le nombre de vues locales varie d'un objet à un autre. Pour donner le même ordre de grandeur à toutes les prédictions, le champ des positions est normalisé. Pour cela la position estimée par l'intégration des estimations des vues locales est divisée par le nombre de vues dans cette même position.

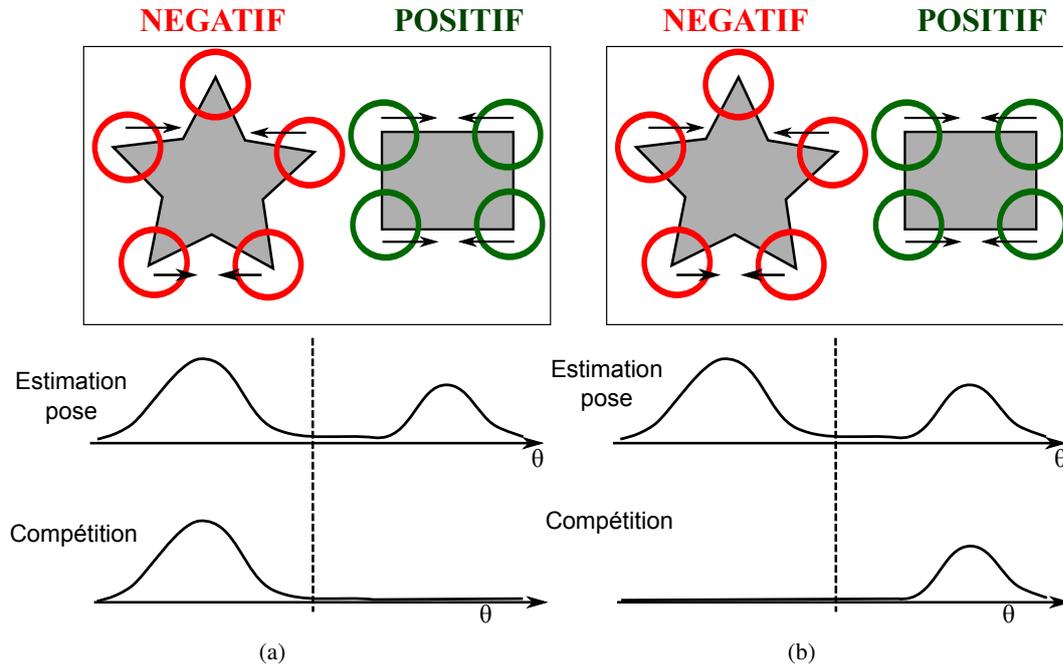


FIGURE 4.8 – Exemple schématique de l'effet de la modulation par la valence.

$$\begin{aligned}
 VMI(j, x) &= \sum_{k=1}^N \theta_S^k(j, x) \cdot V^k(j) \\
 NVMI(j, x) &= \frac{VMI(j, x)}{\sum_{k=1}^N \theta_S^k(x) + A} \\
 Comp(j, x) &= NMVI(j, x) - \max[NMVI(k, x)]
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

for $k \in [0, j[;]j, Nj]$

VMI est le champ d'intégration qui permet d'estimer la position de l'objet dans l'image. Il est obtenu par la somme des positions estimées (θ_s) pondérées par la valence émotionnelle (V). NVMI est le résultat de la prédiction après normalisation. Ce champ résulte de la division de VMI par les positions estimées sans les multiplier par la valence. Ainsi, l'objet ayant la valence émotionnelle la plus forte est sélectionné indépendamment des vues locales extraites. A est une constante de normalisation qui permet d'éviter d'une part les divisions par zéro et d'éviter d'attribuer une trop forte importance aux très faibles nombre de vignettes.

La figure 4.9 montre une simulation de l'effet de la normalisation. Supposons un objet appris qui se trouve à 15° à gauche du centre de l'image et 5 vues locales sont extraites. L'estimation de la position de cet objet a une incertitude de 10° et les taux de reconnaissance de ses vues locales sont compris entre $[0.89, 0.98]$. Un second objet qui n'est pas appris joue le rôle de distracteur. Cet objet est situé à 15° à droite du centre de l'image, il contient 8 vues locales, l'estimation de sa position a une incertitude de 10° et les taux de reconnaissance de ses vues locales sont compris entre $[0.83, 0.89]$. Confronté à ces deux objets, le système choisit de peu le second objet

qui est le distracteur car il contient plus de vues locales et sa réponse s'en trouve renforcée. Par contre, après normalisation, le distracteur se trouve pénalisé par son grand nombre de vues locales et l'objet appris lui est préféré.

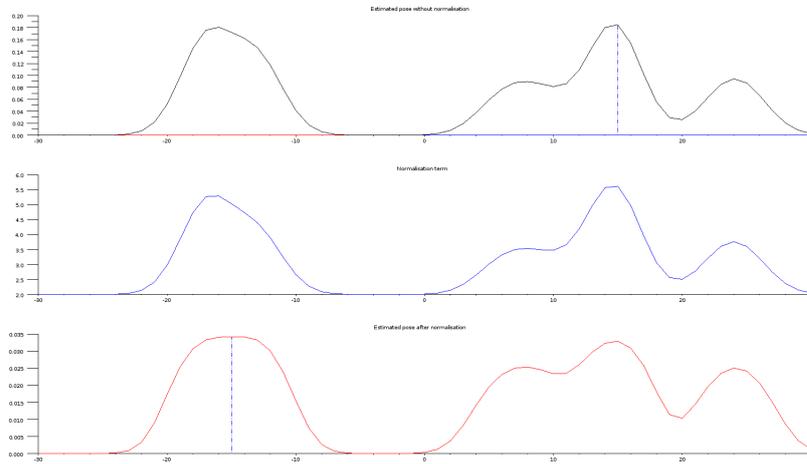


FIGURE 4.9 – Effet de la normalisation sur un ensemble aléatoire de vues locales. La première courbe montre l'intégration de l'estimation de la position des deux objets. La seconde courbe montre l'intégration des positions estimées sans la valence émotionnelle. La bulle à gauche est liée à l'objet désiré alors que celle de droite est liée au distracteur. Une compétition appliquée directement sur le premier champ induit un faux positif en sélectionnant le distracteur. La dernière courbe est le résultat de la normalisation. La compétition appliquée à ce dernier champ sélectionne l'objet de gauche qui est celui désiré.

4.4 Evaluation du modèle

Notre robot doit être capable d'associer des valences émotionnelles à des objets, de retrouver ces objets dans son champ de vision et de se diriger vers ces objets. Le robot peut se diriger, selon l'expérience en cours, vers les objets qu'il apprécie ou vers ceux qu'il déprécie. Pour évaluer notre modèle de développement de l'esthétique artificielle nous devons d'une part analyser ses performances de reconnaissance d'un point de vue quantitatif sur une base de données d'image. D'autre part nous devons appliquer une analyse comportementale qui nous renseigne sur l'impression que donne le robot lorsqu'il se balade.

Le tableau 4.1 regroupe les paramètres utilisés dans les expériences décrites ci-dessous.

TABLE 4.1 – Paramètres

θ_1	0.8
θ_2	0.2
N_{land} Use	20
N_{land} Learn	8
Taille image	320x240px
FOV	60x45
$(X, Y)_{land}$	80x80
Taille (ρ, θ)	16x16
ϵ_{lms}	0.5
ϵ_{vf}	0

θ_1, θ_2 : variances des deux gaussiennes utilisées pour calculer la différence de gaussiennes. Si θ_1 est supérieure à θ_2 la DOG résultante est une cellule centre-off, autrement la DOG simule une cellule centre-on.

N_{land} : nombre de vues locales extraites dans une scène. Lors de la phase d'apprentissage le champ de vision du robot est restreint au tier central de l'image et seules 8 vues locales sont extraites. Lors de la phase de restitution des apprentissages le champ de vision du robot couvre la taille de l'image et 20 vues locales sont traitées.

FOV : angle d'ouverture de la caméra en degrés.

$(X, Y)_{land}$: taille des vues locales extraites en pixels.

Taille (ρ, θ) : taille de la matrice de projection en log-polaire de la vue locale. Cette projection permet aussi de compresser l'information.

ϵ_{lms} : vitesse d'apprentissage du LMS. Cette valeur est comprise entre 0 et 1. Plus la vitesse est basse plus l'association se fait lentement.

ϵ_{vf} : vitesse d'adaptation des motifs appris par le SAW.

4.5 Évaluation du système de vision

Pour évaluer les performances de reconnaissance visuelle nous avons enregistré une base d'images d'une expérimentation au Quai Branly. Cette base d'image contient une base d'apprentissage et une base de test. Dans la base d'apprentissage sont enregistrées les vues des objets appris par le

robot ainsi que les valences émotionnelles qui y sont associées. Dans la base de test sont enregistrées des images issues de la caméra du robot durant sa navigation. La quantité d'images recueillies étant trop grande nous avons sélectionné dans la base 60 images par objets qui correspondent à 30 images avant l'apprentissage de l'objet et 30 images après l'apprentissage.

La figure 4.10 présente les œuvres apprises telles que vues par la caméra de Berenson.

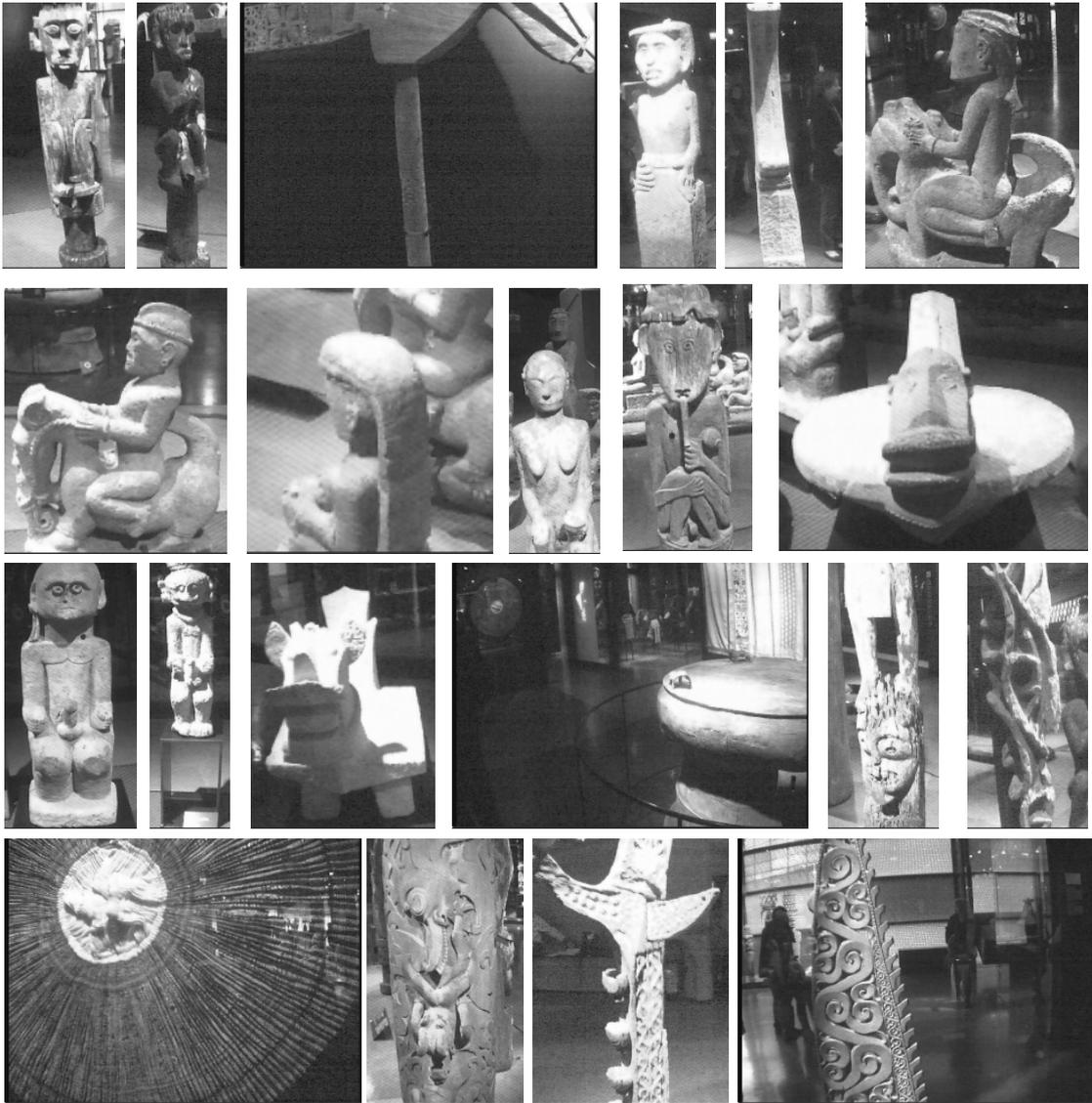


FIGURE 4.10 – Oeuvres apprises par Berenson telles que perçues par sa caméra. Pour faciliter l'affichage des images dans le manuscrit les images sont coupées pour ne garder que la partie où l'objet apparaît. Dans les faits les images ont toutes la même taille (320x240px). Les images sont présentées dans l'ordre des identifiants attribués.

Le tableau 4.2 présente les taux de succès dans la reconnaissance d'objet pour une journée d'apprentissage. Ce jour là, les visiteurs ont choisi 11 œuvres parmi les 25 exposées dans la zone

de travail du robot. La première colonne est une numérotation arbitraire des oeuvres. La seconde colonne E.V contient les valences émotionnelles assignées par les visiteurs. Par exemple, deux visiteurs ont assigné une valence positive (+) à l'oeuvre 1 et deux autres lui ont assigné une valence négative (-). Les autres colonnes représentent respectivement

1. les *Vrais Positifs (TP)* qui est le nombre de fois où le système de vision donne la **bonne réponse**.
2. Le taux de *Faux Négatifs (FN)* qui représente le nombre de fois où le système ne donne **aucune réponse** lorsqu'une **réponse est attendue**.
3. Le taux de *Faux Positifs (FP)* qui représente les fois où le système donne une **réponse** lorsque **aucune réponse** n'est attendue.
4. Le taux de *Vrais Négatifs (TN)* qui représente les fois où le système ne donne **aucune réponse** lorsque **aucune réponse** n'est attendue.

TABLE 4.2 – Taux de succès dans la reconnaissance d'objet

Id	E.V	T.P	FN	FP	T.N
1	+ / + / - / -	72%	28%	3%	97%
2	+ / -	75%	25%	1%	99%
3	+	0%	100%	0%	100%
4	- / + / + / +	80%	20%	13%	87%
5	+ / +	64%	36%	4%	96%
6	-	36%	64%	5%	95%
7	-	20%	80%	1%	99%
8	- / - / +	90%	10%	7%	93%
9	- / -	64%	36%	2%	98%
10	-	33%	67%	1%	99%
11	- / +	34%	66%	3%	97%

La portion de la base de donnée utilisée dans cet essai est constituée de 828 images enregistrés en ligne pendant la navigation du robot et qui sont labellisées à posteriori pour avoir une vérité terrain. Dans cette base d'images il est difficile de labéliser à posteriori la valence émotionnelle d'un objet. L'oeuvre 1, par exemple, est autant de fois associée à une valences positive qu'à une valence négative. Pour cela, nous avons labélisé les images en attribuant des identifiants (ID) à chaque objet, en supposant que si cet ID est retrouvé par le système de vision alors la reconnaissance de la valence émotionnelle est correcte.

La base de donnée n'est pas normalisée. Les oeuvres ne sont pas présentées le même nombre de fois. Ceci induit un meilleur taux de reconnaissance sur les objets les plus présentés comme les oeuvres 1, 2 et 4.

4.5.1 Des œuvres plus intéressantes

Le tableau 4.3 présente le nombre de fois où une oeuvre a été associée à une valence positive et le nombre de fois où cette même oeuvre a été associée à une valence négative. Les oeuvres de la zone d'expérimentation sont choisies 132 fois par les visiteurs. Dans 47% (62 fois) des cas les visiteurs ont attribué une valence négative à une oeuvre et dans 53% cas ils ont attribué une valence positive (70 fois). Les avis sont donc assez bien répartis entre les catégories émotionnelles. Ce tableau est riche en information et des résultats intéressants y apparaissent. Sans prendre en compte la valence émotionnelle, les oeuvres sont divisées en deux : celles qui sont souvent choisies par les visiteurs et celles auxquelles les visiteurs n'accordent pas beaucoup d'attention. Ainsi l'oeuvre 1 est choisie 15 fois alors que l'oeuvre 15 n'est jamais choisie. La séparation en oeuvre positive et négative que nous avons choisi dans nos expérimentation est enrichie par deux nouvelles catégories à travers l'interaction avec les visiteur. Par ailleurs, les oeuvres qui attirent l'attention des visiteurs n'ont pas toutes les mêmes valences émotionnelles. Celles-ci peuvent être encore divisées en trois sous catégories : oeuvres positives, oeuvres négatives et oeuvres ambivalentes. Les deux premières catégories sont prévues dans l'expérience. La troisième par contre émerge de l'interaction avec le grand nombre de personne ayant pris part aux expériences. Les oeuvres dites ambivalentes ici sont celles qui sont tout autant associées à une valence positive qu'à une valence négative. Ces oeuvres ne font pas consensus et nous amènent à nous poser des questions sur le modèle mis en place. Quels sont les oeuvres auxquelles doit s'intéresser le robot et vers lesquelles il doit se diriger pour montrer ses préférences esthétiques ?

TABLE 4.3 – Valences attribuées par les visiteurs

Id	Positive	Négative	Id	Positive	Négative
1	8	7	13	5	6
2	4	8	14	3	1
3	5	4	15	0	0
4	4	1	16	0	1
5	1	0	17	4	4
6	8	2	18	1	0
7	5	4	19	0	2
8	1	0	20	3	3
9	3	6	22	3	2
10	4	3	23	1	1
12	7	7			

4.6 Evaluation comportementale

4.6.1 Evaluation par les concepteurs

Nous avons évalué les comportements de notre robot en situation réelle et en directe au musée du Quai Branly à partir des observations des expérimentateurs et des observations des visiteurs du musée. Le procédé est toujours le même, le robot apprend au début au travers de ses interactions avec les visiteurs puis il est laissé en autonome. Par la suite nous avons reporté sur un plan de la zone de travail les trajectoires qui nous paraissaient les plus significatives.

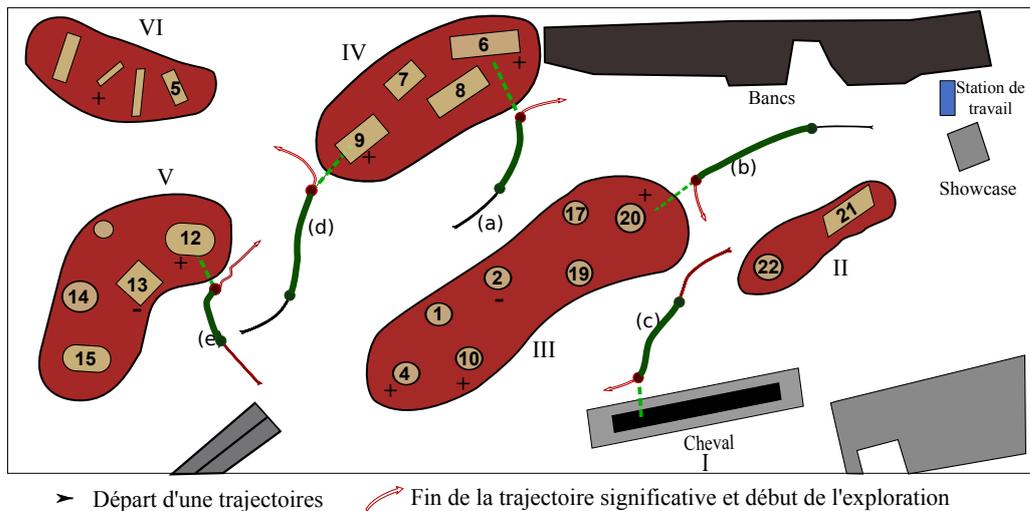


FIGURE 4.11 – Trajectoires (Musée du Quai Branly 2012) du robot enregistrées à partir des observations des expérimentateurs. Seules les trajectoires significatives sont notées, les déplacements aléatoires ne sont pas reportés pour ne pas surcharger l'image.

La figure 4.11 montre les trajectoires du robot telles que reportées par les expérimentateurs lorsque le robot devait se rendre près des œuvres qu'il apprécie. Il est à noter que le robot doit toujours éviter les obstacles, ainsi une fois proche d'une œuvre appréciée il dévie de sa trajectoire pour visiter à nouveau sa zone de travail à la recherche de nouveaux objets. Les déplacements liés à la recherche aléatoire ne sont pas reportés sur l'image pour ne pas surcharger la figure. Les trajectoires en rouge dans l'image représentent un évitement obstacle suivi d'une exploration de la zone. Les trajectoires en vert représentent un déplacement du robot vers l'objet apprécié en affichant une expression de joie. Les zones en rouge représentent les îlots sur lesquels sont posées les œuvres et les zones grises sont des vitrines dans lesquelles d'autres œuvres sont exposées. Les œuvres sont toutes représentées par un numéro avec, le cas échéant, la valence émotionnelle qui y est associée.

La figure 4.12 est un zoom d'une des trajectoires du robot reportées sur la figure 4.11. Elle détaille le comportement du robot, les images prises par sa caméra et les réponses du réseau de neurone lors de l'approche de l'œuvre numéro 9. Cette figure nous permet de mettre en relation le comportement externe du robot tel que vu par les observateurs et ses états internes. Une fois que l'objet entre dans le champ de vision du robot (4.12(a)) le réseau estime la position de cet objet et envoie une commande angulaire au robot pour se diriger vers sa gauche. A ce stade le

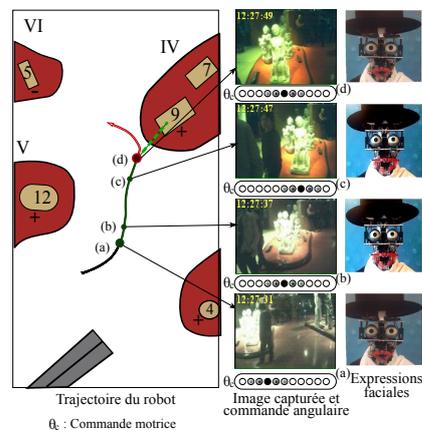


FIGURE 4.12 – Exemple de trajectoire du robot au musée du Quai Branly (2012). La statue est apprise avec une valence émotionnelle positive. A gauche l'image représente une portion de la zone de travail du robot au musée. Le tracé curviligne représente la trajectoire du robot. Au centre sont affichés, les scènes vues par la caméra du robot avec l'heure de la prise. Sous chaque vue du robot, le champ moteur est affiché. Le neurone le plus actif (le plus sombre) indique l'endroit dans l'image où le robot estime voir l'objet désiré. Ce champ permet ensuite de corriger l'orientation du robot pour centrer l'objet dans le champ de vision. A droite de la figure sont affichées les expressions faciales du robot.

robot trouve une activité forte dans son champ de commande motrice mais n'exprime pas encore son appréciation grâce à sa tête expressive. Le robot était dans un état neutre avant de trouver son objet. A cause de la mémoire à court terme il reste sur son état neutre jusqu'à ce que la valence émotionnelle associée à l'objet vu persiste, efface la mémoire de l'état neutre et gagne la compétition. Cette mémoire néanmoins n'influence pas la commande angulaire du robot. La commande angulaire est tout le temps réactive ce qui a l'avantage de permettre au robot d'être en constante exploration sans se bloquer sur un seul objet. Elle représente néanmoins l'inconvénient de rendre le système toujours instable basculant d'un état transitoire à l'autre et d'un objet à l'autre sans marquer de temps de pause. Une fois arrivé très proche de l'objet désiré qui est posé sur une estrade (les îlots en rouge), le robot évite l'obstacle, dévie de sa trajectoire et repart à la recherche d'un nouvel objet. Il est intéressant de remarquer que le robot arrive à retrouver l'objet même en présence des visiteurs qui perturbe sa vision introduisant du bruit et des occlusions.

L'expérience menée au Quai Branly a été reproduite à l'hôtel d'agglomération de Cergy-Pontoise. Nous en avons profiter pour obtenir de nouvelles trajectoires du robot. Cette fois-ci le robot est placé à différents points de départ en ayant deux objets dans son champ de vision, un objet apprécié (à droite) et un autre déprécié (à gauche). Le but est de savoir si le robot est capable de s'orienter vers les objets qu'il apprécie quand ceux-ci sont proches d'autres objets dépréciés et distrayants. A partir des cinq points de départ le robot réussit à se diriger vers l'objet apprécié. L'environnement de l'hôtel d'agglomération présente néanmoins une facilité comparé à celui du Quai Branly. En effet, les oeuvres sont toutes placées sur fond blanc et les objets distrayants sont rares ce qui évite à notre robot de trop fortes généralisations qui peuvent induire des faux positifs.



FIGURE 4.13 – Trajectoires (Hotel d’agglomération Futur En Seine 2012) du robot en partant de différents points. Les deux objets sur la table sont appris, à droite en positif et à gauche en négatif.

4.6.2 Evaluation par les visiteurs

Les analyses comportementales et les trajectoires enregistrées par les concepteurs du robot nous permettent d’obtenir une première évaluation de notre robot. Cette évaluation nous a apporté des réponses significatives sur les performances. Seulement cette évaluation peut être biaisée par l’expertise des concepteurs ou leur penchant à noter uniquement les phases où le robot réussit dans sa tâche. Etant donné que le but est de concevoir un robot capable de se voir attribuer des comportements d’esthète par des non initiés, nous avons demandé aux visiteurs du musée de nous indiquer ce qu’ils perçoivent de significatif dans le comportement du robot.

Numéro Objet	Valence	Numéro Objet	Valence	Numéro Objet	Valence
1	Positive	8	Neutre	17	Négative
2	Négative	9	Négative	19	Neutre
3	Positive	10	Positive	20	Positive
4	Neutre	12	Négative	21	Négative
5	Neutre	13	Négative	22	Négative
6	Positive	14	Positive	23	Neutre
7	Positive	15	Neutre		

TABLE 4.4 – Apprentissage des associations objet-valence. Les apprentissages sont conduits par les expérimentateurs. Les objets numéro : 11,16 et 18 ne sont pas appris.

Au début, nous avons demandé à des visiteurs de choisir les oeuvres qui leur plaisent le plus et les oeuvres qui leur plaisent le moins (voir table 4.4. Ensuite nous, à la place des visiteurs, avons guidé le robot vers les oeuvres à apprendre et nous lui avons appris les associations oeuvre-valence en respectant les choix des visiteurs. Finalement, nous avons demandé à d’autres visiteurs (qui n’ont pas pris part à l’apprentissage) de nous dire quels sont les objets que le robot apprécie, ceux qu’il déprécie et vers où il se dirige. Nous avons reporter leurs réponses sous

forme de trajectoires et de réponses expressives sur le plan de la zone de travail du robot au musée.

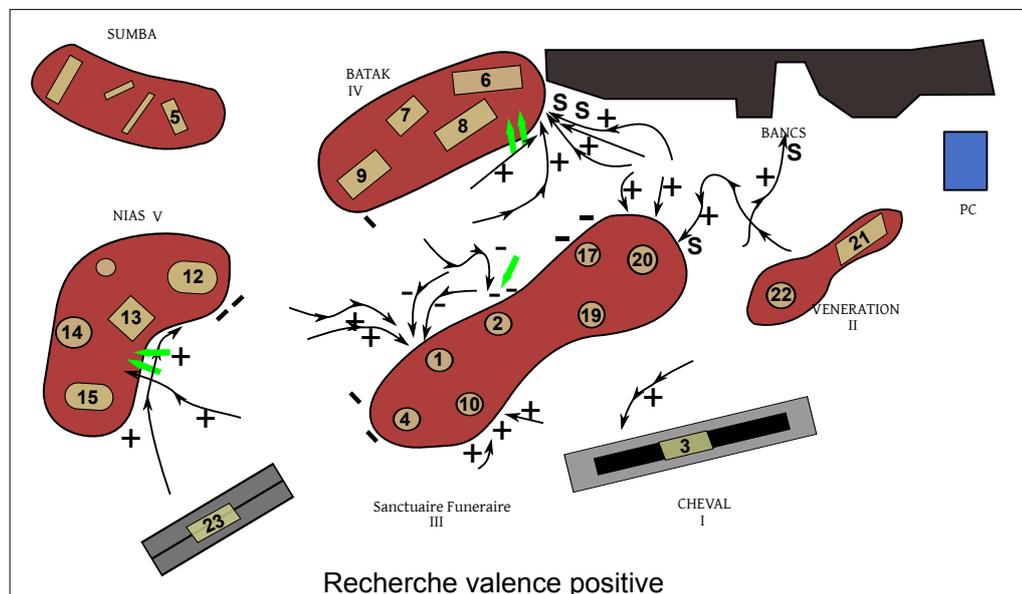


FIGURE 4.14 – Trajectoires et expressions faciales (Musée du Quai Branly 2015) de Berenson telles qu’observées par les visiteurs du musée pendant que le robot recherchait des oeuvres à valence positive.

La figure 4.14 recense toutes les trajectoires et expressions faciales observées par les visiteurs pendant que le robot recherchait des oeuvres qui lui plaisent. Quatre visiteurs ont pris part à cette expérience. Ce nombre peut sembler faible mais il est contraint par le temps que peut accorder un visiteur au robot. En effet, le robot se déplace lentement, comme flânant, entre les oeuvres et s’engage dans moins de trois trajectoires significatives en dix minutes de navigation. Bien que les visiteurs soient ravis de regarder le robot, d’en discuter entre eux, ou encore de le manipuler et lui faire apprendre des oeuvres, ils sont très enclins à répondre aux questions directes des expérimentateurs et de se concentrer sur les mouvements du robot en détail. Cette remarque est un résultat intéressant dans notre conception d’environnements d’interaction. Si les interactions triadique homme-robot-objet semblent naturelles aux visiteurs, l’entrée de l’expérimentateur dans la boucle rend l’expérience beaucoup moins agréable. D’un autre côté, si l’expérimentateur reste en retrait, les visiteurs s’approchent de lui pour avoir des réponses à leurs questions à propos de la présence du robot au musée. Ainsi nous avons réussi à obtenir de quatre visiteurs uniquement de rester avec nous pour observer le robot pendant près de quinze minutes à chaque fois.

Les trajectoires sont reportées sous forme de chemin fléché sur le plan de la zone insulinde. Les signes + et – représentent les expressions faciales du robot. Lorsqu’une lettre **S** est inscrite sur une trajectoire cela signifie que le robot a marqué un stop en face de l’objet. L’arrêt du robot devant les oeuvres est une marque de confiance dans la reconnaissance de l’objet. Les flèches vertes pleines montre la direction du regard du robot. Il est possible que le corps du robot évite les obstacles mais que sa tête reste tournée vers l’oeuvre qui l’intéresse.

Dans la figure 4.14 on remarque quatre zones fortement fréquentées, autour de l’oeuvre 6, 1,

20 et 13. Ces zones correspondent à des endroits où se trouvent des oeuvres à valence positive. L'oeuvre 6 apparaît comme l'oeuvre la plus appréciée par les visiteurs avec six trajectoires qui convergent toutes vers cette oeuvre là, trois arrêts du robot en face d'elle et à chaque fois et pendant toute la trajectoire le robot affiche une expression de joie. En réalité, du point de vue de l'apprentissage, l'oeuvre 6 n'a pas été apprise plus que les autres. C'est la disposition des obstacles et des oeuvres qui donne cette impression. Premièrement, l'oeuvre se trouve entre deux obstacles : les bancs et l'ilot "Batak" ce qui engendre un point d'équilibre entre l'évitement d'obstacle et la commande motrice du robot. Deuxièmement, l'arrière-plan de l'oeuvre 6 est moins contrasté contrairement à un certain nombre d'oeuvres. Ceci évite les fortes généralisation et permet de segmenter plus facilement l'objet en avant-plan comme c'était le cas dans la figure 4.13.

Autour de l'oeuvre 20 le robot réussit aussi à rejoindre l'oeuvre positive et à marquer un stop en face. Cet oeuvre profite de sa taille pour être facilement discriminée par le robot. Une trajectoire vers le cheval (oeuvre 3) avec une expression positive et les expressions de joie en face de l'oeuvre 10 font dire aux visiteurs que le robot préfère les oeuvres 20, 3 et 10 ce qui concorde avec l'apprentissage du robot. Les zones autour de l'oeuvre 1 et de l'oeuvre 13 sont plus compliquées à analyser.

Autour de l'oeuvre 13 les visiteurs ont annoncé que l'oeuvre 12 est dépréciée par le robot ce qui est vrai. Ils ont aussi cité l'oeuvre 13 comme positive en argumentant que le robot gardait sa tête tournée vers cet oeuvre même lorsqu'il doit éviter les obstacles. L'expression de la préférence du robot pour l'oeuvre 13 est différente de son apprentissage. L'oeuvre 13 est associée à une valence négative et dans le cas d'une recherche d'oeuvres positives le robot doit ignorer cette oeuvre et afficher un visage triste devant elle. Ce comportement peut s'expliquer de trois manières différentes, soit le système de reconnaissance visuelle n'a pas réussi à discriminer l'objet et dans ce cas la question est pourquoi le robot se dirige vers cet objet là ? Soit le robot, malgré son apprentissage, a généralisé sur l'oeuvre 13 en y retrouvant des caractéristiques visuelles d'autres oeuvres associées à des valences positives ce qui explique sa trajectoire vers l'oeuvre et son expression de joie. Soit ce sont les visiteurs qui n'ont pas bien réussi à lire la direction du regard du robot dans cet environnement riche en objets. Dans ce troisième cas de figure, le robot se dirigerait et regarderait en réalité l'oeuvre 14 qui se trouve en retrait par rapport à l'oeuvre 13 et qui est par ailleurs plus petite que l'oeuvre 13.

Le comportement du robot dans l'ilot "NIAS" pose alors une question fondamentale : quel est le critère pour qualifier le succès du robot dans sa tâche et évaluer ses performances ? D'un point de vue purement technique on peut considérer que le robot doit être assez précis et montrer clairement ses préférences. Par contre d'un point de vue de l'interaction avec les visiteurs, nous pourrions considérer que le robot réussit sa tâche si il est capable de se voir attribuer un comportement esthétique d'appréciation ou de dépréciation même si ce comportement ne rejoint pas la restitution attendue par l'expérimentateur. On retrouve cet erreur d'interprétation dans la trajectoire du robot vers les bancs proches de la station de travail où sont assis les expérimentateurs. Le robot se dirige de loin vers les bancs et marque un temps d'arrêt assez long en face. Bien que cette zone ne soit pas apprise, un des visiteurs nous a dit : "Il semble vouloir s'asseoir à côté de ses concepteurs. Il est fatigué vous le faites bosser beaucoup trop".

Autour de l'oeuvre 1 le robot se dirige quatre fois vers cette oeuvre et une fois vers l'oeuvre 2. Lors de l'approche de l'oeuvre 2 le robot affiche un visage triste. Ce comportement (trajectoire couplée à l'expression du robot) serait parfaitement logique si le robot recherchait les oeuvres à

valences négatives. Mais dans ce cas là il s'agit d'une erreur du système de contrôle. Par contre l'oeuvre 1 est fortement sollicitée par le robot. En effet à quatre reprises et avec deux visiteurs différents le robot s'approche de cette oeuvre en exprimant de la joie à deux reprises. Deux autres fois par contre le robot tout en se dirigeant vers l'oeuvre 1 affiche un visage triste.

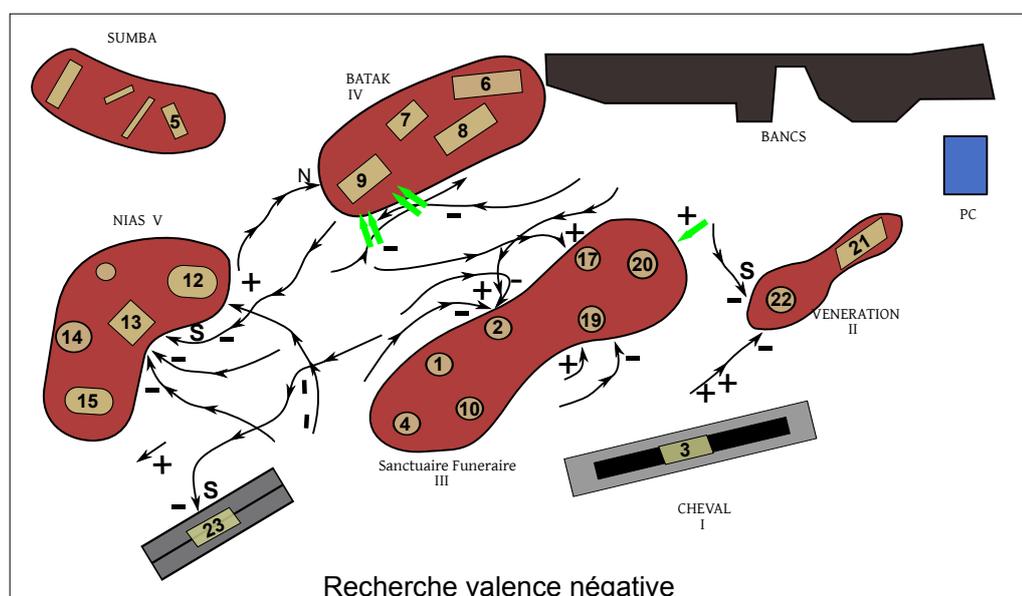


FIGURE 4.15 – Trajectoires et expressions faciales (Musée du Quai Branly 2015) de Berenson telles qu'observées par les visiteurs du musée pendant que le robot recherchait des oeuvres à valence négative.

La figure 4.15 recense toutes les trajectoires et expressions faciales observées par les visiteurs pendant que le robot recherchait des oeuvres qui lui plaisent. Trois visiteurs ont pris part à cette expérience. On remarque que le robot s'approche des oeuvres 13, 12, 23, 19, 9, 17 et 22. Le cas de l'oeuvre 13 est intéressant car il corrobore l'hypothèse selon laquelle le robot recherchait plutôt l'oeuvre 14 que l'oeuvre 13 dans la figure 4.14. A trois reprises le robot s'approche de l'oeuvre 13 en exprimant de la tristesse et en marquant même un arrêt après une longue trajectoire. Autour de l'oeuvre 9 le robot s'approche de sa cible par une trajectoire claire en affichant une expression neutre mais dans deux autres approches le robot a du mal à s'arrêter devant l'oeuvre à cause des obstacles. Cela n'a pas empêché les visiteurs de remarquer que le robot maintient son regard en direction de l'oeuvre 9 en affichant un visage triste.

Pour conclure, nous pouvons tirer deux résultats majeurs de l'évaluation comportementale. Premièrement, les performances de reconnaissance de notre robot sont bonnes. Sur sept objets appris en positif, le robot s'est clairement dirigé vers cinq d'entre eux en exprimant des visages joyeux. Les sept objets appris en négatif ont tous été trouvés par le robot qui s'est dirigé vers eux en affichant des visages tristes. Des ambiguïtés subsistent tout de même. Ainsi au moment où le robot s'est intéressé à une oeuvre en arrière-plan (l'oeuvre 14) qu'il appréciait les visiteurs ont pensé qu'il regardait l'oeuvre 13 qui a une valence négative. Cette hypothèse est corroborée par le comportement du robot dans la recherche des oeuvres négatives. De plus le robot a généralisé sur des objets qui ne sont pas appris comme les bancs. Cette généralisation n'est pas problématique tant qu'elle permet aux visiteurs d'attribuer des intentions au robot.

Le mouvement du cou de droite à gauche permet une meilleure lisibilité du regard du robot et donne lieu à des asservissements visuels plus correctes. En effet, comparativement à la figure 4.11 où les trajectoires claires du robot étaient rares et ne duraient pas longtemps en temps et en espace, l'utilisation du cou permet de garder la cible dans le champ de vision du robot et d'asservir le mouvement avec plus de précision. En gardant son regard fixé sur l'objectif, le robot augmente sa confiance dans la reconnaissance et marque des stops.

Les expressions faciales du robot sont un point assez compliqué à régler. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédant, l'expression faciale affichée peut provenir de deux canaux différents : i- la somme des interprétations. ii- Le résultat du gagnant de la compétition intercartes. De plus le robot effectuant un panorama avec ses yeux pour augmenter son champ de vision il doit gérer la compétition dans le temps entre les différentes interprétations.

4.7 Discussion et Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le comportement de suivi d'objet qui permet à notre robot d'apprendre des oeuvres d'art, leur associer une valence émotionnelle et de contrôler ses déplacements suivant ses préférences. Le but ici n'est pas de se comparer aux méthodes d'asservissement visuel ou de reconnaissance d'objet. Néanmoins l'algorithme exhibe des performances permettant au robot de se mouvoir dans des environnements riches avec peu d'erreur. Le cadre expérimental, peu contraint, ne facilite pas l'évaluation quantitative de l'algorithme de suivi visuel. Habituellement, dans les expériences d'asservissement visuel, une voire très peu de cibles sont désirées. Ces cibles là sont de plus identifiées et segmentées séparément. Dans le cas des expériences de régulation du comportement par les préférences esthétiques le robot doit se déplacer vers tout objet qu'il apprécie en se basant uniquement sur des parties extraites de cet objet (vues locales) et sur les interactions spatiales entre ces parties. De la sorte évaluer le taux de reconnaissance dans des scènes riches peut être biaisé par l'observateur. Par exemple dans une scène contenant trois objets, l'expérimentateur peut très bien s'attendre à voir le robot sélectionner l'objet numéro 3 lorsque le robot retrouvant des caractéristiques plaisantes dans l'objet 2 sélectionne ce dernier au lieu du 3. Cette limitation peut être dépassée en mettant en place une reconnaissance d'objet plus fine. Les valences émotionnelles ne sont alors plus associées aux vues locales de l'objet mais à l'objet segmenté. Ces améliorations dépassent le cadre de cette thèse qui s'intéresse aux briques minimales et les plus simples pour rendre compte d'une conduite esthétique. D'autre part cette limitation est au final un avantage pour notre système de régulation par les préférences. Le robot est capable de généraliser sur des objets qu'il n'a jamais appris et peut apporter son "jugement" à ce nouvel objet.

L'évaluation comportementale nous permet plutôt d'observer les intentions projetées par les visiteurs sur le robot. Ces intentions attribuées peuvent parfois être différentes de ce qui est attendu lors d'une étude de performances. Le robot peut se tromper en sélectionnant l'objet 2 mais cela ne change rien à la perception que s'en font les visiteurs du moment que le comportement du robot est lisible et discriminable. A partir des résultats expérimentaux, un comportement lisible et discriminable est un déplacement du robot vers une oeuvre avec une expression faciale stable tout au long du déplacement et idéalement un arrêt en face de l'oeuvre désirée.

L'arrêt du robot en face d'une oeuvre semble un facteur déterminant à la lecture de son comportement. Dans les perspectives de cette thèse il serait intéressant de mettre en place un modèle d'apprentissage qui permet au robot de marquer un arrêt franc une fois sa cible atteinte. Néan-

moins, on remarque que ce comportement peut émerger des lois de contrôle et de la disposition des objets dans l'espace. Dans les expériences au musée le robot marque des arrêts en face des oeuvres car il se retrouve dans un attracteur local. Il ne peut pas avancer à cause de ses capteurs de proximité qui ralentissent sa vitesse jusqu'à la rendre nulle et ne peut pas tourner car il est attiré par l'objet en face. Par contre cet arrêt a uniquement lieu lorsque le corps du robot, ses yeux et sa tête sont parallèle à l'oeuvre.

A partir des préférences attribuées par les visiteurs aux oeuvres nous avons un résultat inattendu. Les seuls choix des visiteurs sont : l'oeuvre qu'ils préfèrent le plus qui se trouve associée à une valence positive et l'oeuvre qui leur plait le moins qui se trouve associée à une valence négative. La somme des choix des visiteurs montre l'apparition de deux nouvelles catégories. Les oeuvres très peu choisies et les oeuvres souvent choisies et qui sont autant appréciées que dépréciées par les visiteurs. Ces oeuvres ambivalentes sont selon nous celles qui méritent l'intérêt du robot. Ce résultat amène aussi à se poser des questions sur les méthodologies utilisées par les approches psychologiques de l'esthétique. Chercher un modèle des préférences esthétiques revient-il uniquement à savoir quelles sont les formes appréciées par les sujets ? Un objet esthétique ne serait-il pas plutôt un objet ambivalent sur lequel il y a difficilement consensus ? Chercher ce que préfèrent les sujets soumis à un simple choix entre positif et négatif, n'est-ce pas confondre le beau et l'esthétique ? Nombre de questions auxquelles nous ne pouvons pas répondre dans le cadre de cette thèse mais qui méritent d'être posées dans la suite des travaux.

Mieux vaut avoir l'air conditionné que l'air stupide.

– Jean-Loup Chiflet

CHAPITRE 5

Le conditionnement du second ordre pour la référencement sociale

Nous décrivons dans ce chapitre une mini-séquence développementale, basée sur l'architecture Per-Ac, testée sur notre robot. Dans cette séquence nous voyons comment notre robot a développé la compétence de reconnaître des expressions faciales à travers un jeu d'imitations. Ensuite, en utilisant les expressions faciales comme outil de communication, nous décrivons l'émergence de capacité de référencement sociale chez le robot. Finalement, sur la base des capacités acquises, dans le cadre de la référencement, et en ajoutant un système de suivi visuel d'objets, nous avons testé la capacité de notre robot à acquérir un sens esthétique en évoluant dans un environnement centré sur les humains et à forte composante esthétique comme les musées. Le système de suivi visuel est présenté dans le chapitre 4, et les expériences aux musées dans le chapitre 3. Finalement, nous présentons un nouveau modèle de conditionnement qui permettra d'une part de simplifier la référencement sociale et d'autre part d'apprendre des préférences esthétiques en autonomie.

5.1 Expressions faciales - Interaction di-adique

L'interaction homme/robot au travers des signaux émotionnels est de plus en plus étudiée. Bien que les solutions ingénieur ad-hoc exhibent des résultats impressionnants, elles ne permettent pas au système d'évoluer et de s'adapter à son environnement. Dans cette section nous présentons comment à travers un processus d'imitation en utilisant une architecture sensori-motrice simple notre robot a développée la capacité d'apprendre des expressions faciales. Un des principaux avantages de ce type d'architecture est sa versatilité et son adaptation au monde réel. Dans ce modèle l'apprentissage se fait en interaction avec un tuteur sans avoir recours à des stratégies Ad-hoc de reconnaissances. Cette capacité à reconnaître des expressions faciales est un premier schème essentiel au développement de capacité de référencement sociale dans notre paradigme pour le développement du sens esthétique. Dans une perspective développementale nous nous sommes inspirés de la capacité du bébé à apprendre des expressions faciales sans signal de supervision ([Gergely and Watson \[1999\]](#)).

Plusieurs travaux de recherche se sont focalisées sur la construction de systèmes robustes pour la reconnaissance des expressions faciales. Cette capacité n'est quasiment jamais étudiée

du point de vue d'une construction autonome et développementale. Dans ces travaux, l'accent est mis sur la sélection des meilleurs ensembles de caractéristiques et les performances de reconnaissance. Leurs modèles s'inspirent des algorithmes de vision par ordinateur classiques divisés par étapes. Tout d'abord, le visage est détecté dans l'image, puis il est cadré. Finalement les expressions sont apprises en base de données hors ligne. Ces méthodes utilisent des à priori forts et ils ont besoin d'accéder à toute la base d'apprentissage. Ces méthodes sont très performantes sur des bases de données déjà construites. Par contre elles sont rarement confrontées à des images réelles en milieu naturel. Ainsi, elles ne permettent pas une autonomie du robot et ses capacités de généralisation en sont amoindries. Nous utilisons, de notre côté, le même système pour apprendre des expressions faciales et des objets. La généralité du modèle nous permet d'acquérir des capacités de plus en plus complexes comme la différenciation sociale. Nous avons supposé que l'apprentissage des expressions pouvait se passer de la détection de visage. Cette reconnaissance est vue comme une propriété émergente d'un mécanisme (jeu) de mirroring. Nous avons même démontré que la discrimination des visages résulte d'une détection de synchronisation, donc de la capacité à prédire ce que l'autre agent fait. (voir [Boucenna et al. \[2008\]](#) pour plus de détails).

Certaines méthodes sont basées sur l'analyse en composante principale (PCA) par exemple le LLE (Locally Linear Embedding) qui réalise une réduction des vecteurs d'entrées ([Liang et al. \[2005\]](#)). Des architectures neuronales ont également été développées pour la reconnaissance des expressions faciales, par exemple le réseau de [Franco and Treves \[2001\]](#). Ces derniers utilisent un réseau de neurones multicouches utilisant une règle d'apprentissage supervisée classique. Cependant, l'architecte du réseau détermine le nombre de neurones associés aux différentes expressions selon leur complexité. D'autres méthodes sont basées sur des modèles du visage comme par exemple les modèles d'appartenance ([Abboud et al. \[2004\]](#)). [Yu and Bhanu \[2006\]](#) utilisent un support vecteur machine (SVM) pour catégoriser les expressions. Le but étant d'obtenir les meilleures frontières de séparation. [Wiskott \[1997\]](#) utilise des ondelettes de gabor pour le codage des caractéristiques faciales appelées "jets". Ces caractéristiques sont insérées dans un graphe labellisé où les nœuds sont des "jets" et les liens entre les différents nœuds sont des distances (distances entre la bouche et un œil par exemple). La reconnaissance se traduit par une comparaison de graphe ("graphe matching"). Toutes ces techniques et beaucoup d'autres encore utilisent un apprentissage hors ligne ainsi qu'un grand nombre d'à priori pour améliorer les performances. Notons également que toutes ces méthodes accèdent à l'ensemble de la base d'apprentissage ce qui rend impossible la comparaison avec un processus développemental. Ces modèles ne peuvent pas mimer des processus biologiques par leurs manques d'adaptation aux différents environnements. [Breazeal et al. \[2005\]](#) a conçu Kismet, une tête robotique qui peut reconnaître des expressions faciales. Bien que Kismet apprenne à mimer les expressions à partir d'une interaction sociale, il a un fort à priori ce qu'est un visage et les caractéristiques visuelles sont prédéfinies. De plus, si un système comme celui de Breazeal est utilisé avec des objets ou des scènes, la tête expressive ne donne aucune réponse. Généraliser sur des vues jamais rencontrées parce qu'on y retrouve des caractéristiques visuelles communes est, pour nous, une capacité importante.

Nous considérerons dans nos développements que le robot est similaire à un jeune enfant et le partenaire humain interagissant avec lui correspond à un parent. De manière générale, le robot ne connaît rien sur son environnement. Il ne possède que des comportements réflexes (expressions faciales prototypiques). Il commence à apprendre grâce à l'interaction avec le monde

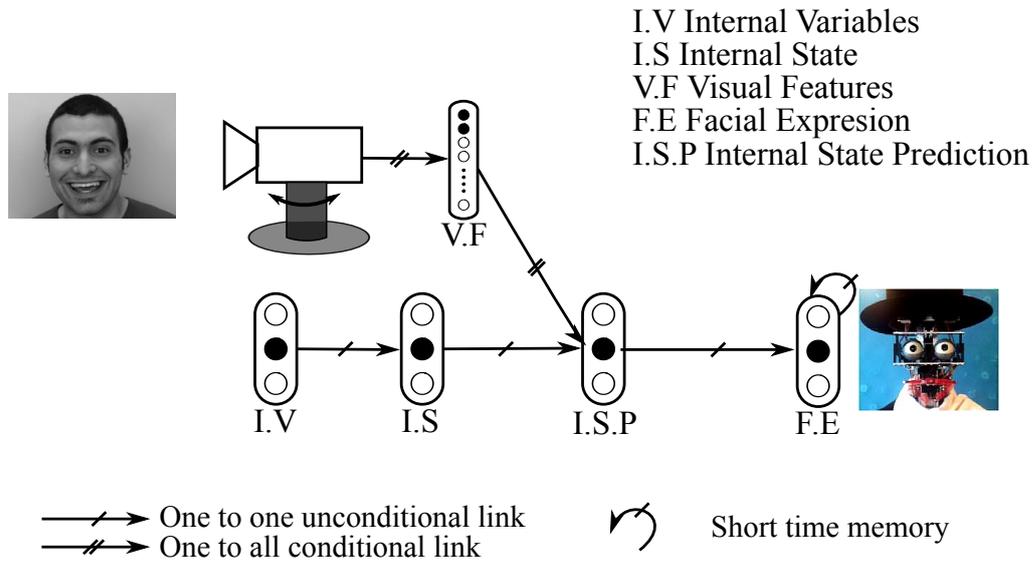


FIGURE 5.1 – Modèle utilisé pour l'apprentissage des expressions faciales. Le système associe les caractéristiques visuelles extraites du visage du professeur avec l'état interne du robot. L'état interne est lui contrôlé par les variables internes du robot (ex. La faim peut déclencher de la tristesse et la satiété de la joie).

extérieur : ici le partenaire humain constitue une grande partie de l'environnement. Le système est composé de deux agents interagissant dans un environnement neutre. Les deux agents peuvent afficher des expressions faciales en fonction de leur état interne (état "émotionnel") et perçoivent le visage du vis-à-vis. L'un des agents est un adulte capable de reproduire les expressions de l'autre. Le deuxième agent est un nouveau né sans connaissance du monde extérieur. Nous supposons que l'apprentissage des expressions faciales est possible si l'agent 2 produit des expressions et que l'agent 1 l'imité. Par conséquent, si l'agent 2 est doté de mécanismes sensori-moteurs alors il sera capable d'associer des sensations avec des actions. Sans langage, sans connaissance de l'autre, l'agent 2 (bébé) pourra reproduire des expressions vues sur le visage d'un expérimentateur. Pour que l'apprentissage se stabilise l'expression des états internes des deux agents doit être corrélée. L'état interne du robot n'étant pas contrôlable, il faut que l'agent tuteur imite ou résonne (Nadel et al. [2006]) aux expressions faciales du robot, permettant une corrélation explicite entre l'état interne du robot et l'entrée visuelle (expression du tuteur). Le tuteur n'est alors rien de plus qu'un miroir.

Nous avons développé au laboratoire un setup expérimental comme un outil de recherche en science cognitive mettant en jeu à la fois des expériences en psychologie et de la modélisation computationnelle (Nadel et al. [2006]). La tête robotique a été désignée pour être un système minimal permettant d'afficher quelques expressions faciales prototypiques (Izard [1971]; Ekman et al. [1972]; Ekman and Friesen [1978]; Plutchik [1980]). Elle a été conçue par Pierre Canet au centre émotion de la Pitié Salpêtrière dans le cadre d'un projet avec l'équipe neurocybernétique du laboratoire ETIS. Dans l'expérience décrite ici seules cinq expressions seront utilisées : joie, tristesse, colère, surprise, plus un état neutre. La figure 5.2 montre les expressions utilisées.

L'avantage d'utiliser une tête robotique peut être justifié par :

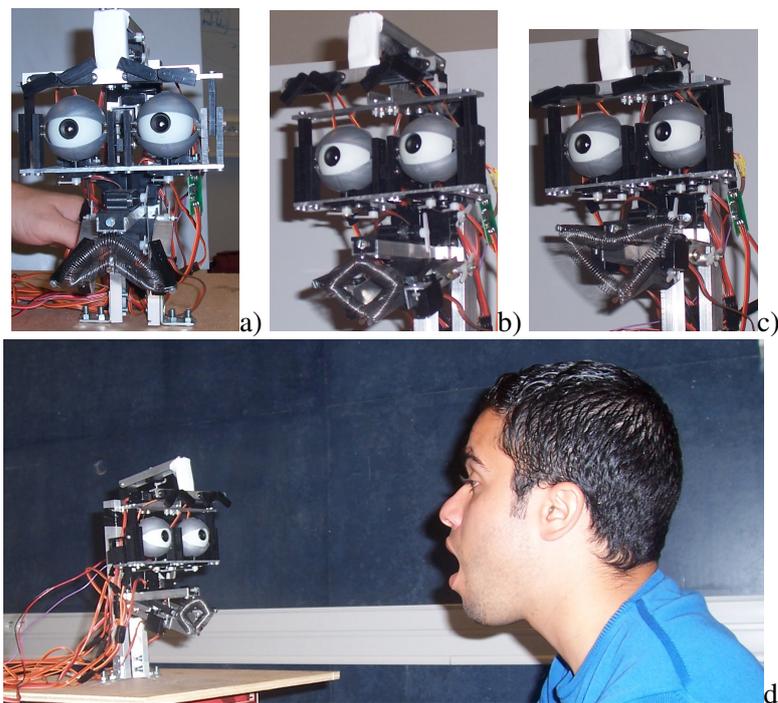


FIGURE 5.2 – Exemples d'expressions faciales que le robot est capable de reproduire : a) tristesse, b) surprise, c) joie. d) situation typique du robot et de l'humain dans le cas d'un jeu d'interaction.

- résonance émotionnelle : Les humains reproduisent "involontairement" les expressions faciales d'une tête de robot (Nadel et al. [2006])
- Le robot facilite la communication car l'homme et le robot interagissent dans le même environnement ("présence" du robot). L'aspect actif et communicatif est agréable pour un expérimentateur humain.
- Le robot a besoin de diriger son regard vers des objets d'intérêt. Il est pratique que ce dispositif puisse aussi permettre à l'humain de savoir dans quelle direction regarde le robot et ainsi servir de moyen de communication implicite.

Le scénario expérimental se divise en deux phases d'interaction toutes les deux basées sur l'imitation. En premier, le robot affiche des expressions faciales liées à son état interne. Le groupe I.V. représente les variables internes du robot (faim, satiété, douleur ...) qui modifient l'état interne du robot (joie, tristesse, surprise ...). Les états internes se manifestent alors sous forme d'expressions faciales affichées par la tête robotique (tristesse, joie, colère, surprise, et une expression neutre). L'humain mime de manière non intentionnelle les expressions faciales du robot (Nadel et al. [2006]).

Dans cette expérience, le changement d'état interne est simulé et le robot affiche les expressions dans l'ordre. Chaque expression faciale est présentée pendant 5 secondes pour accélérer l'apprentissage. Il est explicitement demandé au tuteur d'imiter les expressions faciales du robot. Cette phase dure entre 2 et 3 minutes. Elle permet au robot d'apprendre les expressions faciales

de son tuteur. Le groupe *VF* catégorise les vues locales de la scène en utilisant l'algorithme du SAW (cf chapitre.4). Le système visuel pour l'extraction des caractéristiques est le même que celui décrit dans le chapitre 4. Le groupe *ISP* associe les vue locales sur le visage du tuteur avec l'état interne du robot par un conditionnement pavlovien en utilisant l'algorithme des moindres carrés LMS (Widrow and Hoff [1988]) (cf chapitre.4). Les associations vues locales/ état interne sont intégrées dans le groupe *FE*. Ce groupe somme les activités des réponses de *ISP* et il est remis à zéro à chaque nouvelle image. Une fois l'apprentissage terminé le robot devient capable de reconnaître et d'imiter les expressions faciales de son tuteur. A la fin de procédure d'apprentissage, lors de la phase de test (restitution) l'humain produit une expression pendant quelques seconde et on test la capacité du robot à répondre par la même expression. Les résultats expérimentaux ne seront pas présentés dans ce manuscrit. Une description détaillée en est faite dans Boucenna [2011].

Cette expérience montre qu'un dispositif constitué d'une simple tête expressive est capable d'apprendre et reconnaître de manière autonome les expressions faciales par un jeu d'imitation. Cette procédure suppose la préexistence d'un adulte "empathique" (Decety and Jackson [2004]; Berthoz and Thirioux [2010]). La résonance émotionnelle est la clé de voûte de notre paradigme expérimentale.

L'approche proposée ici pour la reconnaissance des expressions faciales rencontre un certain nombre de contraintes liées à l'apprentissage en ligne et en interaction. L'apprentissage en ligne induit des problèmes dus aux temps de réaction de l'humain. Ce délai perturbe la phase d'apprentissage car lorsque le robot change d'expression faciale, les premières images capturées correspondent toujours à l'ancienne expression. A chaque fois que le robot exprime une nouvelle expression, les premières images apprises correspondent à l'expression précédente. Il est nécessaire d'intercaler une expression neutre pour éviter les mauvaises interprétations. Ceci peut se justifier notamment par le délai de reconnaissance de l'expression faciale par l'humain (150ms selon Simon Thorpe pour les objets Thorpe et al. [1996]). Un certain temps d'adaptation est indispensable.

5.2 Référenciation sociale - interaction tri-adique

Le jeune enfant acquiert très tôt, dans les six premiers mois, la capacité à discriminer et à comprendre les expressions émotionnelles d'autrui (Nelson [1987]). Ce premier schème de communication non-verbale est très utile au développement de nouvelles capacités d'interaction. Particulièrement dans la régulation du comportement face à des situations nouvelles. D'un point de vue développemental, la reconnaissance des expressions faciales est un premier schème. Son assimilation amène à l'adaptation à l'environnement et à la création d'un second schème qui est la référenciation sociale.

L'expression des émotions est une forme de communication non-verbale qui permet de communiquer ses propres émotions et de comprendre celle des autres. Les travaux en psychologie (Campos [1983]; Campos et al. [1989]; Izard [1990]; CAMPOS et al. [2013]) montrent l'utilité des expressions émotionnelles dans l'interaction de l'humain avec son environnement physique et social. Les émotions jouent un rôle prédominant dans l'adaptation de l'individu à son milieu social. Dans "*Les origines du caractère chez l'enfant*", Wallon [1936] prête aux émotions une fonction de régulation du comportement et des poses corporelles : "C'est aux variations locales ou généralisées du tonus, nous dit l'auteur, que sont dus les états d'hypotonie, d'hypertonie, ou

de spasme d'où procèdent les émotions". A partir de l'âge d'un an environ, le jeune enfant utilise sa capacité à communiquer par des expressions émotionnelles pour faire de **la référénciation sociale** (Social Referencing). La référénciation sociale est la capacité d'attribuer des valences émotionnelles à des situations (scène, objet, lieu...) a priori neutre. Campos et al. [1981] et Feinman 1982 la définissent comme la capacité à utiliser des informations émotionnelles pour lever les ambiguïtés des situations nouvelles et adapter le comportement en conséquence. La fonction de régulation du comportement de la référénciation sociale est partagée par la majorité des chercheurs (CAMPOS et al. [2013]; Walden and Baxter [1989]; Feinman et al. [1992]; Rosen et al. [1992]; Mumme et al. [1996]; Baldwin and Moses [1996]). Les expériences de Klinnert [1984] ont montré une corrélation entre le comportement du bébé et l'expression faciale de sa mère. Klinnert a présenté des jouets à connotation négative à des enfants âgés de 12 à 18 mois, tout en demandant à leurs mères d'exprimer de la joie, de la peur ou un visage neutre. L'enfant s'approche des objets et les explore lorsque sa mère exprime de la joie. A l'inverse l'expression de peur, modifie le comportement de l'enfant qui s'éloigne de l'objet et s'approche de sa mère. La même année Gunnar and Stone [1984] ont utilisé des jouets avec des connotations différentes (plaisantes, ambiguës, négatives), notamment grâce à un robot mécanique utilisé comme stimulus ambigu. Ils ont montré que des enfants d'un an réagissaient positivement à ces jouets lorsque leurs mères expriment un affect positif. Les observations de Sigman and Kasari [1994] ont aussi montré que les enfants se réfèrent aux adultes face à l'arrivée d'un stimulus ambigu comme un robot bruant. Ces expériences montrent que la communication émotionnelle permet d'affronter les situations nouvelles et ambiguës. Cette communication peut se faire au travers de différents canaux, expression faciale, tonalité de la voix, gestes. La maman parlant d'un individu de manière joyeuse permet à l'enfant d'accepter d'avantage cet individu (Feinman and Lewis [1983]). Les travaux de Feinman sont intéressants car ils montrent un lien entre le conditionnement au second ordre et la référénciation sociale.



FIGURE 5.3 – Référénciation sociale : falaise visuelle (Galinsky [2010]).

Le changement de comportement par référénciation sociale est bien démontré dans l'expérience de la falaise visuelle (fig.5.3) de Klinnert (Sorce et al. [1985]). Cette expérience montre l'effet de la communication émotionnelle sur le comportement de l'enfant face à des situations ambiguës et inconnues. La falaise visuelle est une table vitrée dont la moitié est recouverte d'un

motif à carreaux. Le même motif est placé sous la partie vitrée de sorte à être visible par l'enfant qui se balade sur la table. Ce dispositif donne une impression de chute. La mère fait face à son bébé installé sur la table du côté opaque. Les mères expriment différentes expressions faciales : joie, peur, colère, tristesse. Les observations montrent que la majeure partie des bébés (75%) traversent la falaise visuelle lorsque les mères expriment des affectes positifs (joie). A contrario, les bébés reculent ou s'arrêtent lorsque les mères expriment de la peur ou de la colère. Ceci montre que les enfants ont la capacité à comprendre les expressions de leurs mères et modifient leur comportement en conséquence. Ils s'approchent et traversent devant une expression positive, et reculent ou s'arrêtent devant des expressions négatives. Une autre expérience de [Sorce and Emde \[1981\]](#) découple la présence de la mère et son expressivité. Cette étude montre l'effet de l'interaction de la mère avec son enfant sur son comportement. Particulièrement sur le comportement de jeu et d'exploration en présence de perturbation extérieur. Au début, l'enfant joue dans une pièce où la mère est présente. En plus de la mère un individu étranger et un robot sont positionnés en retrait dans un coin de la pièce. Après un certain temps l'individu étranger s'approche de l'enfant pour interagir avec lui et le robot se met en marche pour ajouter de la confusion à l'enfant. Les couples mères enfants sont divisés en deux groupes. Dans le premier groupe les mères étaient présentes mais non-disponibles. Ces mères sont occupées à lire des magazines et ne changent pas de comportement face aux demandes de leurs enfants. Dans le second groupe les mères sont présentes et disponibles prêtes à interagir avec leurs enfants. Les observations ont montré que les enfants dont la mère est disponible sont plus joyeux, leur exploration s'intensifie, et leur comportement change en fonction des expressions émotionnelles de leurs mères.

Ces expériences montrent le rôle de la communication émotionnelle dans l'adaptation du comportement de l'enfant. Elles mettent en valeur exclusivement des interactions mères/enfants. D'autres expériences comme celle de [Dickstein and Parke \[1988\]](#) montrent que l'enfant se réfère aussi à son père. Tandis que [Hirshberg and Svejda \[1990\]](#) montrent que les enfants se réfèrent indifféremment au père ou à la mère lorsque les deux sont présents. Par ailleurs, [Klinnert et al. \[1986\]](#) montre qu'en plus de la mère et du père, l'enfant se réfère aussi à un individu familier étranger à sa famille. Dans cette expérience l'enfant joue avec l'individu familier en présence de la mère. La mère est passive et n'interagit pas avec son enfant ni avec l'étranger. L'enfant joue d'avantage avec un jouet ambigu (robot) lorsque l'expérimentateur affiche une expression de joie que lorsqu'il affiche de la peur. Cela montre, d'une part que la seule présence de la mère n'influence pas spécialement le comportement de l'enfant. D'autre part, que l'enfant est capable de discriminer les expressions des individus autre que ceux de sa famille et les utilise pour adapter son comportement vis à vis des objets. D'autres recherches montrent que l'effet de la référenciation est orienté vers une situation spécifique sans modifier l'humeur globale de l'enfant. [Hornik et al. \[1987\]](#) et [Stenberg and Hagekull \[1997\]](#) montrent dans leur expérience comment un enfant ne se soucie plus d'un objet devant lequel la mère a exprimé de la colère mais continue à jouer avec les autres objets.

Les recherches sur la référenciation sociale s'accordent à y attribuer une fonction de régulation du comportement ([CAMPOS et al. \[2013\]](#); [Walden and Baxter \[1989\]](#); [Feinman et al. \[1992\]](#); [Rosen et al. \[1992\]](#); [Mumme et al. \[1996\]](#); [Baldwin and Moses \[1996\]](#)). Par contre, deux théories se confrontent quant à l'origine de la capacité de référenciation sociale. La première théorie soutient que la référenciation est une capacité innée et biologiquement précablée, c'est le cas notamment de [Campos \[1983\]](#). La seconde défend l'acquisition de la référenciation sociale au travers d'un apprentissage opérant lors d'interactions sociales ([Gewirtz and Pelaez-Nogueras](#)

[1992]). Dans les expériences de Gewirtz and Pelaez-Nogueras [1992] les signaux envoyés à l'enfant ne sont pas uniquement émotionnels, mais peuvent aussi être de simple geste corporels autre que des expressions émotionnelles. Cette expérience montre que d'un côté la référénciation sociale n'est pas innée, et d'un autre côté qu'elle peut être conditionnée par des messages autre que émotionnels. Nous défendons de notre côté que la référénciation sociale est un processus développemental. Elle permet à un enfant ou à un robot (Breazeal et al. [2005]; Thomaz et al. [2005]; Boucenna et al. [2010b]) de chercher l'information venant d'autrui et de l'utiliser pour réguler son comportement face aux situations nouvelles ou ambiguës Klinnert [1984].

Expérimentation robotique

Nous nous intéressons au laboratoire à comprendre comment un robot peut apprendre à développer des compétences complexes à partir d'architecture sensori-motrices simples qui à la base ne sont pas dédiées aux interactions sociales. Notamment dans le cadre de la référénciation sociale plusieurs expériences mettant en jeu des robots ont été mises en place Boucenna et al. [2010b]; Hasson et al. [2010]. Dans ces expériences, les situations sont définies au travers d'interactions émotionnelles et de manière non-verbale. En sachant que plusieurs modalités émotionnelles peuvent servir d'outil de communication, nous avons choisi d'utiliser les expressions faciales. Ceci est motivé par trois raisons. Premièrement, notre modèle d'expressions faciales, comme expliqué plus haut, permet un apprentissage rapide et autonome (Boucenna et al. [2010b]). Deuxièmement, le modèle est basé sur une architecture de conditionnement sensori-motrice simple ce qui facilite le chaînage des conditionnements. Finalement, les expressions faciales primaires sont universelles, reconnues dans toutes les cultures et elles ont le même sens dans des cultures différentes.

Nous expliquons ici une expérience de référénciation sociale utilisant les expressions faciales et un bras robotique. Cette expérience menée par Boucenna en 2010 (Boucenna et al. [2010b]), a été reprise durant cette thèse pour comprendre le fonctionnement du système. De plus l'explication permettra d'introduire le modèle de référénciation sociale utilisé dans le cadre du développement de l'esthétique artificielle.

Le setup expérimental est composé de la tête expressive décrite plus haut (tête expressive capable de reproduire les expressions faciales), d'un bras Katana à 6 degrés de liberté capable d'attraper ou d'éviter des objets, d'une caméra installée dans l'œil droit de la tête qui regarde le partenaire humain, et d'une seconde caméra tournée vers les objets et l'espace péricorporel du robot. Cette seconde caméra facilite l'apprentissage et nous évite de gérer les problèmes épineux du contrôle de l'action. L'humain et le robot communiquent au travers des expressions faciales. La figure 5.5 schématise le setup expérimental mis en place. Tandis que la figure 5.4 montre le modèle utilisé.

La tête robotique est tout d'abord entraînée par le jeu d'imitation à apprendre et reconnaître les expressions faciales (tristesse, joie, colère, surprise et visage neutre) tel qu'expliqué dans la section précédente. Le premier groupe *VF* permet de catégoriser les vues locales prises sur le visage en utilisant l'algorithme du *SAW*. Chacune de ses vues est associée à l'état interne du robot par le groupe *ISP*. Le groupe *ISP* est un *LMS* qui trouve l'erreur quadratique moyenne minimale entre l'état interne du robot et la reconnaissance d'expressions faciales. Ensuite, par un apprentissage visuo-moteur décrit dans de Rengervé et al. [2010], le bras Katana apprend à atteindre différentes positions dans son espace de travail. L'apprentissage visuo-moteur correspond à l'association entre la position visuelle de l'effecteur (extrémité du bras) et la proprioception des

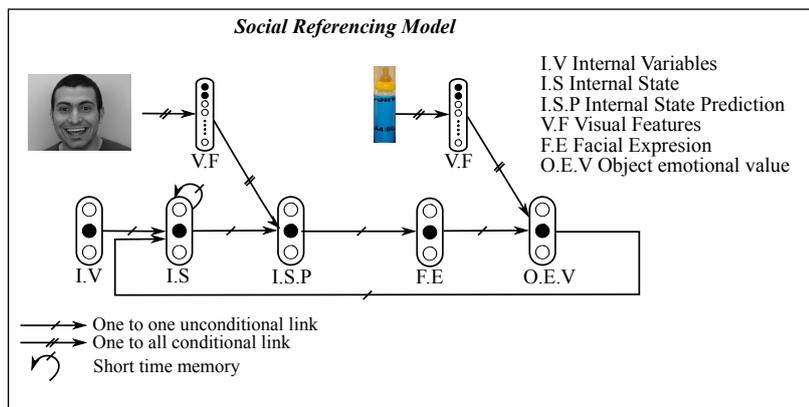


FIGURE 5.4 – Modèle de référencement sociale. Les groupes *VF* sont des réseaux de neurones qui catégorisent les expressions faciales de l’humain ou l’objet à apprendre. Les groupes *ISP* and *OEV* sont basés sur des conditionnement pavlovien utilisant l’algorithme du LMS.

articulations du bras. Après l’apprentissage, le bras est capable de rejoindre plusieurs positions, créés sous la forme d’attracteurs, dans l’espace de travail (Andry et al. [2001]). Le contrôle du bras est réalisé par un système dynamique (contrôleur Yuragui) lissant la trajectoire (Fukuyori et al. [2008]). Ce système dynamique utilise aussi un signal de renforcement dans le but de donner beaucoup ou peu d’importance à certains attracteurs, par exemple une récompense peut être attribué si le bras suit la bonne direction, dans le cas contraire on le punie. Le renforcement peut bien entendu être émotionnel (e.g l’expression de joie est un signal positif tandis que l’expression de colère est considéré comme un signal négatif).

Puis, l’humain présente un objet au robot (tête plus bras) en affichant une expression faciale (joie, colère). Le robot associe alors son état émotionnelle (et donc l’expression du tuteur) avec l’objet. L’objet présenté est catégorisé par un second groupe *VF*, pour éviter les confusions entre les expressions de l’humain et les objets. L’association entre l’expression faciale et l’objet est effectuée par un second *LMS*. L’objet acquiert de ce fait une valence émotionnelle (positive ou négative). Il est intéressant de remarquer dans ce modèle que la partie modèle qui permet d’apprendre les expressions faciales (catégorisation plus association avec un signal émotionnel) est identique à celle qui permet d’apprendre à attribuer des valences aux objets. Ceci montre la généralité du système de perception-action. Finalement, le bras Katana atteint et prend l’objet si celui-ci est conditionné comme étant positif, ou sinon s’en éloigne si celui-ci est conditionné comme étant négatif. Ce qui est mis en évidence dans ce scénario, c’est que l’émotion joue un rôle non seulement pour essayer de réguler nos propres signaux internes mais également que l’émotion joue un rôle non négligeable pour l’adaptation du robot dans un environnement réelle. L’émotion a un rôle de régulation et d’adaptation de son comportement sur soi-même ainsi que sur l’environnement. Les résultats sont détaillés dans Boucenna et al. [2010b].

A ce stade de développement, le robot est capable d’utiliser l’expression faciale du partenaire sociale comme un signal de communication pour attribuer une valeur émotionnelle à des objets. Grâce à l’interaction avec un partenaire humain, le robot est capable de reconnaître et de comprendre les expressions de l’autre dans le but de désambiguer certaines situations comme la présence d’un nouvel objet dans l’espace de travail. Sans connaissance de ce qu’est l’autre et

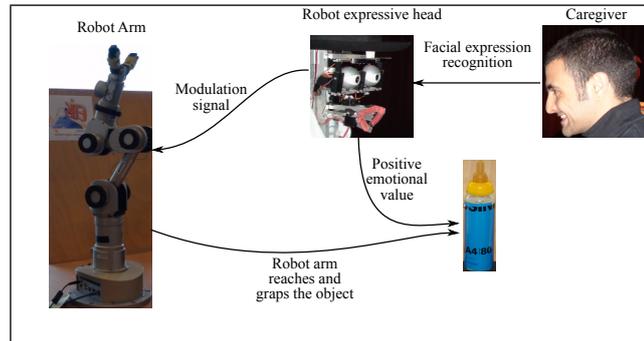


FIGURE 5.5 – Scénario expérimental de référénciation sociale pour la manipulation d’objets. Le tuteur exprime de la joie. La tête du robot reconnaît l’expression faciale et affiche la même expression que celle de l’humain. Le système associe une valence émotionnelle positive à l’objet (le biberon), et envoie un signal de renforcement au bras. Finalement, le bras atteint la position de l’objet et attrape l’objet appris comme étant positif.

ce que veut l’autre autrement dit sans théorie de l’esprit, le robot est capable de produire des comportements sociaux relativement complexes.

5.3 Chaîne de conditionnement

Dans une perspective d’apprentissage autonome, le robot doit être capable d’apprendre même en absence d’un professeur. Le développement d’appréciations basées sur un modèle de référénciation sociale permet d’associer une valence à un objet par le biais d’interactions expressives. Seulement un modèle de référénciation sociale comme le notre ne permet pas un apprentissage qui se maintient en autonomie sur le long terme. En effet avec un telle architecture les moments d’apprentissage sont contrôlés par la présence du tuteur, et seule l’expression faciale de l’humain peut attribuer des valences aux objets. Il existe alors une construction des préférences par un effet social, mais l’historique du robot n’a aucun impact sur cette construction.

Notre robot arrive à associer une valence émotionnelle avec une œuvre à partir des expressions faciales de son tuteur, ou bien dans le cas des expériences aux musées grâce à l’assignation des visiteurs au travers des boutons d’une souris. Ce stade est le premier niveau du sens esthétique. A ce niveau, le robot a un goût esthétique conformiste, c’est à dire qu’il est la moyenne des préférences des visiteurs avec lesquels il a interagit. Pour reprendre les termes des historiens de l’art, nous avons fait appel au *suffrage universel* pour éduquer le robot. De plus, le robot ne peut qu’apprécier ou déprécier un objet, il n’a pas la capacité à discriminer les situations intéressantes. Comme nous l’avons vu au chapitre 4, le robot pourrait détecter des ambiguïtés dans ses préférences et classer les objets selon quatre catégories : Les catégories positives, négatives et neutre associées contenant les oeuvres d’art appréciées, dépréciées ou sans intérêt, plus une nouvelle catégorie, la catégorie *objet intéressant*. Nous qualifions de situation intéressantes, un objet ambivalent qui serait fortement associé à une valence positive et à une valence négative en même temps. La détection des objets "*intéressants*" est le second stage de développement. A ce stade le robot n’est plus une simple copie du goût des humains qu’il a rencontré. Il se crée sa propre différence. Par contre, deux (ou plusieurs) robot ayant accès au mêmes apprentissages

seront identiques et développeront les mêmes préférences esthétiques.

Comment prendre en compte le vécu du robot ? Des robots ayant après un premier apprentissage identique vécu des expériences différentes, auront-ils tendance à développer les mêmes préférences esthétiques ? Quel serait le modèle d'apprentissage qui permettrait d'intégrer l'historique du robot dans sa conduite esthétique ? Pour répondre à ces questions nous avons cherché à modifier notre modèle d'apprentissage par référénciation sociale de manière à permettre aux stimuli de propager leur valence émotionnelles sur des stimuli proches. On peut voir ce comportement comme celui d'un enfant qui apprécie les plats de sa mère qui se trouve faire des omelettes aux champignons. L'odeur de l'omelette aux champignons senti en passant devant un restaurant le mettra dans état émotionnel positive car l'omelette est associée aux plats de sa mère qui elle même est associée à une humeur positive.

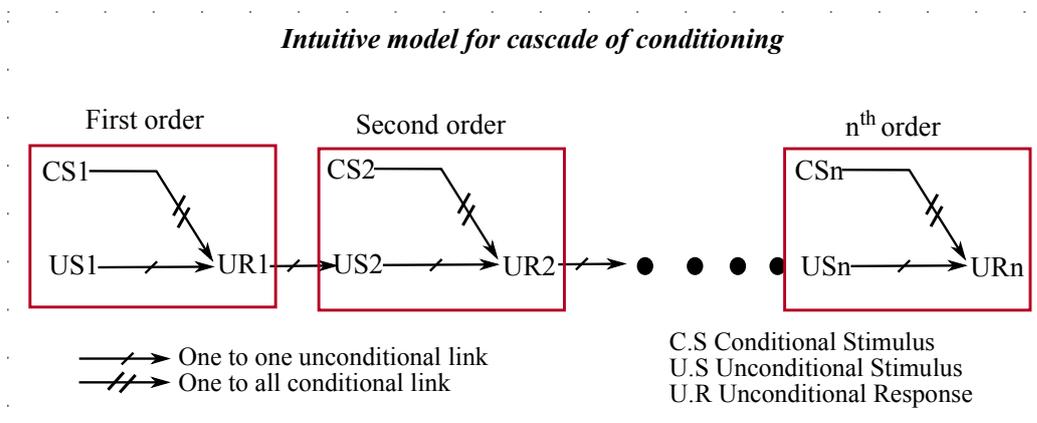


FIGURE 5.6 – Proposition intuitive (mais probablement incorrecte) d'une architecture composée d'une cascade de conditionnement.

Pour réussir à chaîner les conditionnements, une solution intuitive est de mettre en cascade des conditionnements tel que montré dans la figure fig.5.6. On peut imaginer par exemple que le premier bloc de conditionnement apprend à catégoriser les expressions faciales et à leur associer des valences émotionnelles, puis le second associe la vue d'une œuvre à la réponse des expressions faciales, le troisième associe la réponse de l'œuvre précédente à une œuvre plus proche et ainsi de suite. Cette mise en cascade des conditionnements atteint cependant rapidement ses limites. Tout d'abord, la demande en ressources computationnelles est proportionnelle au nombre de conditionnement chaînés, et ces conditionnements peuvent rapidement être saturés. De plus, l'implémentation contrôle le nombre de stimuli sur lesquels la propagation s'opère, et l'apprentissage ne peut être facilement arrêté avant la fin de la chaîne et ne démarre que si le tuteur est présent. Finalement, les stimuli ne modifient pas explicitement l'état émotionnel du robot. Pour dépasser ce problème et permettre l'implémentation de schémas Piagessiens, la solution est d'utiliser une structure ré-entrante.

Nous proposons une architecture dans laquelle la réponse d'un stimulus est utilisée comme signal pour modifier l'état "émotionnel" du robot. Le système agit alors en boucle fermée. De cette façon tout stimulus avec une appréciation forte peut alors faire office de tuteur, déclenchant l'apprentissage et propageant sa valeur sur ses proches voisins. Dans cette méthode aucune hiérarchie n'est a priori inscrite dans le modèle, tous les conditionnements sont au même plan.

Ainsi, un seul conditionnement avec des signaux réentrants bien choisis peut remplacer la cascade de conditionnement. Il existe par contre bel et bien une hiérarchie entre les stimuli, mais elle est une propriété émergente du système résultant de l'ordre dans lequel sont fait les apprentissages. Ce type d'architecture de conditionnement s'apparente aux méthodes de conditionnement d'ordre supérieur inspirés des résultats observés par Pavlov (Pavlov [1927]).

Cependant avec une simple réétranche l'apprentissage ne peut se maintenir sur le long terme. La complexité des scènes visuelles fait que la segmentation des épisodes d'apprentissage n'est pas facile. La valence d'un objet contamine de proche en proche tous les objets que le robot rencontre. La propagation de proche en proche peut très vite diverger et le robot peut se retrouver bloqué dans le même état émotionnel (Comme un dépressif). Il est nécessaire d'avoir un contrôle des phases d'apprentissage par des mécanismes d'auto-évaluation et de meta-contrôle. Pour palier ce problème nous avons introduit un mécanisme de différenciation pour isoler les épisodes d'apprentissage tout en permettant malgré tout une certaine diffusion des informations pour avoir des conditionnements du second ordre.

Dans un premier temps, le professeur enclenche la première phase d'association entre un stimulus conditionnel et un stimulus inconditionnel (CS1-US). Ensuite le système transforme la réponse conditionnelle (CR) en un nouvel US pour conditionner un nouveau CS (CS2). Le modèle de conditionnement d'ordre supérieur avec cascade des conditionnement est montré dans la figure 5.9.

5.4 Conditionnement Pavlovien

Le conditionnement du second ordre est un champs de l'apprentissage associatif largement étudié. Il permet l'étude de l'émergence d'une relation entre deux événements qui n'ont jamais été présenté ensemble (Rizley and Rescorla [1972]; Pavlov [1927]). Une procédure de conditionnement secondaire se divise en trois phases. Dans une première phase, un stimulus conditionnel (CS1) est suivi d'un stimulus inconditionnel (US).¹ Dans une seconde phase, un stimulus conditionnel du second ordre (CS2) est présenté en même temps que le stimulus primaire (CS1). Finalement, en phase de test, le stimulus du second ordre (CS2) est présenté seul au sujet pendant que des données sont relevées (Jara et al. [2006]). Les résultats expérimentaux de Pavlov [1927] ont montré qu'un CS2 engendre la même réponse conditionnelle (CR) qu'un CS1, bien que le CS2 ne soit jamais directement associé à l'US.

Dans un conditionnement Pavlovien du premier ordre, l'apprentissage est acquis en couplant un stimulus conditionnel (CS ; ex. le son d'une cloche) et un stimulus intrinsèque inconditionnel (US ; ex. la nourriture ou un choc). Dans les conditionnements Pavlovien d'ordre supérieur, le CS est couplé à un stimulus ayant une valeur motivationnelle acquise et non intrinsèque (Gewirtz and Davis [2000]). Par exemple un animal peut apprendre dans un premier temps à associer de la nourriture avec un son (**conditionnement primaire**), ensuite l'animal peut associer une lumière avec le son (**conditionnement du second ordre**). Un stimulus conditionnel, après avoir acquit la capacité d'engendrer une réponse conditionnelle peut être utilisé comme stimulus inconditionnel. Ce phénomène est appelé "**Conditionnement d'ordre supérieur**".

Dans une expérience, Pavlov conditionne un chien à saliver au rythme d'un métronome, en utilisant de la viande hachée comme stimulus inconditionnel. Ce conditionnement correspond à

¹Selon les expériences les stimuli sont soit présentés l'un après l'autre soit en même temps. Dans nos travaux les stimuli sont toujours présentés les uns après les autres.

un conditionnement primaire. Le métronome acquiert des propriétés de renforcement et devient capable d'évoquer la réponse conditionnelle. Dans la phase suivante, Pavlov présente à l'animal un carré noir suivi du son du métronome mais sans présenter la nourriture. La vue du carré noir produit la salivation. De cette manière, un conditionnement du second ordre est établi. La nourriture est appelée *renforçateur primaire*. Le métronome en étant associé avec la nourriture acquiert des propriétés de renforcement. Le métronome est vu comme un renforçateur secondaire. Dans la majeure partie des cas, le conditionnement d'ordre supérieur est assez faible. La réponse conditionnelle d'un conditionnement du second ordre est à peu près de moitié inférieure à celle d'un premier ordre. Le conditionnement du troisième ordre fut difficile à établir n'apparaissant que dans le cas où un renforcement négatif est utilisé comme renforçateur primaire comme un choc électrique par exemple. Le conditionnement du quatrième ordre semble impossible à montrer (Saurab [2015]).

Le conditionnement secondaire a été étudié chez les animaux en utilisant différents types d'US et de réponses. Par exemple, il a été démontré dans le conditionnement d'aversion (Cheatle and Rudy [1978] Rescorla [1976]), dans des expériences d'autoshaping (Rashotte et al. [1977] Rescorla and Cunningham [1979]) et dans des comportements sexuels (Crawford and Domjan [1995]). Plusieurs modèles théoriques ont été proposés pour expliquer le conditionnement du second ordre. La plus part d'entre eux découlent des théories d'apprentissage associatif. Ces modèles peuvent être rassemblés dans quatre types différents suivant la nature des associations qui peuvent avoir lieu durant un conditionnement du second ordre (Barnet et al. [1997]) comme montré dans la figure 5.7. Le premier type de modèle est le plus traditionnel, il repose sur un modèle stimulus-réponse (S-R), comme dans les modèles de Rescorla (Rescorla et al. [1972]; Rizley and Rescorla [1972]; Rashotte [1981]). Ce modèle propose une connexion directe entre le CS2 et la CR renforcé par la présence du CS1, du à la proximité temporel entre les stimuli lors de la phase d'apprentissage du second ordre. Le second type de modèle suggère l'existence d'une chaîne d'association CS2-CS1-US-CR dans laquelle CS2 évoque CS1 qui lui évoque l'US qui vient déclencher la CR (Hall [1996]; Mackintosh [1974]). Un troisième type de modèle propose une association directe entre le CS2 et l'US. Selon ce modèle lors de la seconde phase la représentation de l'US peut être activée par le CS1 lors de la présence du CS2, et par cette association le CS2 peut évoquer la CR (Barnet and Miller [1996]; Miller and Barnet [1993]). Le quatrième type de modèle considère l'existence d'une association entre CS2 et CS1 où le déclenchement de la CR est uniquement du à la représentation de CS1 évoquée par le CS2 (Miller and Escobar [2004]). Notre modèle s'approche du troisième modèle dans la figure 5.7.

Deux critères sont à considérer pour démontrer l'existence d'un conditionnement du second ordre. D'une part, la réponse conditionnelle engendrée par le stimulus du second ordre (CS2) doit résulter directement de l'association du CS2 avec un stimulus primaire CS1. D'autre part, les propriétés de renforcement du CS1 doivent venir de son association avec un stimulus inconditionnel (US) (Rizley and Rescorla [1972]). On peut ajouter un troisième critère qui est le renforcement des nouveaux apprentissages sans oublier ceux précédemment acquis (Baldassare et al. [2009]). Ce critère est notamment utilisé pour l'apprentissage des compétences d'une manière hiérarchique

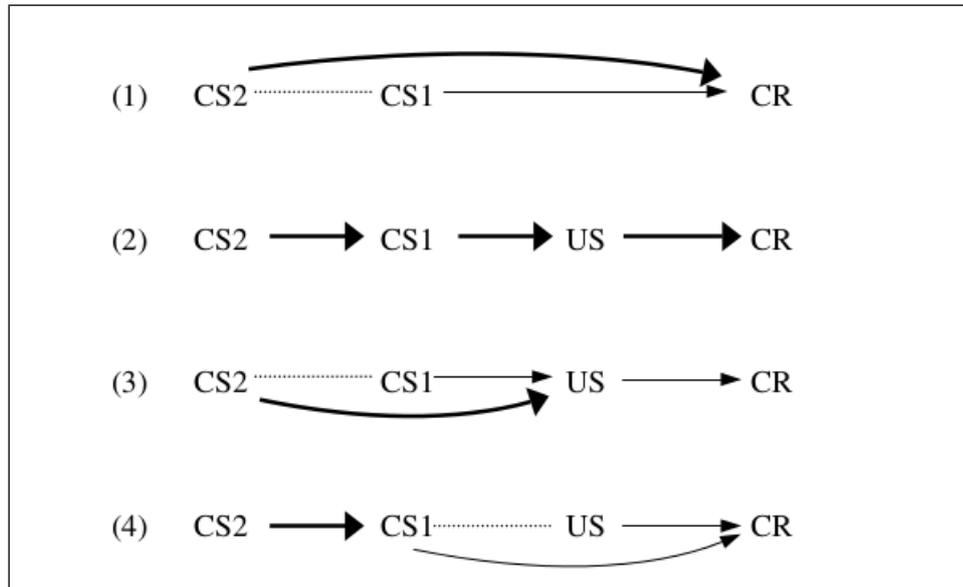


FIGURE 5.7 – Les différentes hypothèses sur les associations établies pendant un conditionnement du second ordre, inspiré de la théorie des apprentissages associatifs. CS1 représente le stimulus conditionnel du premier ordre, CS2 un stimulus conditionnel du second ordre, US le stimulus inconditionnel et CR la réponse conditionnelle. Extrait de Jara et al. [2006]

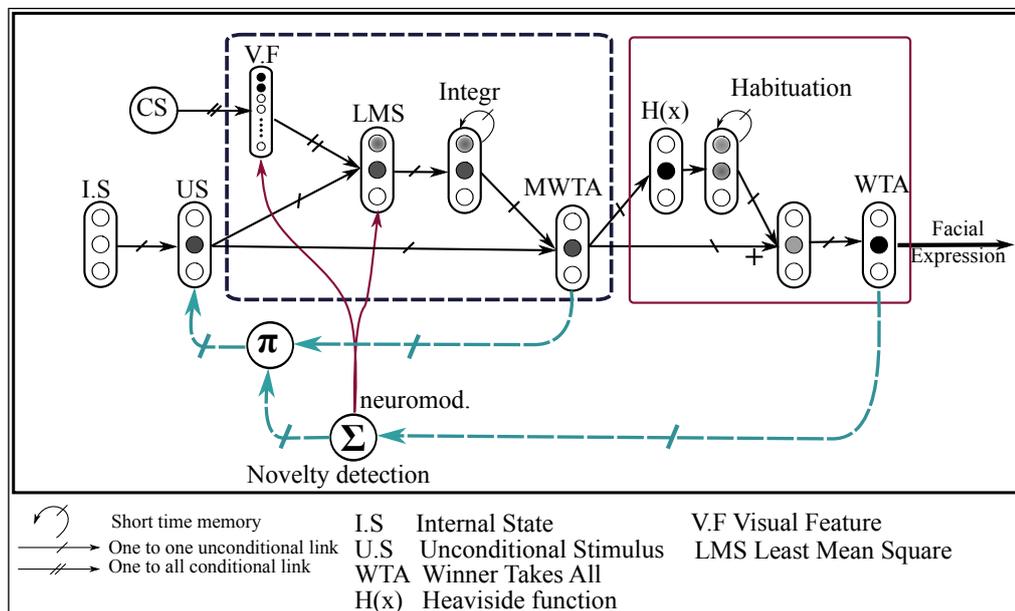


FIGURE 5.8 – Modèle de conditionnement aux ordres supérieurs. Les lignes en tirets bleus sont des connexions récurrentes qui évitent une cascade de conditionnement comme dans la figure 5.6. Ce modèle est celui qui donne les meilleurs résultats sur base de donnée et sur camera.

5.5 Modèle computationnel

Nous avons testé plusieurs variantes de notre modèle de conditionnement d'ordre supérieur. Dans ce chapitre nous présenterons uniquement trois variantes. Un premier modèle testé uniquement sur une base de donnée d'image avec un scénario expérimental simple. Un second modèle testé aussi sur une base de données d'images mais cette fois-ci en essayant d'avoir un scénario proche des expérimentations en neurobiologie. Finalement, le dernier modèle présenté est le même que le second avec de très légère modification dans le système de contrôle des apprentissages pour tenir compte des aléa d'un test sur une caméra réelle.

Le modèle dans la figure 5.8 permet de faire des conditionnements au second-ordre ou à des ordres supérieurs. Le modèle est composé de deux blocs. Un bloc de reconnaissance visuelle avec un conditionnement par LMS et un second bloc d'habituation pour gérer les phases et temps d'apprentissage. Ces temps sont inspirés de la décharge des neurones dopaminergiques (Mannella et al. [2008] ;Moren and Balkenius [2000]).

Le premier bloc est le même que celui décrit plus haut. Il est utilisé dans l'apprentissage des expressions faciales ou bien des œuvres dans le musée. La premier groupe noté *IS* (Internal State) représente l'état interne du robot. La réponse de ce groupe est un signal réflexe impératif. Le groupe suivant *US* est une compétition entre la réponse du réseau de neurone et le signal réflexe. Le signal réflexe ayant un poids plus important, sa présence prime sur tous les autres. Ainsi, en présence d'un signal réflexe la réponse de l'état interne du robot est la seule à s'exprimer. Autrement, la réponse du réseau de neurone au temps $t-1$ est réinjectée dans le réseau. Le groupe *CS* représente le stimulus conditionnel. Ici nous nous intéresserons uniquement à des stimuli visuels. Le groupe *VF* est un groupe de catégorisation utilisant l'algorithme du SAW. Ce groupe stocke les vues locales récupérées sur le stimulus conditionnel. Le groupe *LMS* permet d'associer chaque vue locale du stimulus conditionnel avec le stimulus inconditionnel résultat de la compétition entre le signal réflexe et la réponse du réseau de neurone (association CS-US). En sortie du LMS il existe une réponse conditionnelle par vue locale. Puis le groupe *integr* somme les réponses conditionnelles des vues locales du stimulus. Le traitement visuel pour obtenir les vues locales, la catégorisation, le conditionnement, et la somme des réponses, sont décrits dans le chapitre 4.

Le dernier groupe du premier bloc *MWTA* permet d'extraire la réponse maximale et l'argument de cette réponse. Ce groupe de neurones cherche tout d'abord l'activité maximale entre la réponse du stimulus conditionnel et le signal inconditionnel, ensuite un WTA (Winner Takes All) active la catégorie gagnante et inhibe les autres. Cette opération choisit la réponse conditionnelle (*CR*) qui s'exprime en sortie. Deux réponses sont possibles, soit le stimulus inconditionnel (*US*), soit la sortie intégrée (*CR'*) du groupe *integr*. Si l'*US* est supérieur à la sortie de l'intégration (*CR'*), alors l'*US* est propagé sur le *CS*. Sinon si la sortie de l'intégration (*CR'*) est supérieure à l'*US*, c'est alors cette *CR* qui devient un *US* et est propagée sur les prochains *CS*. En pratique le groupe *MWTA* compare la réponse conditionnelle au temps t avec la réponse conditionnelle au temps $t-1$ qui est réinjectée en tant que *US*. Si le signal réflexe est présent, à cause de ses poids fort, il gagnera la compétition entre la CR_{t-1} et la CR_t et il sera propagé à l'itération suivante. De cette manière un renforçateur d'un ordre inférieur avec une *CR* forte ne peut être changé ou diminué par l'effet de propagation d'un conditionnement d'ordre supérieur avec une *CR* plus faible. Par contre deux renforçateurs du même ordre peuvent se propager les uns sur les autres.

Le second bloc (à gauche) est un système d'habituation qui contrôle les phases et durées d'apprentissage. Ce système agit comme les neurones dans le nucleus central de l'amygdale qui injectent des neuromodulateurs comme la dopamine à travers l'aire tegmentale ventrale. Le système d'habituation calcule l'écart entre la réponse conditionnelle et la moyenne des réponses conditionnelles passées. La moyenne est une mémoire à courte terme qui calcul une moyenne glissante dont l'horizon est contrôlé par le paramètre α . La catégorie ayant le plus grand écart à sa moyenne active l'apprentissage. De cette manière si la même catégorie est rencontrée, après un certain temps le système s'y habitue et ne la considère plus comme intéressante à propager. De plus, les CR de la même catégorie mais d'un ordre supérieur (donc avec une activité plus faible) ne sont pas propagée sur les CR d'ordre plus petit (dont la reconnaissance est plus forte). La vitesse d'apprentissage aussi est modulée par l'écart entre une CR et sa moyenne glissante. Le système d'habituation agit alors comme un contrôleur proportionnel, plus l'écart entre la CR et sa moyenne est grand plus l'apprentissage est rapide et vice versa. La propagation est une multiplication entre la CR et l'habituation. Ainsi, une réponse conditionnelle forte à laquelle le système n'est pas encore habitué se propage plus fortement, avec une vitesse d'apprentissage plus rapide et se propage plus longtemps. La CR n'est pas propagée lorsque l'écart entre la CR et sa moyenne est nul et la neuromodulation arrête l'apprentissage.

Le robot fait connaître son état émotionnel en affichant une expression faciale relative à son appréciation du stimulus. Cette expression faciale est contrôlée par la CR du stimulus ou bien par la sortie du processus d'habituation. Afficher la sortie du système d'habituation en expression faciale permet d'avoir un retour uniquement lorsque le robot apprend. Cette information est utile à l'expérimentateur pour valider et contrôler l'apprentissage du système. Autrement, l'affichage de la CR (sortie du *MWTA*) comme information pour les expressions faciales est plus informative dans le cadre d'une expérience grande échelle où l'appréciation des objets par le robot doit être observée. Le robot exprimera son appréciation qu'il soit ou non en phase d'apprentissage. Par contre, cette richesse ne permet pas de délimiter les phases d'apprentissage et les phases d'utilisation. Nous avons arbitrairement et pour la bonne conduite de nos expérience choisi d'afficher le résultat de l'habituation.

Nous avons testé un grand nombre de variantes de notre modèle pour obtenir un comportement cohérent. Nous entendons par comportement cohérent, la capacité à propager des valences sans détruire les apprentissages passés. Nous présentons ici trois variantes qui nous permettent d'expliquer l'utilité des différentes modifications introduites. Le tableau tab5.1 montre les différences majeures entre les variantes.

Le modèle le plus simple pour avoir de la propagation de valence serait l'utilisation d'un lien récurrent qui réinjecte la CR comme étant un US. Ce modèle ne converge pas car le lien de retour est positif. L'apprentissage ne peut donc s'arrêter et les stimuli seront appris et désappris, d'où la nécessité d'un mécanisme d'habituation et de contrôle.

	Expression faciale	Rebouclage S^d
Modèle 0 5.9	Habituation ou CR_i	CR_i
Modèle 1 5.10	Habituation ou $Max_i(CR_i + S_i^d)$	habituation
Modèle 2 5.8	Habituation ou $Max(CR, S^d)$	$Max(CR, S^d) * H_x(\text{habituation})$

TABLE 5.1 – Différences entre modèles de conditionnement

La première variante de notre modèle est montrée dans la figure fig5.9. Dans cette version, comme toutes les autres, l'état interne du robot a un poids plus fort que tous les autres signaux. Dans les illustrations, lorsqu'un poids n'est pas spécifié sur un lien inconditionnel un vers un,

sa valeur est par défaut égale à 1. Le groupe *U.S* est un WTA qui effectue une compétition entre le stimulus inconditionnel et la réponse conditionnelle réentrante. Si le stimulus inconditionnel (représenté par l'état interne *IS*) existe, il est propagé sans tenir compte des autres signaux. Autrement, la réponse conditionnelle au temps $t - 1$ est propagée et ce quelque soit le stimulus conditionnel. Dans ce là, si un CS d'ordre supérieur est suivi d'un CS primaire, ce dernier verra sa reconnaissance altérée par la CR du CS d'ordre supérieur.

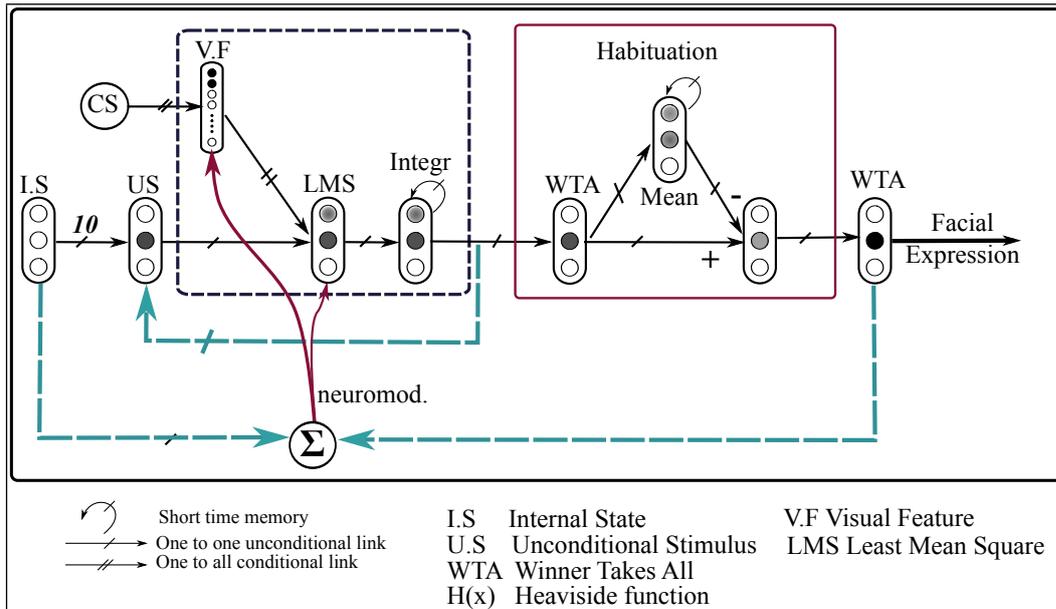


FIGURE 5.9 – Première variante du modèle de conditionnement d'ordre supérieur. Il n'y a aucune compétition entre la CR_{t-1} et la CR_t .

Le bloc d'habituation par contre n'est pas différent de celui utilisé dans la dernière version. La réponse conditionnelle est moyennée dans le temps grâce à une mémoire à court terme. Tant que la CR est supérieure à la moyenne des CR précédentes l'apprentissage continue. Autrement, le système arrête l'apprentissage considérant que le même stimulus lui est présenté pendant longtemps et qu'il ne sert à rien de continuer à apprendre. Les résultats de ce modèle seront présentés dans la prochaine section.

La seconde version est montrée dans la figure 5.10. La différence majeure de cette version avec la précédente est la compétition par un WTA entre le groupe *Integr* et le groupe *US*. Grâce à ce procédé, un stimulus conditionnel dont la réponse conditionnelle est forte n'est pas impacté par la réponse conditionnelle réentrante d'un stimulus plus faible. La réponse réentrante dans ce modèle est fournie par l'écart entre la moyenne glissante et la réponse conditionnelle.

Dans la dernière version expliqué ci-haut (figure 5.8), nous avons réutilisé le même modèle mais en modifiant le principe de compétition et le signal réentrant. Dans cette dernière version, la compétition s'effectue par un opérateur de maximum entre les signaux. Cet opérateur nous évite de faire la somme entre la CR et l'US. En effet, le WTA comme expliqué dans le chapitre 2 calcul d'abord la somme des poids par les entrées avant la compétition. De cette manière la réponse conditionnelle a une valeur plus forte. Ce qui nous empêchait d'utiliser cette CR comme

modèle dans un cadre naturel en utilisant une caméra.

5.6.1 Sur base de donnée

La base de donnée est composé de quatre catégories d’images. Deux images d’expressions faciales (joie, colère) qui représentent les stimuli primaires (CS1) (fig.5.11(a)), deux images de synthèses utilisées comme stimului du second ordre (fig.5.11(b)), quatre images d’œuvres du musée du Quai-Branly qui sont les stimuli d’ordres supérieurs (CSn) et des images du Quai-Branly ne contenant aucune œuvre qui représentent des stimuli neutre qui ne sont pas appris. Dans la phase de test seules les réponses des expressions faciales, des signes et des œuvres sont analysées. Les réponses des stimuli neutre ne sont pas importantes, leur réponse est un effet de généralisation du système.



FIGURE 5.11 – Images de la base de donnée de test pour le conditionnement secondaire. Les expressions faciales 5.11(a) sont les CS1, les signes 5.11(b) et les oeuvres 5.11(c) sont des stimuli d’ordre supérieur (CSn), les images 5.11(d) sont des stimuli neutre.

Dans un premier temps nous avons testé la première version du modèle (figure 5.9) sur une base de donnée contenant uniquement des expressions faciales et des images d’œuvres. Nous avons alors comparé les résultats avec et sans système d’habituation. Ce modèle n’effectue aucune compétition entre la réponse du réseau de neurone et l’entrée du réseau. Ainsi soit le signal impératif, si il existe, est associé au stimulus. Sinon la réponse au temps $t - 1$ réinjectée dans le système est associée.

Tout d’abord le système apprend les expressions faciales du tuteur. Ces expressions faciales sont présentées pendant trois itérations chacune avec 200 répétitions. Ici le signal réflexe est

toujours présent, il prime sur tous les signaux réentrant. Ceci revient à un apprentissage supervisé classique du premier ordre.

La figure fig.5.12 montre les résultats de ces associations. Les lignes en tirets bleues correspondent à la réponse au stimulus de colère et les lignes en pointillés rouges correspondent à la réponse au stimulus de joie. L'apprentissage est rapide et les valeurs des réponses se maintiennent sur le long terme.

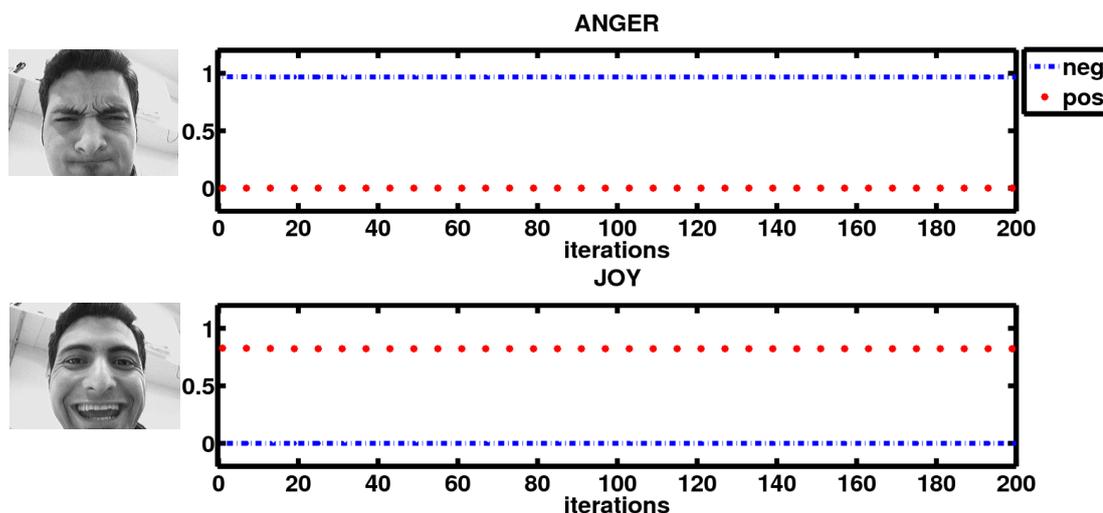


FIGURE 5.12 – Apprentissage des expressions faciales du tuteur. Les tirets bleus représente l'apprentissage d'une expression de colère, et les points rouges l'apprentissage d'une expression de joie. Chaque expression est présentée trois fois. L'opération est répétée 200 fois.

Par la suite les stimuli d'expression faciale sont suivi d'un stimuli représentant des œuvres du musée (O1, O2) en l'absence d'un signal inconditionnel réflexe. Chaque expression faciale est présentée pendant 3 itérations suivie d'une œuvre pendant trois itérations, et le tout est répété. Dans l'ordre : expression de colère, oeuvre "O1", expression de joie, oeuvre "O2" et on répète. La figure fig.5.13 montre le résultat du conditionnement en absence du système d'habituation. Les réponses conditionnelles sont directement transformée en US. Au début le conditionnement a bien lieu, puis avec le temps, dès que la réponse à un stimulus de même ordre est plus grande notamment à cause du bruit, elle se propage sur tous les stimuli même sur les stimuli qui sont du même ordre. Ainsi, l'expression de joie et les deux œuvres donnent une réponse de colère. L'utilisation du même scénario avec le système d'habituation en place permet une diffusion sur les stimulus du second ordre tout en gardant la réponse des stimuli du premier ordre en état. Ces résultat sont montré dans la figure fig.5.14.

Ces exemples simples permettent de voir l'utilité d'avoir un système de contrôle des apprentissages et de la propagation. Ces résultats bien que préliminaires, valident la capacité du système dans un cas simple de procéder à des conditionnement du second ordre. Néanmoins, le scénario expérimental dans lequel le modèle est testé reste simple et schématique. Pour simuler le comportement du système dans des conditions réelles et valider les conditionnements, nous avons mis en place un second scénario divisé en phases d'apprentissages et phases de tests avec une

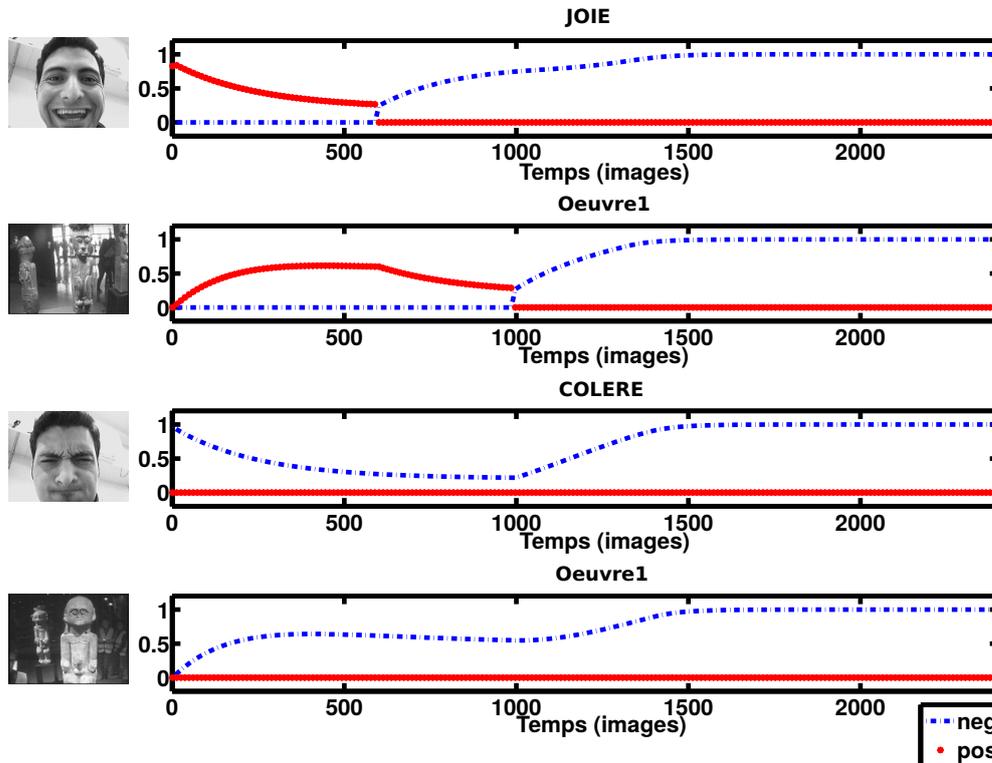


FIGURE 5.13 – Conditionnement du second ordre sans système d’habituation. Les réponses conditionnelles sont toujours propagées. Dans ce cas un stimulus avec une faible réponse peut endommager l’apprentissage d’un stimulus primaire comme le stimulus de joie dans ce cas là. Comme la propagation ne s’arrête pas, à un certain moment tout les stimuli sont associés à la même catégorie.

séquence de présentation des stimuli identique à celle utilisée dans la littérature.

La figure fig.5.15 montre l’ordre dans lequel sont présentés les stimuli et les signaux de conditionnement. Les stimuli du premier ordre notés *CS1* sont présentés en même temps qu’un signal inconditionnel réflexe *US*. Une fois l’association *CS1-US* effectuée, les *CS1* sont présentés avec des stimuli du second ordre notés *CS2*. Les *CS2* sont ensuite présentés avec les *CS3*, les *CS3* avec les *CS4*. Entre les associations des *CS* d’ordres différents des stimuli neutres sont présentés. Ces stimuli neutres représentent une pause dans le système, ce sont des cas où la propagation peut avoir lieu ou pas et permettent uniquement un temps de déshabitude. Il est intéressant de noter dans notre scénario que, contrairement à la littérature, chaque stimulus peut avoir deux réponses différentes (joie, colère).

En faisant un parallèle avec l’expérience de Pavlov, l’expression faciale de joie peut être vue comme la salivation. L’appui sur un bouton de la souris simule ici la présentation de la nourriture. Le visage joyeux de l’expérimentateur représente le son du métronome et l’œuvre du musée représente le carré noir. Dans nos expériences le setup proposé par Pavlov est complexifié. On peut imaginer le second bouton de la souris comme la présence d’un serpent, l’expression de colère simule la colère ou la peur du chien, l’expression de colère de l’expérimentateur peut être remplacée par le son d’une cloche, et finalement l’œuvre remplacée par un cercle rouge. Ces

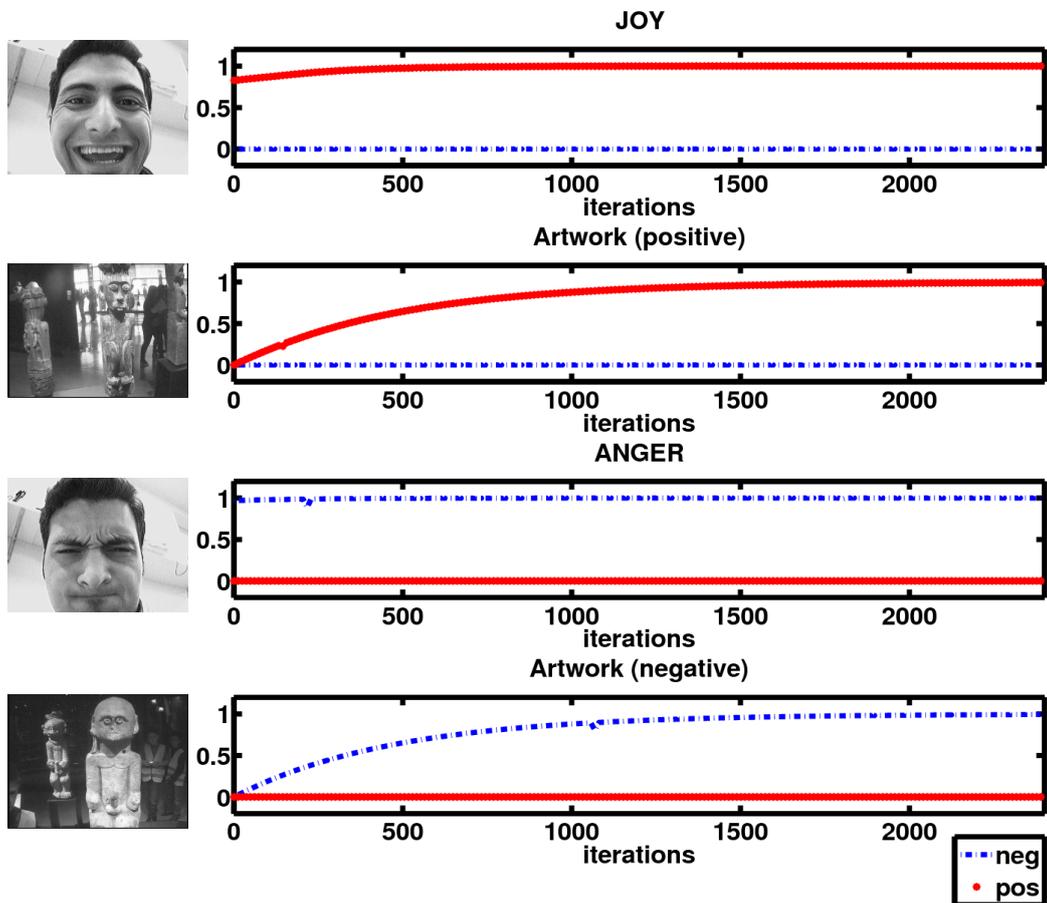


FIGURE 5.14 – Conditionnement au second ordre. Les lignes en pointillés rouges représente l’activité des réponses positives et les lignes en pointillés bleus les réponses négatives. Chaque stimulus est présenté trois fois dans l’ordre : Joie, Oeuvre_1, Colère, Oeuvre_2.

deux catégories (joie, colère) ne sont pas indépendantes, elles sont expérimentées ensemble durant le même scénario. Ceci amène un nouveau comportement que nous avons essayé d’éliminer. Celui d’empêcher un stimulus primaire de changer la valeur d’un autre stimulus primaire. Nous avons testé ce scénario avec le modèle de la première version (voir fig.5.9). Après avoir présenté tous les stimuli un certain nombre de fois, l’apprentissage est arrêté et les stimuli sont présentés les uns après les autres et on enregistre les réponses conditionnelles. Cette phase est appelée ici la phase de test dont les résultats sont montrés dans la figure fig.5.16. Dans cette figure les stimuli primaires et du second ordre sont bien associés, mais par la suite tous les autres stimuli sont associés au stimulus de joie.

Les résultats obtenus par la première version montre un effet des stimuli d’ordre supérieur sur les stimuli d’ordre inférieur. Le système d’habituation permet de contrôler les phases d’apprentissage mais ne contrôle pas dans ce cas là la catégorie propagée. Dans la seconde version du

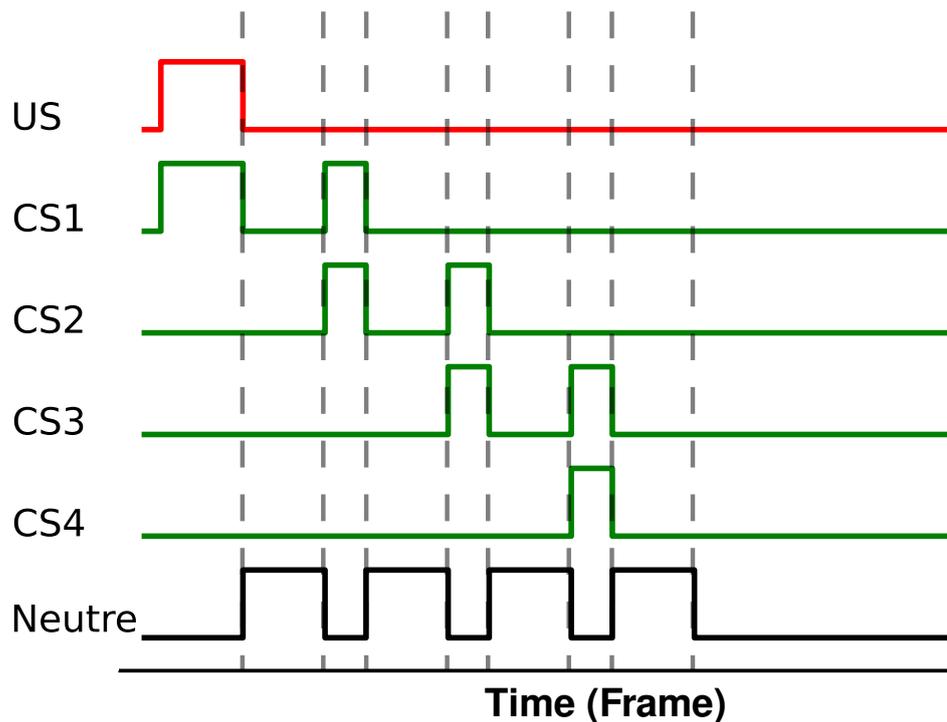


FIGURE 5.15 – Schéma de l'ordre des signaux présentés. Dans un premier temps l'US et le CS1 sont présentés ensemble pendant un certain temps. Ensuite le CS1 est présenté avec le CS2 pour diffuser le conditionnement de CS1 vers CS2. Cette séquence est ensuite répétée entre CS2 et CS3, puis CS3 et CS4. Entre deux présentations de CS le neutre est présenté seul pour permettre une deshabituance.

modèle montré dans la figure fig.5.10 nous proposons de propager uniquement la CR gagnante entre la réponse du stimulus actuel et celle du stimulus précédant. De la sorte, une réponse forte d'un stimulus ne sera pas altérée par la réponse d'un stimulus qui serait plus faible. Dans le modèle V1 nous avons introduit un groupe de compétition noté *WTA*. Ce groupe calcule la somme entre la CR et l'US sur chaque catégorie et active uniquement la catégorie gagnante. De plus dans ce modèle le résultat de l'habituation est propagé et non plus la CR. De cette façon, les stimuli suivant le stimulus primaire sont associés à des valeurs de plus en plus faibles dans le temps et à des vitesses d'apprentissage de plus en plus lentes. Ce comportement des valeurs est apprécié car il permet une différenciation des ordres de conditionnement. Les renforçateurs primaires ayant une valeur plus fortes que les renforçateurs d'ordre supérieur.

La base de donnée est rejouée en utilisant la seconde version du modèle dans l'ordre précisé dans 5.15. En premier lieu les expressions faciales sont associées à une catégorie émotionnelle issue du signal impératif simulé par les boutons d'une souris. Ce premier conditionnement, dit conditionnement primaire, attribue aux expressions faciales de l'humain une valeur de renforcement. Entre chaque conditionnement des stimuli neutres sont présentés. Une fois le signal impératif coupé, le visage en colère de l'expérimentateur est présenté avec le signe BAD, puis après une phase de neutre, le visage joyeux de l'expérimentateur est présenté avec le signe GOOD. Cette seconde phase effectue un conditionnement au second ordre des signaux (BAD et GOOD) grâce au renforcement des stimuli primaires. Pour le conditionnement au troisième ordre les si-

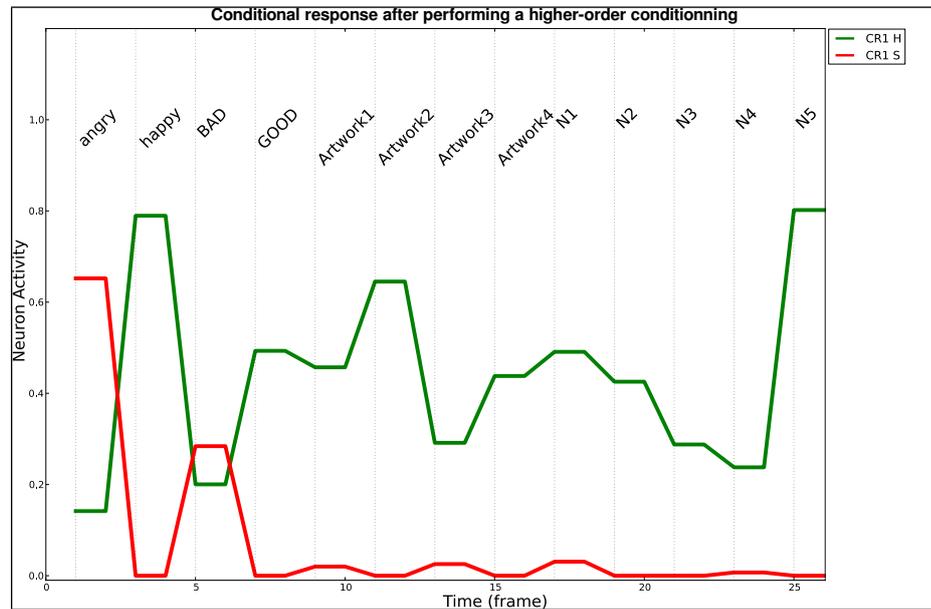


FIGURE 5.16 – Résultat de la phase de test du modèle V0 fig.5.9 sur la base de données 5.11 après un apprentissage dans l'ordre montré dans fig.5.15.

gnaux sont présentés avec les œuvres (œuvre-1 et œuvre-2). Finalement, un conditionnement au quatrième ordre est appris dans lequel les œuvres (œuvre-1 et œuvre-2) conditionnent d'autres œuvres du musée (œuvre-3 et œuvre-4).

La base de donnée est rejouée 20 fois et la figure 5.17 montre les résultats en fin d'apprentissage. Les réponses aux valences positives sont affichées en vert, les réponses des valences négatives sont en rouge et finalement les moments d'apprentissage sont en bleu. Il est intéressant de noter l'arrêt des apprentissages lors de la présentation des stimuli neutres.

Une fois la phase apprentissage terminée, le réseau arrête d'apprendre et les stimuli sont présentés les uns après les autres au système. Les réponses conditionnelles sont enregistrées et affichées. Cette phase de test nous permet d'évaluer les valeurs de renforcement acquises par chaque stimulus. La figure 5.18 montre les résultats de la phase de test de la seconde version (modèle V1). Contrairement aux résultats observés avec le modèle V0 (5.16), le modèle V1 en comparant les réponses conditionnelles des stimuli évite au système de propager la même catégorie émotionnelle sur tous les autres stimuli. Sur la figure 5.18, l'expression de joie, le signe "GOOD" et l'œuvre 2 sont tous associés à la catégorie positive. Par ailleurs, les réponses des stimuli sont discriminables. Aucune hiérarchie n'est à priori écrite dans le modèle, elle émerge de l'ordre de présentation des stimuli. Les conditionnements d'ordre inférieur ont une réponse conditionnelle plus forte que les conditionnements d'ordre supérieur. Par effet de généralisation, les stimuli neutres donnent aussi lieu à des réponses conditionnelles. Ici nous ne nous intéressons pas à la réponse des stimuli neutres, mais il serait intéressant d'évaluer l'impact de la généralisation sur le système de conditionnement.

Le second modèle donne des résultats satisfaisants sur la base de donnée. Néanmoins, à cause des valeurs faibles des réponses conditionnelles ce modèle est plus difficile à contrôler sur ca-

Résultat de la phase d'apprentissage du modèle V1 sur base de données

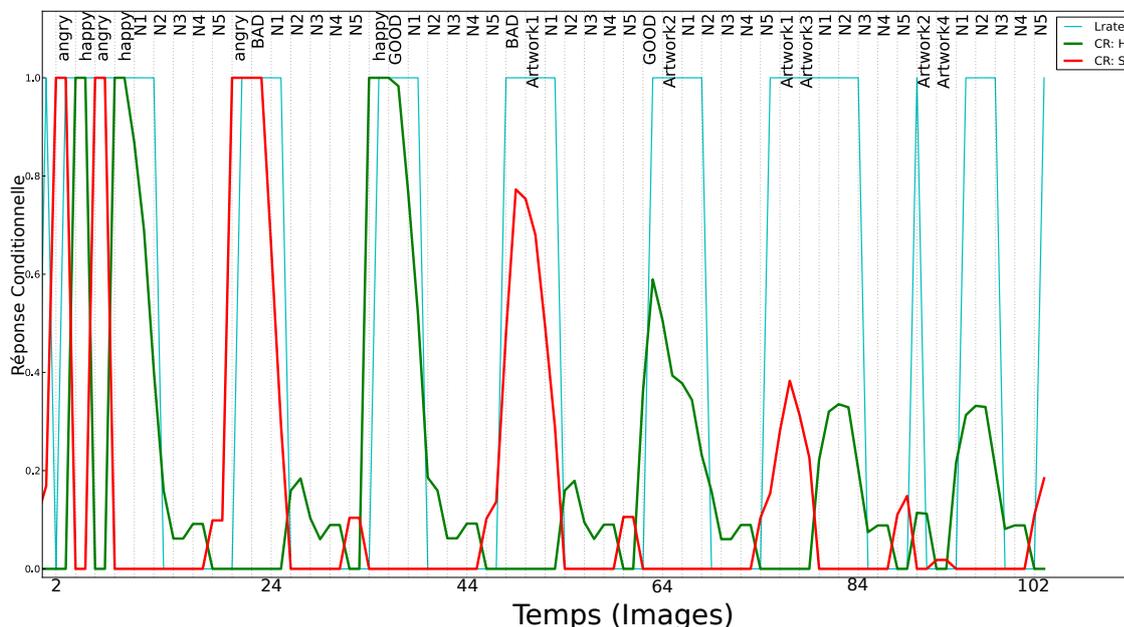


FIGURE 5.17 – Réponses conditionnelles en phase d'apprentissage sur base de données de la seconde version du modèle (figure 5.10). Les réponses des valences positives sont en vert, les réponses de valences négatives en rouge et les moments d'apprentissage en bleu. Les images présentées au système sont décrite en haut de la figure au moment où elles sont en entrée.

méra réelle. Sur base de données les temps de présentation des stimuli sont connus a priori. Les temps d'intégrations de l'habituation peuvent être facilement définis. Seulement, sur robot en interaction avec des humains, les stimuli ne sont pas tous présentés pendant les mêmes durées. Les temps d'habituation ne peuvent plus être défini de manière précises dès le début. De plus ici la diminution des réponses est fabriquée artificiellement en réinjectant l'écart entre la CR et l'habituation. Nous avons alors modifié le signal réentrant en utilisant directement la CR. L'habituation aussi est modifiée de sorte à avoir une entrée binaire. La CR est multipliée par l'habituation pour remettre à zéro la compétition des US. Le WTA est remplacé par un max suivi d'un WTA pour éviter d'avoir la somme des signaux.

Avant d'utiliser la dernière version du modèle de conditionnement d'ordres supérieurs sur une caméra réelle, nous l'avons testé sur la base de données. Le but est de savoir si les temps d'apprentissages sont contrôlés et si les associations s'effectuent correctement.

La figure 5.19 montre le résultat des activités de reconnaissance lors de la dernière phase d'apprentissage (après 20 présentations de la même base de données). L'apprentissage démarre lors de la présentation d'un stimulus ayant déjà acquis un renforcement et s'arrête une fois le stimulus suivant présenté. Une fois cette phase d'apprentissage terminée les stimuli sont présentés au système en phase de test et les réponses conditionnelles sont montrées dans la figure 5.20. Ce dernier modèle exhibe les mêmes résultats que le modèle précédent. Il n'y a pas de destruction d'apprentissage. Par ailleurs, les valeurs de reconnaissance étant assez forte, ce modèle se prête

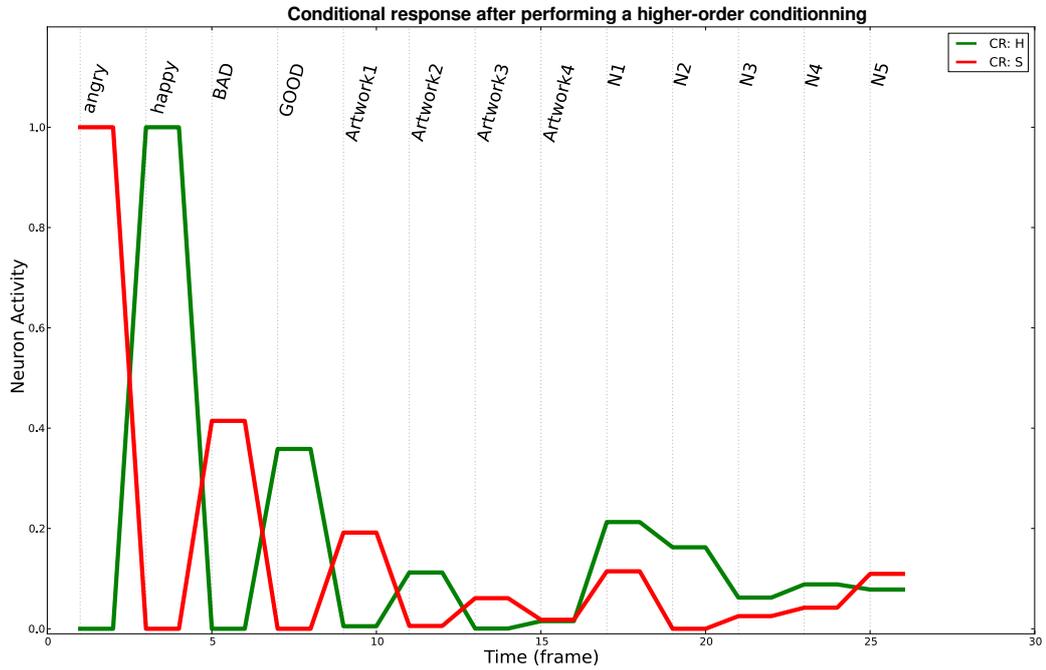


FIGURE 5.18 – Réponses conditionnelles en phase de test sur base de données de la seconde version du modèle (figure 5.10).

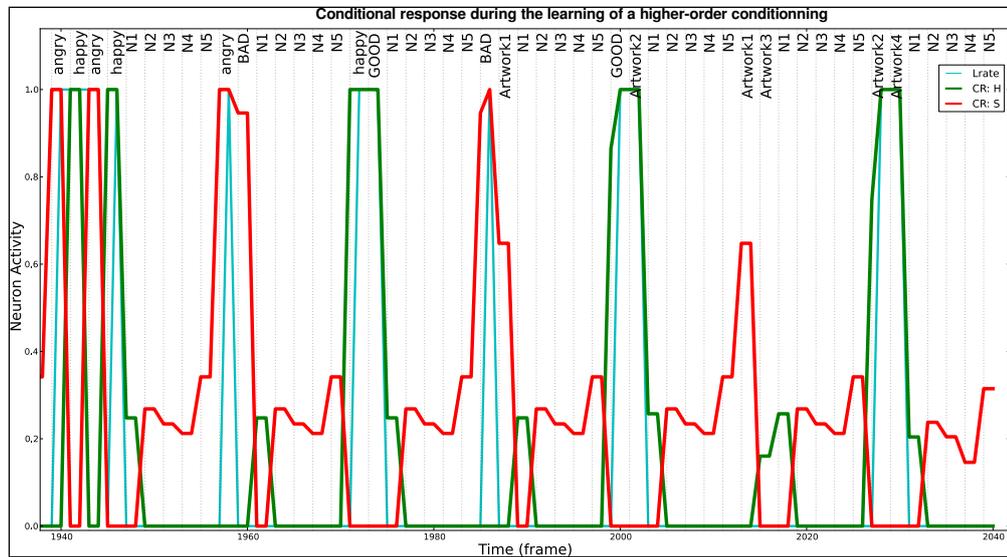


FIGURE 5.19 – Réponses conditionnelles en phase d'apprentissage sur base de données de la dernière version du modèle (figure 5.8).

mieux à un test en dynamique.

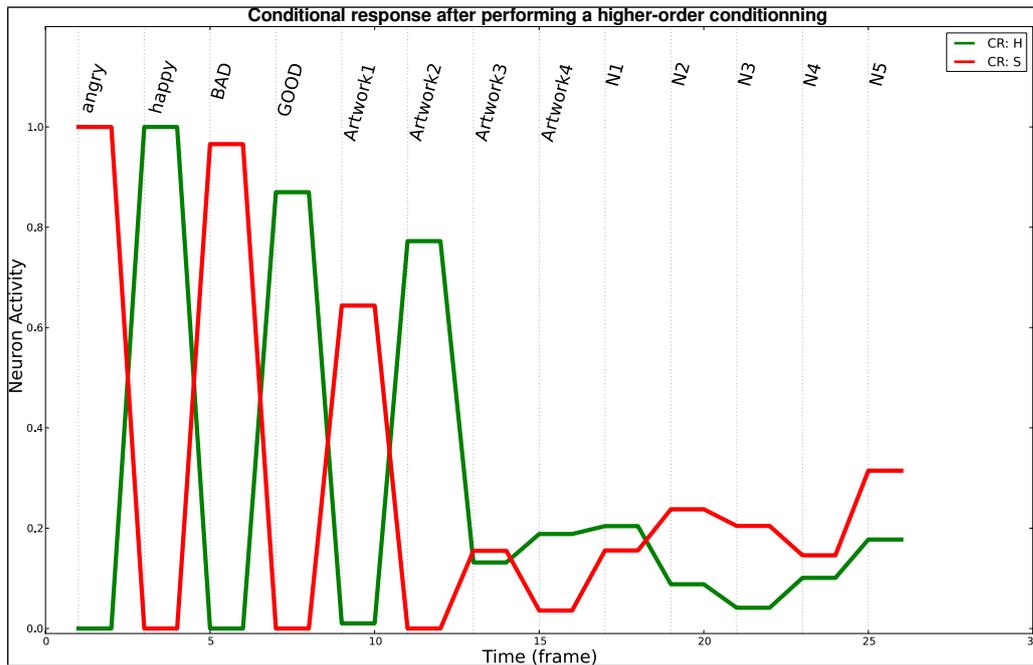


FIGURE 5.20 – Réponses conditionnelles en phase de test sur base de données de la dernière version du modèle (figure 5.8)

5.6.2 Expérience sur robot

Les tests sur base de données nous ont permis de choisir le modèle le plus approprié pour un test sur robot réel. Bien que l'utilisation des bases de données permettent d'éliminer de facto les modèles erronés, dans le cas de la seconde version du modèle il a fallu faire un test sur robot pour voir ses limites et changer de variante. Ceci nous a mené à ajouter une nouvelle variante au modèle présentée dans la figure 5.8 (noté *modèleVF* dans la suite). Après avoir validé le comportement du système avec le dernier modèle sur base de données (voir ci-dessus) nous l'avons testé sur robot réel. Dans la suite, seuls les résultats de la dernière version sont montrés. Le robot ici se résume à une tête expressive munie de servomoteurs et d'une caméra. La même tête expressive que celle décrite dans le chapitre 3 est utilisée. Tout d'abord un jeu d'imitation permet au robot d'apprendre les expressions faciales du robot (voir ci-dessus). Au début la tête expressive affiche des expressions faciales (joie, colère, expression neutre) et on demande au tuteur (l'expérimentateur) d'imiter le système pendant un certain temps. Le réseau de neurone associe l'expression du robot avec l'expression faciale du tuteur. Durant toute cette étape l'apprentissage est forcé par la présence d'un signal de conditionnement impératif. Une fois l'apprentissage terminé, le tuteur affiche des expressions faciales et il est imité par le système. Contrairement au cas sur base de données, la catégorie des valences neutres est apprise dans l'expérience sur robot. Cette catégorie permet au robot de reconnaître l'expression faciale neutre du tuteur, d'afficher un visage neutre et de s'habituer à une nouvelle catégorie pour pouvoir enclencher l'apprentissage à nouveau en cas de changement. Une fois l'apprentissage terminé, il est figé et le tuteur affiche des expressions faciales que

le robot imite. Les résultats de reconnaissance (réponses conditionnelles) sont enregistrés et affichés dans la figure 5.21.

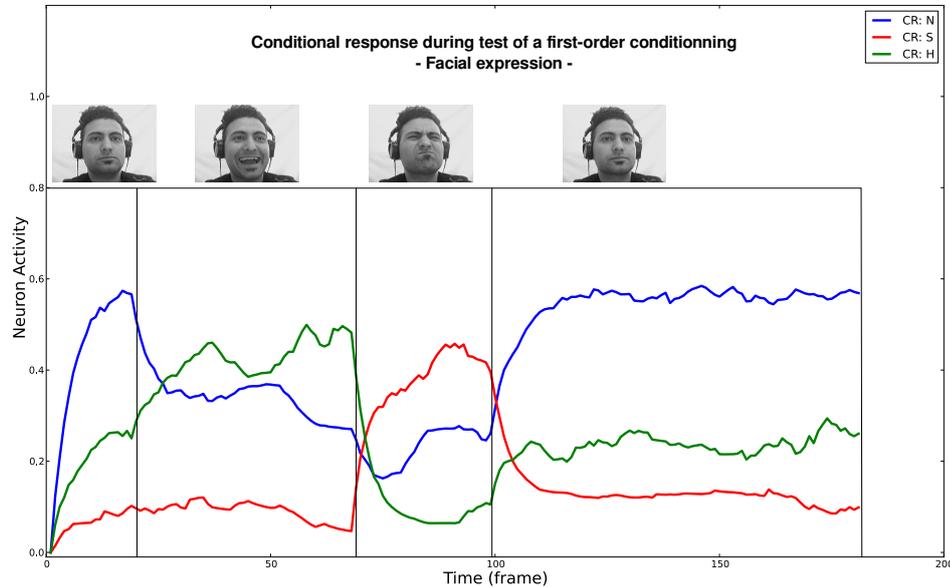


FIGURE 5.21 – Réponses conditionnelles après un conditionnement du premier ordre. Les images au dessus des courbes montrent l’expression faciale affichée par le "tuteur".

Dans cette figure les courbes représentent les activités des réponses conditionnelles et les expressions faciales affichées par le robot. Les images en haut de la courbe montre le visage du tuteur tel que perçut par le robot. Pour chaque expression du tuteur l’activité la plus forte de la CR est celle attendue. Néanmoins, comme des parties du visage sont communes à toutes les expressions, les CR des autres catégories s’expriment aussi. Nous ne considérons ici que la catégorie gagnante avec la plus forte activité.

Une fois que les expressions faciales du tuteur sont apprises, elle deviennent des renforçateurs primaires et peuvent être utilisées pour conditionner des stimuli présentés par la suite. Le tuteur fait une expression (joie ou colère) puis présente un objet à la caméra du robot. Entre deux présentation d’objet le tuteur doit afficher une expression neutre pour éloigner la présentation de deux stimuli les uns des autres et éviter que ces stimuli se conditionnent entre eux. La figure 5.22 montre les résultats en phase de test pour un stimulus du second ordre.

Pour la dernière étape nous avons cherché à mettre en évidence la capacité de notre système à établir un conditionnement au troisième ordre. Ici le tuteur montre à la caméra un objet ayant acquis un renforcement secondaire (CS2) puis le fait suivre d’un objet jamais appris (CS3). La figure 5.23 montre les courbes de test.

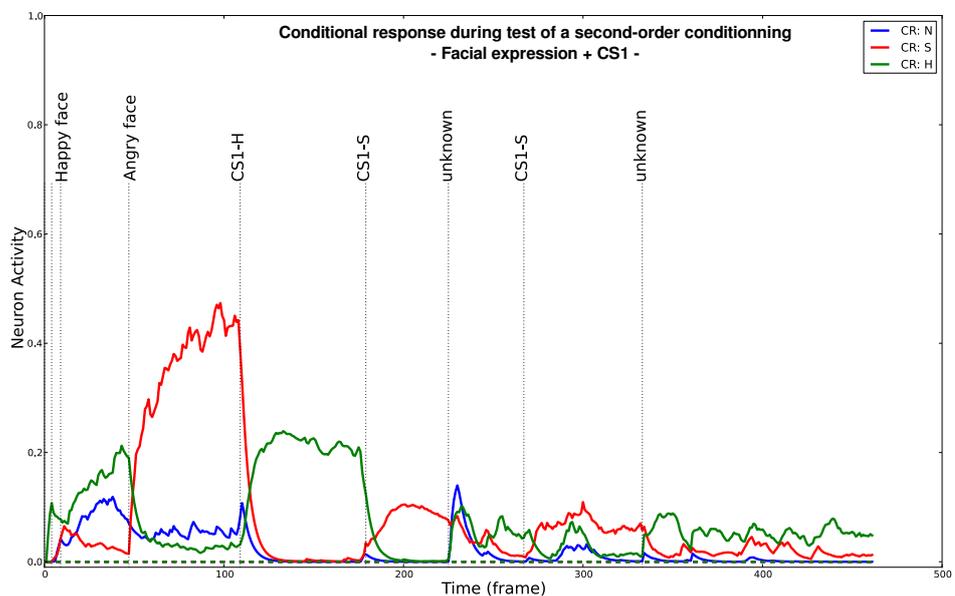


FIGURE 5.22 – Réponses conditionnelles en phase de test après un apprentissage au second ordre.

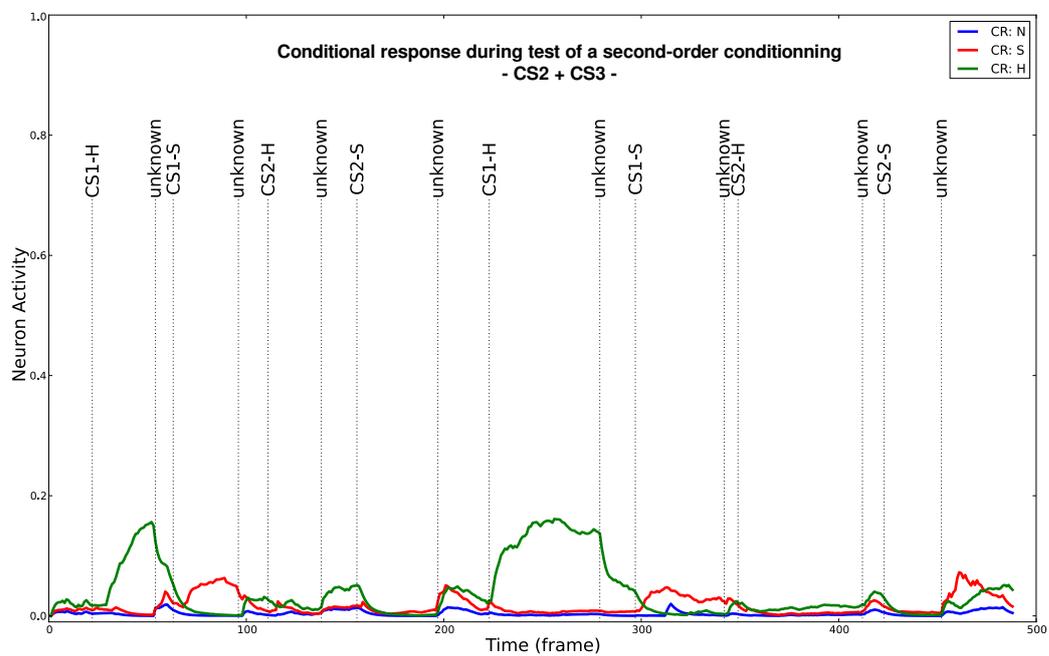


FIGURE 5.23 – Réponses conditionnelles en phase de test après un apprentissage au second ordre.

5.7 Conclusion et Discussion

Nous avons présenté dans ce chapitre un modèle de conditionnement aux ordres supérieurs. Le début du chapitre décrit comment à partir d'une simple architecture de conditionnement notre robot a développé la capacité à reconnaître les expressions faciales d'autrui et d'utiliser cette reconnaissance comme un outil de communication non verbale pour de la référénciation sociale. Dans le cadre de la référénciation sociale le robot peut attribuer des valences émotionnelles à des objets à priori neutres. Ces associations permettent au robot de développer ses appréciations esthétiques à travers des interactions sociales. Néanmoins, le modèle basé sur la cascade de conditionnements connaît quelques limites. Premièrement, dans le cas de plusieurs conditionnements en cascade, le système nécessite de fortes ressources computationnelles. Deuxièmement, chaîner les conditionnements en boucle ouverte suppose une hiérarchie entre ces derniers. Ainsi seule la présence de l'humain peut enclencher l'apprentissage. Cet apprentissage se termine en bout de chaîne. Ceci facilite le contrôle des apprentissages mais ne leur permet pas de se propager dans le temps. Finalement, avec un tel système l'historique du robot ne joue aucun rôle dans son développement. En effet, tant que les couples (expression de l'humain objet) présentés sont les mêmes, les réponses du système seront les mêmes. Ceci quelque soit l'ordre de présentation des couples. De plus en absence de l'humain le robot ne peut continuer à apprendre.

Pour permettre à notre robot d'apprendre en autonomie et de considérer son historique dans le développement de ses préférences esthétiques, nous avons proposé un modèle de conditionnement aux ordres supérieurs. Ce modèle s'inspire des travaux de Pavlov, de Rescorla et des décharges dopaminergique pour réguler l'apprentissage. De plus le lien entre la référénciation sociale et les conditionnements du second ordre a été observé et discuté par [Feinman and Lewis \[1983\]](#). Avec les conditionnement d'ordre supérieur deux robots strictement identiques, ayant accès à la même base de données d'apprentissage en interaction avec leur entourage (ex. visiteurs du musée) exhiberont des comportements et des jugements différents vis-à-vis des œuvres d'art. En effet, leurs préférences esthétiques seront aussi dirigées par leur vécu, leur manière de se déplacer dans une scène et les trajectoires différentes qu'ils peuvent prendre. Cette question est centrale dans le développement de ce modèle. Nous considérons le conditionnement d'ordre supérieur et la liaison entre les stimuli comme le quatrième niveau (et le dernier dans cette thèse) du développement de l'esthétique artificielle.

Dans ce chapitre plusieurs modèles sont proposés et testés sur un scénario expérimental qui reprend les scénarii utilisés dans la littérature. Le dernier modèle proposé est testé sur un robot réel dans des conditions d'interaction dynamique. Ce modèle vient simplifier le modèle de référéncement social par cascade de conditionnement. Il n'y a aucun à priori sur l'ordre des stimuli. On peut facilement imaginer que les expressions faciales soient d'un ordre supérieur et qu'une œuvre du musée acquièrent un renforcement primaire. Par contre pour avoir cette simplification il a été nécessaire d'ajouter au bloc de conditionnement un second bloc de contrôle de l'apprentissage. Ce second réseau de neurones évalue la pertinence d'une réponse conditionnelle et décide si il faut la propager ou bien arrêter l'apprentissage. Le réseau d'habituation propage une CR pendant un certain temps. Ce temps peut être vu comme le temps de décharge des neurones dopaminergiques. La dopamine a longtemps été vu comme un neuromodulateur qui enclenche l'apprentissage, mais d'autres travaux ([Redgrave and Gurney \[2006\]](#)) lui attribuent un rôle de liant entre deux événements. Lorsqu'un apprentissage est enclenché, il dure pendant un certain temps et associe tous les stimuli conditionnels qui apparaissent dans ce laps de temps avec le

stimulus inconditionnel.

Le modèle proposé ici est testé sur des scènes naturelles. Il est alors plus facile de l'intégrer dans les expériences sur l'esthétique artificielle. Néanmoins, le modèle dans l'état actuel connaît certaines limites notamment dues à la richesse des stimuli visuels qui ne facilitent pas son utilisation par un non-initié. Nous utilisons d'une part plusieurs stimuli, et d'autre part plusieurs catégories émotionnelles. Il faut veiller non seulement à garder les conditionnements primaires d'une même catégorie stable, c'est à dire veiller à ce qu'un stimulus avec une faible réponse ne vienne écraser l'apprentissage d'un autre. De plus, il faut aussi veiller à ce qu'une catégorie émotionnelle n'influence pas une autre.

Nous avons choisi pour ce modèle une association stimulus-réponse. D'autres modèles de l'amygdale introduisent aussi des associations stimulus-stimulus (Mannella et al. [2008]). Dans ces modèles là le CS2 évoque d'abord le CS1 qui lui évoque l'US pour finalement donner lieu à une réponse conditionnelle. Cette association stimulus-stimulus serait intéressante à explorer dans la suite des travaux.

Notre modèle a été testé sur un robot minimal (tête expressive plus caméra). Par la suite nous prévoyons deux autres expériences à mener sur un robot. Dans la première expérience, le modèle de conditionnement du second ordre sera utilisé pour apprendre des conditionnements dans le cadre d'une attention partagée. A ce jour les travaux menés sur l'attention partagée dans notre laboratoire utilisent deux caméras, une dirigée vers le visage du tuteur et une autre dirigée vers les objets à apprendre. Chacune de ces caméras est dotée d'un bloc de conditionnement PerAc. Le but serait alors d'utiliser une seule caméra capable de passer d'un stimulus à un autre et un bloc de conditionnement au second ordre pour propager l'expression du tuteur sur l'objet à apprendre. Dans la seconde expérience nous prévoyons de remplacer notre modèle d'apprentissage des préférences esthétiques par le modèle de conditionnement du second ordre et d'effectuer des tests au musée pour évaluer la capacité de notre modèle à tenir le passage à l'échelle et d'évaluer l'impact d'un tel apprentissage sur le comportement de notre robot Berenson.

I agree with Schopenhauer that one of the most powerful motives that attracts people to science and art is the longing to escape from everyday life.

– Albert Einstein

Conclusion

Résumons

Nous avons proposé dans cette thèse un robot comme outil pour étudier comment s'installent des interactions sociales et de quelle manière ces interactions participent au développement d'une esthétique artificielle. Il s'agit un projet à long terme vers l'émergence du sens esthétique. L'émergence de l'esthétique artificielle est une question ouverte qui constitue un framework de recherche très intéressant pour mettre en lumière certaines difficultés théoriques et expérimentales en robotique. Pour tester notre idée nous avons mis en place un setup expérimental détaillé dans le chapitre 3.

Dans l'introduction, nous avons exposé les domaines dont nous nous sommes inspirés. Cette thèse s'inscrit dans une démarche pluridisciplinaire entre sciences de l'ingénieur et sciences humaines et sociales. Nos méthodes s'inspirent du vivant et trouvent leur origine dans les approches de l'intelligence artificielle qui étudient la robotique de différents points de vue : comportemental, social et développemental. Dans le chapitre 1 nous avons exposé quelques travaux qui cherchent à établir une théorie de l'esthétique. Nous partageons plusieurs suppositions avec les travaux décrit ci-dessus, qu'ils aient une approche expérimentale ou philosophique. Néanmoins, cette thèse propose de voir le problème sous un nouvel angle. Celui d'utiliser un robot autonome comme outil pour tester les hypothèses sur la construction et le développement de l'esthétique chez l'humain. Plusieurs questions se sont alors posées pour construire cet outil de recherche :

1. Quelle est la forme du robot qui sied le mieux à un apprentissage en interaction ?
2. Quels sont les comportements que doit exhiber le robot lors d'une expérience esthétique ?
3. Comment le robot perçoit-il son monde ?
4. Comment un utilisateur non-initié peut-il enseigner des préférences au robot, et comment cet utilisateur peut-il facilement juger ces préférences ?
5. Le robot peut-il apprendre en autonomie et développer son "goût" seul ?

Dans le chapitre 3 nous avons présenté Berenson et ses comportements. Le robot Berenson mime l'apparence de l'humain de manière à faciliter par sa forme l'anthropomorphisation. Il ne s'agit pas de "piéger" les humains mais de voir comment peuvent s'établir des relations homme/robot

dans le cadre d'un pacte anthropomorphique (voir section *Anthropomorphisme* dans l'introduction). Les parties mécaniques du robot sont intentionnellement laissées apparentes et les humains savent que Berenson n'est qu'une machine. Néanmoins ils se prêtent au jeu, lui attribuant des intentions, l'appelant parfois monsieur, ou bien cherchent à comprendre ce qu'il fait en imaginant des scénarii. Par exemple, lorsque Berenson fait un sourire et qu'une personne se trouve proche de lui, cette dernière dit parfois : "Le robot m'aime". Cette personne se rend bien compte que Berenson est incapable d'un sentiment d'amour tel qu'il est compris par les humains. Cet exemple montre aussi que le fait de prêter des intentions à Berenson ne vient pas uniquement de sa forme mais aussi des comportements qu'il exhibe.

Le chapitre 4 explique comment Berenson perçoit son environnement à partir d'un système de vision inspiré des mammifères. Nous avons montré comment à partir des informations visuelles Berenson apprend des œuvres, leurs attribue une valence émotionnelle, se dirige vers les œuvres et comment sont contrôlées ses expressions faciales. Certains travaux montrent le contrôle des aires visuelles de l'humain sur ses préférences esthétiques (Solso [1996]; Arnheim [1954]; Livingstone and Hubel [2002]; Conway and Livingstone [2007]). Le système de vision de Berenson tente de reproduire de manière simple le comportement des voies What et Where du système visuel humain. Au début, sans aucune connaissance sur son monde, le robot est attiré par certaines formes dans son champs de vision. Typiquement, grâce à un système de détection des coins, les zones texturées et à fortes courbures attirent l'œil du robot plus que les autres zones. Contrairement à certains travaux en neuro-esthétique (Zeki and Nash [2000]; Ramachandran [2012]) nous avons choisi de limiter les a priori sur les préférences esthétique. Ici le seul à priori est un système attentionnel attiré par les zones texturées. Les informations sur la forme de l'objet (information What) sont associées par un conditionnement pavlovien aux préférences des visiteurs du musée. Les visiteurs choisissent l'œuvre qui leur plaît le plus et y attribuent une valence positive, inversement ils choisissent l'œuvre qui leur plaît le moins et y attribuent une valence négative. Les choix des visiteurs jouent ici le rôle d'un signal inconditionnel. La méthode du choix que nous utilisons dans cette thèse est de manière surprenante très proche de celle utilisée dans les travaux sur l'esthétique empirique (Fechner [1871]; Zeki and Nash [2000]; Shimamura and Palmer [2012]; Berlyne [1968]).

Par ailleurs, les informations sur la position de l'objet (information Where) sont modulées par les préférences du robot afin d'asservir sa trajectoire visuellement. Grâce à ses déplacements et à ses expressions faciales, Berenson restitue son apprentissage et montre aux visiteurs son "goût". A un niveau très basique Berenson comprend les signaux des humains et communique ses préférences de manière simple et non verbale. Un dialogue s'installe et devrait permettre dans de prochains travaux de mettre en place de véritables boucles d'interactions.

Nous avons évalué les performances du système de vision sur une base d'images du musée. Malgré la simplicité du système utilisé (une seule échelle de vision, descripteurs simples, apprentissage rapide), Berenson reconnaît les œuvres et estime correctement leurs position dans l'image. Par ailleurs, nous avons utilisé une évaluation comportementale pour savoir si les visiteurs parviennent à lire les intentions du robot. Les performances des différents sous systèmes du robot mériteraient maintenant d'être améliorées mais la démonstration qu'un robot tel que Berenson peut fonctionner a été faite. Parmi les améliorations qu'il nous paraît importante de faire, la première concerne l'évaluation esthétique des objets.

Dans les expériences menées au Musée, notre modèle d'esthétique artificielle est la moyenne des préférences apprises avec les visiteurs. De plus les œuvres qui plaisent au robot sont celles

qui récoltent le plus de valences positives. Ici l'esthétique d'une œuvre est confondue avec son appréciation et l'affect positif qu'elle évoque. Pourtant certaines productions artistiques peuvent engendrer chez nous à la fois des affects positifs et négatifs sans pour autant perdre leur dimension esthétique. La série de gravures *Los Desastres de la Guerra* de Francisco de Goya (1746 - 1828) dépeint des scènes qui peuvent être horribles et elle est pourtant une œuvre artistique reconnue.



FIGURE 5.24 – Plate 37 : Esto es peor (Cela est pire). A la suite de la bataille, les torses et les membres mutilés des victimes civiles étaient montés sur des arbres, comme de "fragments de sculpture en marbre" (Connell [2004]).

2

Les résultats des choix des visiteurs montrent cet effet d'ambivalence. Certains objets sont autant de fois associés à une valence positive que négative. Dans ce cas de figure, la dernière valence associée guide la préférence de Berenson vis à vis de l'œuvre. Mais ces œuvres là ne rentrent pas dans les catégories prédéfinies (positive, négative), elles sont autre chose, elles sont ambivalentes. Il faudrait donc permettre au robot de détecter ces ambivalences et s'y intéresser. C'est le second stade de la construction de l'esthétique artificielle. Ainsi, le robot ne serait plus une copie du goût des autres. Il se crée une différence. Seulement, jusqu'ici le robot ne peut apprendre seul et son historique n'est pas pris en compte dans la construction de son esthétique.

Dans le chapitre 5 nous avons proposé un modèle de conditionnement d'ordre supérieur. Ce modèle permet à Berenson de développer son esthétique artificielle de manière autonome. De plus, les conditionnements d'ordre supérieur simplifient l'apprentissage de la référenciation sociale. On définit la référenciation sociale comme la capacité à attribuer des valences émotionnelles à un objet a priori neutre. C'est dans ce cadre que Berenson développe ses préférences. Suivant les travaux de Schaeffer Schaeffer [2004] nous considérons qu'une attention esthétique doit mener à l'activité intentionnelle liée à cette attention. Nous pouvons considérer que nous avons un comportement esthétique uniquement si la prise de décision est régulée par l'appréciation

ou la dépréciation. « pour qu'une attention cognitive relève d'une conduite esthétique, il faut qu'elle soit finalisée prise à l'activité intentionnelle elle-même ... pour qu'on puisse parler d'une conduite esthétique, il faut que le (dé)plaisir soit le régulateur du discernement et il faut que la source de (dis)satisfaction soit cette même activité de discernement (Schaeffer 2004 : 38).

Par sa composante régulatrice du comportement, la référenciation est un cadre d'étude qui sied parfaitement au développement d'un comportement d'esthétique artificielle (*AE* Artificiel Esthetic).

Le conditionnement d'ordre supérieur propage la valence d'un objet sur ses proches voisins. Si un objet est associé à une valence positive, il acquiert des propriétés de renforcement. Il devient alors possible de conditionner un autre objet avec le même renforcement. Nous avons proposé les différentes versions de notre modèle que nous avons testé sur une base de donnée d'images. A la fin, le dernier modèle proposé est testé sur une caméra réelle. Un test comme celui-ci impose des contraintes de temps réel et de continuité dans le temps. L'acquisition des images se faisant à plus de 20Hz, on ne peut pas contrôler les données en entrée pour faciliter l'apprentissage. Le système doit être capable en autonomie de détecter les phases où il est judicieux d'apprendre. Les résultats montrent que le système arrive à associer des objets inconnus sans détruire les apprentissages passés. Nous avons montré des conditionnements au troisième ordre. Dans le conditionnement primaire le robot apprend à reconnaître les expressions faciales du partenaire humain. Ensuite, dans un conditionnement du second ordre, il utilise cette reconnaissance pour conditionner des objets. Finalement, les objets renforcent au second ordre propagent leur apprentissage sur d'autres objets dans un conditionnement au troisième ordre.

Discussion et Perspectives

A notre connaissance, cette thèse est la première à proposer des modèles de développement de l'esthétique testés sur un robot. Le développement d'une esthétique artificielle est un projet à long terme et les perspectives de cette thèse sont de fait nombreuses.

Premièrement, Berenson doit être augmenté d'un bras articulé. Ce bras fera office de joystick pour permettre aux visiteurs de guider le robot dans le musée en le prenant par la main. Les tests effectués en laboratoire avec des doctorants et des étudiants montrent une préférence des sujets pour ce type de contrôleur. Néanmoins, certains problèmes techniques restent à lever. Comme l'évitement d'obstacle engendré par la proximité de l'humain et l'occlusion de la caméra panoramique pour les tâches de navigation lieu-action.

Deuxièmement, le modèle de conditionnement aux ordres supérieurs doit être testé en conditions réelles sur Berenson au Musée. Si les résultats sur caméra semblent prometteurs, nous ne pouvons pas à ce jour savoir si ce modèle peut tenir le passage à l'échelle.

Troisièmement, le système de vision utilisé dans cette thèse reste très simple et peut être amélioré. La recherche des points d'intérêt peut s'effectuer sur plusieurs échelles au lieu d'une seule. Les caractéristiques visuelles se résument à la compression en log-polaire et peuvent être augmentées de filtres de gabors, d'histogramme ou autre. Par ailleurs, la valence émotionnelle est associée aux vues locales d'une scène. Il est préférable de reconstruire l'objet (fusion WhatxWhere) avant d'y associer une valence. La fusion de la forme des vues locales avec leurs azimuts (position dans l'image) filtre les prédictions erronées et augmente la frontières de séparation entre les objets dans le plan de la catégorisation. Finalement, le contrôle moteur dans cette thèse fonctionne dans des états transitoires. Le robot change de direction dès qu'il perçoit une cible

avec un taux de reconnaissance plus fort. De plus dès que le robot s'approche d'un obstacle, il s'écarte de sa cible et continue sa navigation vers un autre lieu. Il ne prend pas le temps de s'arrêter devant une cible avant de passer à une autre cible. Ce comportement donne l'impression que le robot est indécis et qu'il change rapidement d'avis. Il rend plus difficile la lecture des trajectoires. L'ajout du cou du robot participe à l'amélioration de la lecture du comportement. En effet, au lieu de tourner la tête et le corps pour éviter l'obstacle, le robot garde ses yeux rivés sur sa cible tout en tournant son corps. La direction du cou donne une meilleure indication sur ce que voit le robot mais elle ne permet pas au robot de fixer sa cible assez longtemps. Nous cherchons alors une méthode pour permettre au robot de s'arrêter devant les œuvres.

Une méthode simple pour arrêter le robot est de marquer un stop dès qu'un obstacle est détecté en face du robot. Les œuvres reposent sur des plateformes perçues comme des obstacles par le robot. Cette méthode est utilisée au musée mais elle apporte des confusions. L'observateur ne peut discriminer les raisons pour lesquelles le robot s'arrête. L'arrêt peut venir d'une poursuite de cible jusqu'à l'obstacle sur lequel elle repose, ou de la rencontre d'une plateforme pendant une exploration de la scène sans que l'objet soit spécifiquement suivi. Il faut alors intégrer l'information sur la reconnaissance de l'œuvre dans le comportement de l'arrêt. De plus, l'hypothèse selon laquelle les œuvres reposent sur des obstacles n'est pas toujours vraie.

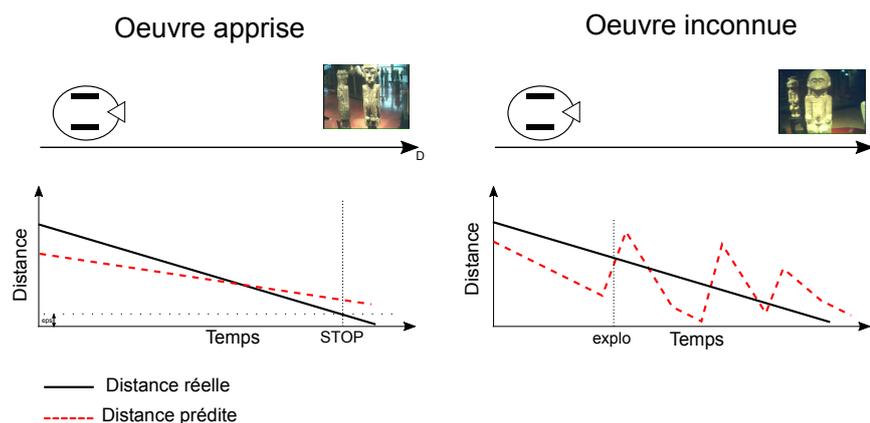


FIGURE 5.25 – Exemple schématique du comportement désiré lors d'une reconnaissance d'objet. Dans la partie gauche de la figure, le robot fait face à un objet appris. En approchant de l'objet, le robot estime la distance qui le sépare de sa cible (courbe en tirets rouges). La distance réelle est fournie par l'odométrie (courbe en noir). Tant que la distance odométrique et la distance prédite sont toutes les deux décroissantes, le robot continue d'avancer. Lorsque la distance réelle est en dessous d'un certain seuil le robot s'arrête. Le moment où le robot s'arrête est indiqué par une ligne verticale. Dans la partie droite de la figure le robot fait face à un objet inconnu. En s'approchant de l'objet, la distance prédite et la distance odométrique n'ont pas le même profil de variation. Cet objet n'évoque pas une action d'approche continue. Dans ce cas là le robot change de direction sans marquer de temps d'arrêt et reprend son exploration.

Nous proposons une méthode qui se base uniquement sur la vision. La reconnaissance d'un objet est vue comme un processus actif liant la perception à l'action. Un objet n'est plus un nombre de vues locales ayant une certaine configuration spatiale. L'objet est reconnu s'il évoque une action associée. Poincaré [1908] disait : "Localiser un objet en un point quelconque signifie se représenter les mouvements (c'est à dire les sensations musculaires qui les accompagnent et qui n'ont aucun caractère géométrique) qu'il faut faire pour l'atteindre. Par exemple, un livre n'est

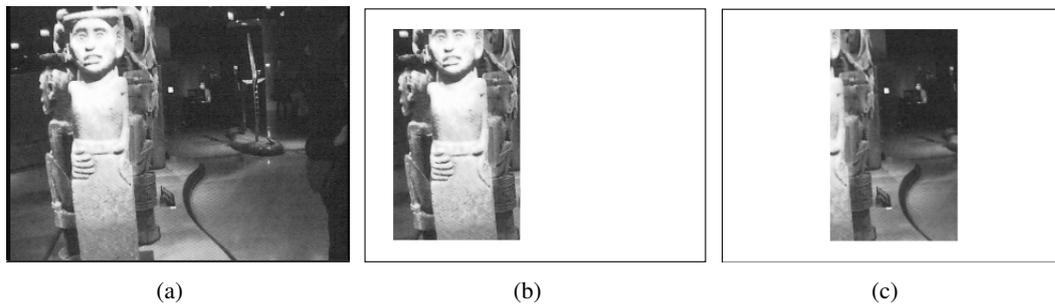


FIGURE 5.27 – Exemple d’une erreur de lecture du regard du robot. L’image 5.27(a) montre la scène capturée par le robot lorsqu’il est placé en face de l’objet à apprendre. L’oeuvre désirée est montrée dans l’image 5.27(b). A l’apprentissage, le robot réduit son champs de vision au tiers central de l’image (image 5.27(c)). Cette réduction dans le cas d’un objet mal centré fait que le robot n’apprend qu’une partie de l’objet.

de l’objet voir apprendre deux moitiés de deux objets différents. Pour palier à ce problème, une des pistes proposées pour la suite est d’utiliser la capacité du robot à suivre le regard du visiteur ou bien suivre un doigt pointé vers l’œuvre. Pour cela le robot regarde d’abord le visiteur, suit la direction pointée par ce dernier, et centre son champs de vision sur la direction désirée.

Bibliographie

- Abboud, B., Davoine, F., and Dang, M. (2004). Facial expression recognition and synthesis based on an appearance model. *Signal Processing : Image Communication*, 19(8) :723–740. 120
- Airenti, G. (2010). Is a naturalistic theory of communication possible? *Cognitive Systems Research*, 11(2) :165–180. 15
- Airenti, G., Severi, M., et al. (2012). Aux origines de l’anthropomorphisme. *Gradhiva*, (1) :34–53. 13
- Alberti, L. B. (2004). *La peinture*. édition de Th. Golsenne et B. Prévost, revue par Y. Hersant, Paris, Seuil. 23
- Amari, S.-i. (1977). Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *Biological cybernetics*, 27(2) :77–87. 56
- Andry, P., Gaussier, P., Moga, S., Banquet, J., and Nadel, J. (2001). Learning and communication via imitation : An autonomous robot perspective. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 31(5) :431–442. 127
- Arkin, R. C. (1998). *Behavior-based robotics*. MIT press. 10, 11
- Arleo, A. and Gerstner, W. (2000). Spatial cognition and neuro-mimetic navigation : a model of hippocampal place cell activity. *Biological Cybernetics*, 83(3) :287–299. 81
- Arleo, A. and Rondi-Reig, L. (2007). Multimodal sensory integration and concurrent navigation strategies for spatial cognition in real and artificial organisms. *Journal of integrative neuroscience*, 6(03) :327–366. 81
- Arnheim, R. (1954). *Art and visual perception : A psychology of the creative eye*. Univ of California Press. 42, 152
- Asada, M., Hosoda, K., Kuniyoshi, Y., Ishiguro, H., Inui, T., Yoshikawa, Y., Ogino, M., and Yoshida, C. (2009). Cognitive developmental robotics : a survey. *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, 1(1) :12–34. 11, 18
- Baldassare, G., Mirolli, M., Mannella, F., Caligiore, D., Visalberghi, E., Natale, F., Truppa, V., Sabbatini, G., Guglielmelli, E., Keller, F., et al. (2009). The im-clever project : Intrinsically

- motivated cumulative learning versatile robots. In *9th International Conference on Epigenetic Robotics : Modeling Cognitive Development in Robotic Systems*, pages 189–190. 131
- Baldwin, D. A. and Moses, L. J. (1996). The ontogeny of social information gathering. *Child Development*, 67(5) :1915–1939. 124, 125
- Balling, J. and Falk, J. (1982). Development of visual preferences for natural landscapes. *Environ. Behav*, 14 :5–28. 36
- Banquet, J.-P., Gaussier, P., Dreher, J.-C., Joulain, C., Revel, A., and Günther, W. (1997). Space-time, order, and hierarchy in fronto-hippocampal system : A neural basis of personality. *ADVANCES IN PSYCHOLOGY-AMSTERDAM-*, 124 :123–192. 81
- Banquet, J.-P., Gaussier, P., Quoy, M., Revel, A., and Burnod, Y. (2005). A hierarchy of associations in hippocampo-cortical systems : cognitive maps and navigation strategies. *Neural Computation*, 17(6) :1339–1384. 82
- Barnet, R. C., Cole, R. P., and Miller, R. R. (1997). Temporal integration in second-order conditioning and sensory preconditioning. *Animal Learning & Behavior*, 25(2) :221–233. 131
- Barnet, R. C. and Miller, R. R. (1996). Temporal encoding as a determinant of inhibitory control. *Learning and Motivation*, 27(1) :73–91. 131
- Barto, A. G., Sutton, R. S., and Anderson, C. W. (1983). Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (5) :834–846. 51
- Bateson, M. C. (1979). The epigenesis of conversational interaction : A personal account of research development. 15
- bavartdages (2016). Berenson et l'expo 'persona'. <http://bavartdages.com/2016/01/31/berenson-et-lexpo-persona/comment-page-1/>. Accessed : 2016-01-31. 87
- Benjamin, W. (2008). *The work of art in the age of mechanical reproduction*. Penguin UK. 39
- Berlyne, D. E. (1968). *The psychology of aesthetic behavior*. Department of Art Education, Pennsylvania State University. 33, 152
- Berlyne, D. E. (1971). *Aesthetics and psychobiology*, volume 336. JSTOR. 26, 31, 33
- Berthoz, A. and Thirioux, B. (2010). A spatial and perspective change theory of the difference between sympathy and empathy. *Paragrana Internationale Zeitschrift für Historische Anthropologie*, 19(1) :32–61. 123
- Beurle, R. L. (1956). Properties of a mass of cells capable of regenerating pulses. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 240(669) :55–94. 56
- Beyeler, A., Zufferey, J.-C., and Floreano, D. (2009). Vision-based control of near-obstacle flight. *Autonomous robots*, 27(3) :201–219. 80

Bigand, E. and Poulin-Charronnat, B. (2006). Are we “experienced listeners” ? a review of the musical capacities that do not depend on formal musical training. *Cognition*, 100(1) :100–130. 41

Billault, J. (2016). Persona au quai branly : des esprits, des robots et beaucoup de surprises. <http://www.exponaute.com/magazine/2016/02/05/persona-au-quai-branly-des-esprits-des-robots-et-beaucoup-de-surprises/>. Accessed : 2016-02-05. 87

Birkhoff, G. D. (1933). *Aesthetic measure*. Harvard University Press, Cambridge, USA. 33

Boucenna, S. (2011). *De la reconnaissance des expressions faciales à une perception visuelle partagée : une architecture sensori-motrice pour amorcer un référencement social d’objets, de lieux ou de comportements*. Theses, Université de Cergy Pontoise. 123

Boucenna, S., Gaussier, P., and Andry, P. (2008). What should be taught first : the emotional expression or the face ? In *epirob*, page pages. 120

Boucenna, S., Gaussier, P., Andry, P., and Hafemeister, L. (2010a). Imitation as a communication tool for online facial expression learning and recognition. *IROS*, page pages. 136

Boucenna, S., Gaussier, P., Andry, P., and Hafemeister, L. (2014). A robot learns the facial expressions recognition and face/non-face discrimination through an imitation game. *International Journal of Social Robotics*, 6(4) :633–652. 18

Boucenna, S., Gaussier, P., Hafemeister, L., and Bard, K. (2010b). Autonomous development of social referencing skills. *From Animals to Animats 11*, pages 628–638. 67, 126, 127

Bourdieu, P. (1996). *The rules of art : Genesis and structure of the literary field*. Stanford University Press. 39

Braitenberg, V. (1984). *Vehicles : Experiments in synthetic psychology*, 1984. 11, 80

Breazeal, C., Buchsbaum, D., Gray, J., Gatenby, D., and Blumberg, B. (2005). Learning from and about others : Towards using imitation to bootstrap the social understanding of others by robots. *Artificial Life*, 11(1-2) :31–62. 120, 126

Brooks, R. A. (1986). A robust layered control system for a mobile robot. *Robotics and Automation, IEEE Journal of*, 2(1) :14–23. 11

Brooks, R. A. (1991). Intelligence without representation. *Artificial intelligence*, 47(1) :139–159. 80

Brooks, R. A., Breazeal, C., Irie, R., Kemp, C. C., Marjanovic, M., Scassellati, B., and Williamson, M. M. (1998). Alternative essences of intelligence. *AAAI/IAAI*, 1998 :961–968. 11

Brooks, R. A. and Stein, L. A. (1994). Building brains for bodies. *Autonomous Robots*, 1(1) :7–25. 10

Buhler, K. (2013). *The mental development of the child : A summary of modern psychological theory*, volume 68. Routledge. 15

- Buhmann, J., Lades, M., and von der Malsburg, C. (1990). Size and distortion invariant object recognition by hierarchical graph matching. In *Neural Networks, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on*, pages 411–416. IEEE. 93
- Bulot, N. J. and Reber, R. (2013). The artful mind meets art history : Toward a psycho-historical framework for the science of art appreciation. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(02) :123–137. 24, 25, 40, 41
- Bullough, E. (1957). *Aesthetics : Lectures and Essays*. Stanford University Press. 26
- Burgess, N., Recce, M., and O’Keefe, J. (1994). A model of hippocampal function. *Neural networks*, 7(6) :1065–1081. 81
- Campos, J. J. (1983). The importance of affective communication in social referencing : A commentary on feinman. *Merrill-Palmer Quarterly (1982-)*, pages 83–87. 123, 125
- Campos, J. J., Campos, R. G., and Barrett, K. C. (1989). Emergent themes in the study of emotional development and emotion regulation. *Developmental Psychology*, 25(3) :394. 123
- CAMPOS, J. J., SORCE, J. F., EMDE, R. N., and SVEJDA, M. (2013). Emotions as behavior regulators : Social referencing in infancy1. *Emotions in early development*, 2 :57. 123, 124, 125
- Campos, J. J., Stenberg, C., et al. (1981). Perception, appraisal, and emotion : The onset of social referencing. *Infant social cognition : Empirical and theoretical considerations*, 273 :314. 124
- Capek, K., Playfair, N., Selver, P., and Landes, W. (1920). Rossum’s universal robots. *Prague, CZ*. 9
- Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (1987). Invariant pattern recognition and recall by an attentive self-organizing art architecture in a nonstationary world. *Proceeding of Neural Network*, 2 :737–745. 54
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J. H., and Rosen, A. B. (1992). Fuzzy artmap : A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 3(5) :698–713. 55
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., and Reynolds, J. (1991a). Artmap : a self-organizing neural network architecture for fast supervised learning and pattern recognition. In *Neural Networks, 1991., IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on*, volume 1, pages 863–868. IEEE. 55
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., and Rosen, D. B. (1991b). Art 2-a : An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition. *Neural networks*, 4(4) :493–504. 55
- Carroll, N. (2004). Art and human nature. *The journal of aesthetics and art criticism*, 62(2) :95–107. 25
- Cavanagh, P. (2005). The artist as neuroscientist. *Nature*, 434(7031) :301–307. 27

- Cela-Conde, C. J., Agnati, L., Huston, J. P., Mora, F., and Nadal, M. (2011). The neural foundations of aesthetic appreciation. *Progress in neurobiology*, 94(1) :39–48. 24, 27
- Chatterjee, A. (2011). Neuroaesthetics : a coming of age story. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 23(1) :53–62. 23, 24, 25, 27
- Cheatle, M. D. and Rudy, J. W. (1978). Analysis of second-order odor-aversion conditioning in neonatal rats : Implications for kamin's blocking effect. *Journal of Experimental Psychology : Animal Behavior Processes*, 4(3) :237. 131
- Chella, A. and Macaluso, I. (2006). Sensations and perceptions in cicerobot, a museum guide robot. In *Brain Inspired Cognitive Systems Conference (BICS, 2006)*. 67
- Chomsky, N. (1966). *Topics in the theory of generative grammar*, volume 56. Walter de Gruyter. 28
- Cnrs (2016). Berenson, un robot au sens esthétique artificiel. <http://www.cnrs.fr/ins2i/spip.php?article1645>. Accessed : 2016-03-27. 87
- Connell, E. S. (2004). *Francisco Goya : Life and Times*. Counterpoint. 153
- Conway, B. R. and Livingstone, M. S. (2007). Perspectives on science and art. *Current opinion in neurobiology*, 17(4) :476–482. 42, 152
- Crawford, L. L. and Domjan, M. (1995). Second-order sexual conditioning in male japanese quail (*coturnix japonica*). *Animal Learning & Behavior*, 23(3) :327–334. 131
- Crevier, D. (1993). *AI : The tumultuous history of the search for artificial intelligence*. Basic Books, Inc. 10
- Cross, E. S. and Ticini, L. F. (2012). Neuroaesthetics and beyond : new horizons in applying the science of the brain to the art of dance. *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, 11(1) :5–16. 42
- Cuperlier, N., Quoy, M., and Gaussier, P. (2006). Navigation and planning in an unknown environment using vision and a cognitive map. In *European Robotics Symposium 2006*, pages 129–142. Springer. 60
- Cuperlier, N., Quoy, M., and Gaussier, P. (2007). Neurobiologically inspired mobile robot navigation and planning. *Frontiers in NeuroRobotics*, 1. 72, 79
- Currie, G. (1995). Imagination as simulation : aesthetics meets cognitive science. 25
- Danto, A. (1997). After the end of art. *Contemporary Art and the Pale of History*. 25, 39
- Danto, A. C. (1992). *Beyond the Brillo box : The visual arts in post-historical perspective*. Univ of California Press. 42
- Danto, A. C. (2003). *The abuse of beauty : Aesthetics and the concept of art*. Open Court Publishing. 25, 42

- Danto, A. C. (2009). *Andy Warhol*. Yale University Press. 25, 39
- Dayan, P. and Watkin, C. (1992). Technical note q-learning. *Centre for Cognitive Science, University of Edinburgh, Scotland : University of Edinburgh*. 51
- de Rengervé, A., Boucenna, S., Andry, P., and Gaussier, P. (2010). Emergent Imitative Behavior on a Robotic Arm Based on Visuo-Motor Associative Memories. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and systems (IROS'10)*, pages 1754–1759, Taipei, Taiwan. 126
- DeCasper, A. J. and Carstens, A. A. (1981). Contingencies of stimulation : Effects on learning and emotion in neonates. *Infant Behavior and Development*, 4 :19–35. 38
- Decety, J. and Jackson, P. L. (2004). The functional architecture of human empathy. *Behavioral and cognitive neuroscience reviews*, 3(2) :71–100. 123
- Delarboulas, P., Gaussier, P., Caussy, R., and Quoy, M. (2014). Robustness study of a multimodal compass inspired from hd-cells and dynamic neural fields. In *From Animals to Animats 13*, pages 132–143. Springer. 83
- Descola, P. (2009). L'envers du visible : ontologie et iconologie. *Les actes de colloques en ligne du musée du quai Branly*. 18
- Descola, P. (2015). *Par-delà nature et culture*. Editions Gallimard. 13
- Di Dio, C. and Gallese, V. (2009). Neuroaesthetics : a review. *CURRENT OPINION IN NEUROBIOLOGY*, (19) :682–687. 24, 27
- Di Dio, C., Macaluso, E., and Rizzolatti, G. (2007). The golden beauty : brain response to classical and renaissance sculptures. *PloS one*, 2(11) :e1201. 32
- Dickstein, S. and Parke, R. D. (1988). Social referencing in infancy : A glance at fathers and marriage. *Child development*, pages 506–511. 125
- Dingle, H. and Drake, V. A. (2007). What is migration ? *Bioscience*, 57(2) :113–121. 79
- Dissanayake, E. (1998). Komar and melamid discover pleistocene taste. *Philosophy and Literature*, 22(2) :486–496. 34, 37
- Dissanayake, E. (2001). Becoming homo aestheticus : Sources of aesthetic imagination in mother-infant interactions. *Substance*, 30(1) :85–103. 25, 38
- Dumouchel, P. and Damiano, L. (2016). *Vivre avec les robots. Essai sur l'empathie artificielle*. Seuil, Paris. 9, 10, 12
- Dutton, D. (2001). Aesthetic universals. 27
- Dutton, D. (2003). Aesthetics and evolutionary psychology. *The oxford handbook for aesthetics*, pages 693–705. 36
- Dutton, D. (2009). *The art instinct : beauty, pleasure, & human evolution*. Oxford University Press, USA. 25, 27, 37

- Dutton, T. (Feb, 2010). A darwinian theory of beauty. http://www.ted.com/talks/denis_dutton_a_darwinian_theory_of_beauty\?language=fr. Accessed : 2016-04-21. 37
- Ekman, P. and Friesen, W. (1978). Facial action coding system : A technique for the measurement of facial movements. *Consulting Psychologist*, 2. 121
- Ekman, P., Friesen, W. V., and Ellsworth, P. (1972). *Emotion in the Human Face : Guide-lines for Research and an Integration of Findings : Guidelines for Research and an Integration of Findings*. Pergamon. 121
- Ensea (2015). Berenson, le robot amateur d'art du laboratoire etis. <http://www.ensea.fr/fr/story/robot-berenson-est-de-retour>. Accessed : 2015-09-29. 87
- Epeak (2016). The willful fantasy of a robot art critic. <http://artfcity.com/2016/02/25/the-willful-fantasy-of-a-robot-art-critic/>. Accessed : 2016-02-27. 88
- Espiau, B., Chaumette, F., and Rives, P. (1992). A new approach to visual servoing in robotics. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8(3) :313–326. 91
- Faber, F., Bennewitz, M., Eppner, C., Gorog, A., Gonsior, C., Joho, D., Schreiber, M., and Behnke, S. (2009). The humanoid museum tour guide robotinho. In *Robot and Human Interactive Communication, 2009. RO-MAN 2009. The 18th IEEE International Symposium on*, pages 891–896. IEEE. 67
- Falk, J. H. and Balling, J. D. (2009). Evolutionary influence on human landscape preference. *Environment and Behavior*. 36
- Fechner, G. (1871). Zur experimentellen aesthetik [toward an experimental aesthetic]. *Leipzig : S. Hirzel*. 31, 34, 152
- Fechner, G. T. (1872). *Bericht über das auf der Dresdner Holbein-Ausstellung ausgelegte Album*. Breitkopf und Härtel. 25, 31
- Fechner, G. T. (1876). *Vorschule der aesthetik [Preschool of Aesthetics]*, volume 1. Breitkopf & Härtel. 26, 31, 34
- Feinman, S. and Lewis, M. (1983). Social referencing at ten months : A second-order effect on infants' responses to strangers. *Child Development*, pages 878–887. 124, 148
- Feinman, S., Roberts, D., Hsieh, K.-F., Sawyer, D., and Swanson, D. (1992). *A critical review of social referencing in infancy*. Springer. 124, 125
- Foster, H. (2003). *Design and crime : and other diatribes*. Verso. 39
- France3 (2016). Berenson, le robot amateur d'art. <http://france3-regions.francetvinfo.fr/paris-ile-de-france/info/berenson-le-robot-amateur-d-art-74602160.html>. Accessed : 2012-06-21. 87

- Franco, L. and Treves, A. (2001). A neural network facial expression recognition system using unsupervised local processing. In *Image and Signal Processing and Analysis, 2001. ISPA 2001. Proceedings of the 2nd International Symposium on*, pages 628–632. IEEE. 120
- Freedberg, D. (1989). *The power of images : Studies in the history and theory of response*. University of Chicago Press Chicago. 16
- Freedberg, D. and Gallese, V. (2007). Motion, emotion and empathy in esthetic experience. *Trends in cognitive sciences*, 11(5) :197–203. 24, 25, 41
- Fried, M. (1998). *Art and objecthood : essays and reviews*. University of Chicago Press. 39
- Fukuyori, I., Nakamura, Y., Matsumoto, Y., and Ishiguro, H. (2008). Flexible control mechanism for multi-dof robotic arm based on biological fluctuation. In *From Animals to Animats 10*, pages 22–31. Springer. 127
- Galinsky, E. (2010). Mind in the making. *National Association for the Education of Young Children : Washington, DC*. 124
- Gallagher, S. (2005). *How the body shapes the mind*. Cambridge Univ Press. 10
- Gardner, H., Winner, E., and Kircher, M. (1975). Children’s conceptions of the arts. *Journal of Aesthetic Education*, 9(3) :60–77. 39
- Garro, L. C. (1986). Intracultural variation in folk medical knowledge : a comparison between curers and noncurers. *American anthropologist*, 88(2) :351–370. 37
- Gaussier, P. (2001). Toward a cognitive system algebra : A perception/action perspective. In *European workshop on learning robots (EWRL)*, pages 88–100. Citeseer. 61
- Gaussier, P., Banquet, J., Sargolini, F., Giovannangeli, C., Save, E., and Poucet, B. (2007). A model of grid cells involving extra hippocampal path integration, and the hippocampal loop. *Journal of integrative neuroscience*, 6(03) :447–476. 82
- Gaussier, P. and Cocquerez, J.-P. (1991). Utilisation des réseaux de neurones pour la reconnaissance de scènes complexes : simulation d’un système visuel comprenant plusieurs aires corticales. *TS. Traitement du signal*, 8(6) :441–466. 55
- Gaussier, P., Joulain, C., Banquet, J.-P., Leprêtre, S., and Revel, A. (2000). The visual homing problem : an example of robotics/biology cross fertilization. *Robotics and autonomous systems*, 30(1) :155–180. 81, 82, 96
- Gaussier, P., Joulain, C., Revel, A., Zrehen, S., Banquet, J.-P., Moga, S., and Quoy, M. (1997). Autonomous robot learning : what can we take for free ? In *Industrial Electronics, 1997. ISIE’97., Proceedings of the IEEE International Symposium on*, volume 1, pages SS1–SS6. IEEE. 82
- Gaussier, P., Revel, A., Banquet, J.-P., and Babeau, V. (2002). From view cells and place cells to cognitive map learning : processing stages of the hippocampal system. *Biological cybernetics*, 86(1) :15–28. 82

- Gaussier, P. and Zrehen, S. (1995). Perac : A neural architecture to control artificial animals. *Robotics and Autonomous Systems*, 16(2) :291–320. 55, 80, 81, 82
- Gayané (2013). L'esthétique artificielle du robot berenson. <http://knowtex.tumblr.com/post/21234604599/nummqb-lesthétique-artificielle-du-robot>. Accessed : 2013-04-24. 86
- Gell, A. (1999). The art of anthropology. *The art of anthropology*. 16
- Georgopoulos, A. P., Schwartz, A. B., and Kettner, R. E. (1986). Neuronal population coding of movement direction. *Science*, 233(4771) :1416–1419. 56, 99
- Gerber, E. R. (1985). Rage and obligation : Samoan emotion in conflict. *Person, self, and experience : Exploring Pacific ethnopsychologies*, pages 121–167. 37
- Gergely, G. and Watson, J. S. (1999). Early socio-emotional development : Contingency perception and the social-biofeedback model. *Early social cognition : Understanding others in the first months of life*, 60 :101–136. 119
- Gewirtz, J. C. and Davis, M. (2000). Using pavlovian higher-order conditioning paradigms to investigate the neural substrates of emotional learning and memory. *Learning & Memory*, 7(5) :257–266. 130
- Gewirtz, J. L. and Pelaez-Nogueras, M. (1992). Social referencing as a learned process. In *Social referencing and the social construction of reality in infancy*, pages 151–173. Springer. 125, 126
- Ghyka, M. C. (1946). *The geometry of art and life*. Courier Corporation. 32
- Gibson, J. J. (1975). Pickford and the failure of experimental esthetics. *Leonardo*, 8(4) :319–321. 31
- Gibson, J. J. and Pickford, R. (1976). On the failure or success of experimental aesthetics (continued). *Leonardo*, 9(4) :348–349. 31
- Giovannangeli, C. and Gaussier, P. (2008). Autonomous vision-based navigation : Goal-oriented action planning by transient states prediction, cognitive map building, and sensory-motor learning. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 676–683. IEEE. 56
- Giovannangeli, C. and Gaussier, P. (2010). Interactive teaching for vision-based mobile robots : A sensory-motor approach. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 40(1) :13–28. 82
- Gombrich, E. H. (1951). *The Story of Art (1951)*. Phaidon Publishers. 39
- Gombrich, E. H., Gombrich, E. H., Gombrich, E. H., and Gombrich, E. H. (1977). *Art and illusion : A study in the psychology of pictorial representation*, volume 5. Phaidon London. 15

- Goodale, M. A. and Milner, A. D. (1992). Separate visual pathways for perception and action. *Trends in neurosciences*, 15(1) :20–25. 95
- Green, C. D. (1995). All that glitters : A review of psychological research on the aesthetics of the golden section. *Perception*, 24(8) :937–968. 32
- Greenberg, C. (1971). *Art and culture : Critical essays*. Beacon Press. 39
- Griffith, J. (1963). On the stability of brain-like structures. *Biophysical journal*, 3(4) :299–308. 56
- Grossberg, S. (1972). A neural theory of punishment and avoidance, i : Qualitative theory. *Mathematical Biosciences*, 15(1) :39–67. 51
- Grossberg, S. (1982). Contour enhancement, short term memory, and constancies in reverberating neural networks. In *Studies of mind and brain*, pages 332–378. Springer. 52
- Grossberg, S. (1988). Nonlinear neural networks : Principles, mechanisms, and architectures. *Neural networks*, 1(1) :17–61. 54
- Grossberg, S. and Mingolla, E. (1985). Neural dynamics of form perception : boundary completion, illusory figures, and neon color spreading. *Psychological review*, 92(2) :173. 54
- Grossberg, S. and Somers, D. (1991). Synchronized oscillations during cooperative feature linking in a cortical model of visual perception. *Neural Networks*, 4(4) :453–466. 54
- Grossberg, S. E. and Morahan, P. S. (1971). Repression of interferon action : induced dedifferentiation of embryonic cells. *Science*, 171(3966) :77–79. 51
- Gunnar, M. R. and Stone, C. (1984). The effects of positive maternal affect on infant responses to pleasant, ambiguous, and fear-provoking toys. *Child Development*, pages 1231–1236. 124
- Hall, G. (1996). Learning about associatively activated stimulus representations : Implications for acquired equivalence and perceptual learning. *Animal Learning & Behavior*, 24(3) :233–255. 131
- Harnad, S. (1990). The symbol grounding problem. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 42(1) :335–346. 10, 56
- Harris, C. and Stephens, M. (1988). A combined corner and edge detector. 15 :50. 95
- Harris, P. L. (2000). *The work of the imagination*. Blackwell Publishing. 15
- Hasson, C., Boucenna, S., Gaussier, P., and Hafemeister, L. (2010). Using emotional interactions for visual navigation task learning. In *International conference on Kansei engineering and emotion research KEER2010*, pages 1578–1587. 126
- Haugeland, J. (1993). Mind embodied and embedded. 58 :233–267. 11
- Hauser, A. (1999). *The Social History of Art : Naturalism, impressionism, the film age*, volume 4. Psychology Press. 39

- Hebb, D. O. (2005). *The organization of behavior : A neuropsychological theory*. Psychology Press. 50
- Hecht-Nielsen, R. (1987). Counterpropagation networks. *Applied optics*, 26(23) :4979–4984. 55
- Heinich, N. (1997). *The glory of Van Gogh : An anthropology of admiration*. Princeton University Press. 39
- Heinich, N. (2009 [1998]). *L'Art contemporain exposé aux rejets. Etudes de cas*. Paris, Hachette. 37
- Hemenway, P. (2005). *Divine Proportion : Phi in Art, Nature, and Science*. Sterling Publishing Company. 32
- Herzog, T. R., Herbert, E. J., Kaplan, R., and Crooks, C. (2000). Cultural and developmental comparisons of landscape perceptions and preferences. *Environment and Behavior*, 32(3) :323–346. 36
- Hirshberg, L. M. and Svejda, M. (1990). When infants look to their parents : I. infants' social referencing of mothers compared to fathers. *Child Development*, 61(4) :1175–1186. 125
- Hodgkin, A. L. and Huxley, A. F. (1952). A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *The Journal of physiology*, 117(4) :500–544. 46
- Höge, H. (1997). The golden section hypothesis—its last funeral. *Empirical studies of the arts*, 15(2) :233–255. 32
- Holland, O. and McFarland, D. (2001). *Artificial ethology*. Oxford University Press on Demand. 11
- Hornik, R., Risenhoover, N., and Gunnar, M. (1987). The effects of maternal positive, neutral, and negative affective communications on infant responses to new toys. *Child Development*, pages 937–944. 125
- Hubel, D. H. and Wiesel, T. N. (1968). Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *The Journal of physiology*, 195(1) :215–243. 93
- Hubel, D. H. and Wiesel, T. N. (1977). Ferrier lecture : Functional architecture of macaque monkey visual cortex. *Proceedings of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, 198(1130) :1–59. 53
- Ikegami, T. (1993). Ecology of evolutionary game strategies. In *ECAL*, volume 93, pages 527–536. 61
- Izard, C. E. (1971). The face of emotion. 121
- Izard, C. E. (1990). Facial expressions and the regulation of emotions. *Journal of personality and social psychology*, 58(3) :487. 123

- Jara, E., Vila, J., and Maldonado, A. (2006). Second-order conditioning of human causal learning. *Learning and motivation*, 37(3) :230–246. 130, 132
- Jauffret, A. (2014). *De l'auto-évaluation aux émotions : approche neuromimétique et bayésienne de l'apprentissage de comportements complexes impliquant des informations multimodales*. PhD thesis, Paris 11. 57, 58, 59
- Jauffret, A., Cuperlier, N., and Gaussier, P. (2011). Toward long range robot navigation. In *International workshop on bio-inspired robots, 2011. bionic-robots-workshop*. 83
- Johnson, M. H., Dziurawiec, S., Ellis, H., and Morton, J. (1991). Newborns' preferential tracking of face-like stimuli and its subsequent decline. *Cognition*, 40(1) :1–19. 38
- Joulain, C., Gaussier, P., Revel, A., and Gas, B. (1997). Learning to build visual categories from perception-action associations. In *Intelligent Robots and Systems, 1997. IROS'97., Proceedings of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 2, pages 857–864. IEEE. 55
- JournalDuGeek (2016). Berenson, un robot au sens esthétique artificiel. <http://www.journaldugeek.com/2016/02/28/berenson-quai-branly-musee-critique/>. Accessed : 2016-02-29. 87
- Kahn Jr, P. H., Ishiguro, H., Friedman, B., Kanda, T., Freier, N. G., Severson, R. L., and Miller, J. (2007). What is a human ? : Toward psychological benchmarks in the field of human–robot interaction. *Interaction Studies*, 8(3) :363–390. 69
- Kant, E. (2015). *Critique de la faculté de juger*. Editions Flammarion. 23
- Kanungo, T., Mount, D., Netanyahu, N., Piatko, C., Silverman, R., and Wu, A. (2002). An efficient k-means clustering algorithm : Analysis and implementation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24(7) :881–892. 96
- Kaplan, R. and Herbert, E. J. (1987). Cultural and sub-cultural comparisons in preferences for natural settings. *Landscape and urban planning*, 14 :281–293. 36, 37, 38
- Kaplan, R. and Kaplan, S. (1989). The experience of nature : A psychological perspective. 37
- Kawabata, H. and Zeki, S. (2004). Neural correlates of beauty. *Journal of neurophysiology*, 91(4) :1699–1705. 27, 68
- Keeton, W. T. (1971). Magnets interfere with pigeon homing. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 68(1) :102–106. 80
- Kelemen, D. and Carey, S. (2007). The essence of artifacts : Developing the design stance. *Creations of the mind : Theories of artifacts and their representation*, pages 212–230. 41
- Kelso, J. S. (1997). *Dynamic patterns : The self-organization of brain and behavior*. MIT press. 19, 61
- Kesner, L. (2010). *Neuroaesthetics : Real promise or real delusion ?* Cambridge Scholars Publishing. 42

- KEYC-News-12 (2016). Robot art critic makes the rounds in paris. <http://www.keyc.com/story/31309610/robot-art-critic-makes-the-rounds-in-paris>. Accessed : 2016-02-24. 88
- Khatib, O. (1986). Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *The international journal of robotics research*, 5(1) :90–98. 10
- Kleiber, M.-A. and du Dimanche, L. J. (2016). Joe, le robot du quai branly qui ausculte vos réactions. <http://www.lejdd.fr/Culture/Expo/Joe-le-robot-du-Quai-Branly-qui-ausculte-vos-reactions-770677>. Accessed : 2016-01-31. 87
- Klennert, M. (1984). The regulation of infant behavior by maternal facial expression. *Infant Behavior and Development*, 7(4) :447–465. 67, 124, 126
- Klennert, M. D., Emde, R. N., Butterfield, P., and Campos, J. J. (1986). Social referencing : The infant's use of emotional signals from a friendly adult with mother present. *Developmental Psychology*, 22(4) :427. 125
- Klopf, A. H. (1972). Brain function and adaptive systems : a heterostatic theory. Technical report, DTIC Document. 51
- Klopf, A. H. (1975). A comparison of natural and artificial intelligence. *ACM SIGART Bulletin*, (52) :11–13. 51
- Knudsen, E. I. and Konishi, M. (1979). Mechanisms of sound localization in the barn owl (tyto alba). *Journal of Comparative Physiology*, 133(1) :13–21. 53
- Koenderink, J. J. and van Doorn, A. J. (1987). Representation of local geometry in the visual system. *Biological cybernetics*, 55(6) :367–375. 93
- Kohonen, T. (1988). *Self-organization and associative memory*. Springer. 53
- Komar, V., Melamid, A., and Wypijewski, J. (1997). *Painting by numbers : Komar and Melamid's scientific guide to art*. Univ of California Press. 34, 35
- Kreitler, H. and Kreitler, S. (1972). *Psychology of the arts*. Duke University Press Durham, NC. 26
- Krichmar, J. L. and Edelman, G. M. (2002). Machine psychology : autonomous behavior, perceptual categorization and conditioning in a brain-based device. *Cerebral Cortex*, 12(8) :818–830. 18
- Lack, D. and Lockley, R. (1938). Skokholm bird observatory homing experiments. *British Birds*, 31 :242–248. 80
- Lapicque, L. (1907). Recherches quantitatives sur l'excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation. *J. Physiol. Pathol. Gen*, 9(1) :620–635. 48
- Larguier des Bancels, J. (1899). Les méthodes de l'esthétique expérimentale.[formes et couleurs]. *L'année psychologique*, 6(1) :144–190. 32

- Leder, H., Belke, B., Oeberst, A., and Augustin, D. (2004). A model of aesthetic appreciation and aesthetic judgments. *British journal of psychology*, 95(4) :489–508. 26
- Leder, H., Gerger, G., Dressler, S. G., and Schabmann, A. (2012). How art is appreciated. *Psychology of Aesthetics, Creativity, and the Arts*, 6(1) :2. 38
- Lee, D. K., Itti, L., Koch, C., and Braun, J. (1999). Attention activates winner-take-all competition among visual filters. *Nature neuroscience*, 2(4) :375–381. 51
- lejournaldesarts (2016). La « persona » du robot berenson. http://www.lejournaldesarts.fr/oeil/archives/docs_article/133964/la---persona---du-robot-berenson.php. Accessed : 2016-02-11. 87
- Leonard, J. and Newman, P. (2003). Consistent, convergent, and constant-time slam. In *IJCAI*, pages 1143–1150. 79
- Leonard, J. J. and Durrant-Whyte, H. F. (1991). Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot. In *Intelligent Robots and Systems '91. Intelligence for Mechanical Systems, Proceedings IROS'91. IEEE/RSJ International Workshop on*, pages 1442–1447. Ieee. 79
- leparisien (2012). Le robot amateur d'art au quai branly. <http://www.leparisien.fr/espace-premium/val-d-oise-95/le-robot-amateur-d-art-au-quai-branly-18-04-2012-1959651.php>. Accessed : 2012-04-18. 86
- Levy, R. I. (1975). *Tahitians : Mind and experience in the Society Islands*. University of Chicago Press. 37
- Liang, D., Yang, J., Zheng, Z., and Chang, Y. (2005). A facial expression recognition system based on supervised locally linear embedding. *Pattern Recognition Letters*, 26(15) :2374–2389. 120
- Lippmann, R. P. (1987). An introduction to computing with neural nets. *ASSP Magazine, IEEE*, 4(2) :4–22. 51
- Livingstone, M. and Hubel, D. H. (2002). *Vision and art : The biology of seeing*, volume 2. Harry N. Abrams New York. 25, 42, 152
- Locher, P. (2012). Empirical investigation of an aesthetic experience with art. *Aesthetic Science : Connecting Minds, Brains, and Experience*, page 163. 27
- Lowe, D. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2) :91–110. 95
- Lucy, J. A. and Shweder, R. A. (1979). Whorf and his critics : Linguistic and nonlinguistic influences on color memory. *American Anthropologist*, 81(3) :581–615. 37
- Lungarella, M., Metta, G., Pfeifer, R., and Sandini, G. (2003). Developmental robotics : a survey. *Connection Science*, 15(4) :151–190. 11, 18

- Lussault, M. and Lévy, J. (2003). Dictionnaire de la géographie et de l'espace des sociétés. 13
- Lutz, C. (1982). The domain of emotion words on ifaluk. *American ethnologist*, 9(1) :113–128. 37
- Lutz, C. (1986). Emotion, thought, and estrangement : Emotion as a cultural category. *Cultural anthropology*, 1(3) :287–309. 37
- Maass, W. (2000). On the computational power of winner-take-all. *Neural computation*, 12(11) :2519–2535. 52
- Machotka, P. (1966). Aesthetic criteria in childhood : Justifications of preference. *Child Development*, pages 877–885. 39
- Mackintosh, N. J. (1974). *The psychology of animal learning*. Academic Press. 131
- MacQueen, J. et al. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 14, pages 281–297. Oakland, CA, USA. 53
- Magnin, E. (2015). Berenson, le robot amateur d'art. http://www.lemonde.fr/sciences/article/2015/09/29/berenson-le-robot-amateur-d-art_4776583_1650684.html. Accessed : 2015-09-29. 87
- Maillard, M., Gapenne, O., Hafemeister, L., and Gaussier, P. (2005). Perception as a dynamical sensori-motor attraction basin. In *Advances in Artificial Life*, pages 37–46. Springer. 56, 61
- Mannella, F., Zappacosta, S., Mirolli, M., and Baldassarre, G. (2008). A computational model of the amygdala nuclei's role in second order conditioning. *From Animals to Animats 10*, pages 321–330. 133, 149
- Martin, L. J. (1906). An experimental study of fechner's principles of aesthetics. *Psychological Review*, 13(3) :142. 26
- Martindale, C. (1984). The pleasures of thought : a theory of cognitive hedonics. *Journal of Mind and Behavior*. 26
- Martindale, C. (1990). *The clockwork muse : The predictability of artistic change*. Basic Books. 25, 28
- Matthieu, L., Pierre, A., and Philippe, G. (2008). Distributed real time neural networks in interactive complex systems. In *Proceedings of the 5th international conference on Soft computing as transdisciplinary science and technology*, pages 95–100. ACM. 45, 91
- Maturana, H. R. and Varela, F. J. (1981). Autopoiesis and cognition : the realization of the living. 11
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4) :115–133. 47

- McGeer, T. (1990). Passive dynamic walking. *The international journal of robotics research*, 9(2) :62–82. 10
- McManus, I. (2006). Measuring the culture of cp snow’s two cultures. *Empirical Studies of the Arts*, 24(2) :219–227. 25
- Meltzoff, A. N. (1995). Understanding the intentions of others : re-enactment of intended acts by 18-month-old children. *Developmental psychology*, 31(5) :838. 15
- Metta, G. (2000). *Babybot : a study into sensorimotor development*. PhD thesis, PhD thesis, LIRA-Lab (DIST). 11
- Miller, R. and Escobar, M. (2004). Laws and models of basic conditioning. *STEVENS’HANDBOOK OF EXPERIMENTAL PSYCHOLOGY*, page 47. 131
- Miller, R. R. and Barnet, R. C. (1993). The role of time in elementary associations. *Current Directions in Psychological Science*, pages 106–111. 131
- Minsky, M. L. (1967). *Computation : finite and infinite machines*. Prentice-Hall, Inc. 10
- Mishkin, M., Ungerleider, L. G., and Macko, K. A. (1983). Object vision and spatial vision : two cortical pathways. *Trends in neurosciences*, 6 :414–417. 95
- Moravec, H. P. (1980). Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover. 95
- Moren, J. and Balkenius, C. (2000). A computational model of emotional learning in the amygdala. *From animals to animats*, 6 :383–391. 133
- Mori, M. (1970). Bukimi no tani the uncanny valley. *Energy*, pages 33–35. 68
- Mori, M., Yaya, I., et al. (2012). La vallée de l’étrange. *Gradhiva*, 1 :26–33. 68
- Mumme, D. L., Fernald, A., and Herrera, C. (1996). Infants’ responses to facial and vocal emotional signals in a social referencing paradigm. *Child Development*, 67(6) :3219–3237. 124, 125
- Munro, T. (1963). Evolution in the arts and other theories of culture history. 39
- Munro, T. (1971). Form and style in the arts : an introduction to aesthetic morphology. 39
- Nadal, M. and Pearce, M. T. (2011). The copenhagen neuroaesthetics conference : Prospects and pitfalls for an emerging field. *Brain and cognition*, 76(1) :172–183. 24, 27
- Nadel, J., Simon, M., Canet, P., Soussignan, R., Blancard, P., Canamero, L., and Gaussier, P. (2006). Human responses to an expressive robot. In *Proceedings of the sixth international workshop on epigenetic robotics. Lund University Cognitive Studies*, volume 128, pages 79–86. 121, 122
- Nelson, C. A. (1987). The recognition of facial expressions in the first two years of life : Mechanisms of development. *Child development*, pages 889–909. 123

- O'keefe, J. and Nadel, L. (1978). *The hippocampus as a cognitive map*, volume 3. Clarendon Press Oxford. 81
- O'Regan, J. K. (1992). Solving the "real" mysteries of visual perception : the world as an outside memory. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, 46(3) :461. 18
- Orians, G. H. and Heerwagen, J. H. (1992). *Evolved responses to landscapes*. Oxford University Press. 36
- Panofsky, E. (1955). *Meaning in the visual arts : papers in and on Art History*. Doubleday. 39
- Parsons, M. J. (1991). How we understand art : A cognitive development account of aesthetic experience. *British Journal of Educational Studies*, 39(4) :466–467. 38
- Patrima (2016a). The art lover robot. <http://www.sciences-patrimoine.org/index.php/newsreader/the-art-lover-robot.html>. Accessed : 2016-03-27. 87
- Patrima (2016b). Berenson et l'exposition persona au musée du quai branly. <http://www.sciences-patrimoine.org//index.php/actualite/berenson-et-lexposition-persona-au-musee-du-quai-branly.html>. Accessed : 2016-02-11. 87
- Pavlov, I. P. (1927). Conditioned reflexes. *An Investigation of the physiological activity of the cerebral cortex*. 130
- Peretz, I. (2006). The nature of music from a biological perspective. *Cognition*, 100(1) :1–32. 26
- Peretz, I. and Coltheart, M. (2003). Modularity of music processing. *Nature neuroscience*, 6(7) :688–691. 26
- Pfeifer, R. (2002). Robots as cognitive tools. *International Journal of Cognition and Technology*, 1(1) :125–143. 11
- Pfeifer, R. and Bongard, J. (2006). *How the body shapes the way we think : a new view of intelligence*. MIT press. 10
- Pfeifer, R. and Scheier, C. (2001). *Understanding intelligence*. MIT press. 11
- Phillips, F., Norman, J. F., and Beers, A. M. (2010). Fechner's aesthetics revisited. *Seeing and perceiving*, 23(3) :263–271. 32, 33
- Piaget, J. (1953). The origins of intelligence in children. *Journal of Consulting Psychology*, 17(6) :467. 12
- Piaget, J. (1964). *La formation du symbole chez l'enfant : imitation, jeu et reve, image et representation*. 3e ed. Delachaux & Niestlé. 13
- Pickford, R. (1972). *Psychology and visual aesthetics*. Hutchinson educational. 26, 41

- Pinker, S. (1999). How the mind works. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 882(1) :119–127. 27
- Pinker, S. (2003). *The blank slate : The modern denial of human nature*. Penguin. 27
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. *Theories of emotion*, 1. 121
- Poincaré, H. (1908). *La valeur de la science*. E. Flammarion. 91, 155
- Prepin, K. and Revel, A. (2005). A formal approach of developmental robotics and psychology : application to the study of joint attention architecture. In *Epigenetic Robotics*, page Poster. 61
- Quoy, M., Moga, S., and Gaussier, P. (2003). Dynamical neural networks for planning and low-level robot control. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 33(4) :523–532. 60
- Ramachandran, V. (2001). Sharpening up the science of art. *Journal of Consciousness Studies*, 8(1) :9–29. 25, 28
- Ramachandran, V. S. (2012). *The tell-tale brain : A neuroscientist's quest for what makes us human*. WW Norton. 28, 29, 30, 31, 152
- Ramachandran, V. S. and Hirstein, W. (1999). The science of art : A neurological theory of aesthetic experience. *Journal of consciousness Studies*, 6(6-7) :15–51. 27, 28
- Rashotte, M. (1981). Second-order autoshaping : Contributions to the research and theory of pavlovian reinforcement by conditioned stimuli. *Autoshaping and conditioning theory*, pages 139–180. 131
- Rashotte, M. E., Griffin, R. W., and Sisk, C. L. (1977). Second-order conditioning of the pigeon's keypeck. *Animal Learning & Behavior*, 5(1) :25–38. 131
- Redgrave, P. and Gurney, K. (2006). The short-latency dopamine signal : a role in discovering novel actions ? *Nature Reviews Neuroscience*, 7(12) :967–975. 148
- Redish, A. D. and Touretzky, D. S. (1997). Cognitive maps beyond the hippocampus. *Hippocampus*, 7(1) :15–35. 81
- Reeke Jr, G. N., Sporns, O., and Edelman, G. M. (1990). Synthetic neural modeling : the darwin's series of recognition automata. *Proceedings of the IEEE*, 78(9) :1498–1530. 11, 18
- Rescorla, R. A. (1967). Pavlovian conditioning and its proper control procedures. *Psychological review*, 74(1) :71. 51
- Rescorla, R. A. (1976). Second-order conditioning of pavlovian conditioned inhibition. *Learning and Motivation*, 7(2) :161–172. 131
- Rescorla, R. A. and Cunningham, C. L. (1979). Spatial contiguity facilitates pavlovian second-order conditioning. *Journal of Experimental Psychology : Animal Behavior Processes*, 5(2) :152. 131

- Rescorla, R. A., Wagner, A. R., et al. (1972). A theory of pavlovian conditioning : Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. *Classical conditioning II : Current research and theory*, 2 :64–99. 131
- Rizley, R. C. and Rescorla, R. A. (1972). Associations in second-order conditioning and sensory preconditioning. *Journal of comparative and physiological psychology*, 81(1) :1. 130, 131
- Rolls, E. T. and Deco, G. (2002). *Computational neuroscience of vision*. Oxford university press Oxford. 96
- Rosen, W. D., Adamson, L. B., and Bakeman, R. (1992). An experimental investigation of infant social referencing : Mothers' messages and gender differences. *Developmental Psychology*, 28(6) :1172. 124, 125
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6) :386. 48
- Roskill, M. W. (1989). *What is art history ?* Univ of Massachusetts Press. 39
- Ruffier, F. and Franceschini, N. (2005). Optic flow regulation : the key to aircraft automatic guidance. *Robotics and Autonomous Systems*, 50(4) :177–194. 80
- Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., Group, P. R., et al. (1988). *Parallel distributed processing*, volume 1. IEEE. 46
- Rumelhart, D. E. and Zipser, D. (1985). Feature discovery by competitive learning. *Cognitive science*, 9(1) :75–112. 51
- Saurab (2015). What is higher-order conditioning as explained by pavlov. <http://www.preservearticles.com/201102033855/what-is-higher-order-conditioning.html>. Accessed : 2015-05-05. 131
- Schabmann, A., Gerger, G., Schmidt, B. M., Wögerer, E., Osipov, I., and Leder, H. (2015). Where does it come from ? developmental aspects of art appreciation. *International Journal of Behavioral Development*, page 0165025415573642. 37, 38
- Schaeffer, J. (2004). Objets esthétiques ? *L'Homme*, 2 :25–45. 153
- Scheier, C. and Pfeifer, R. (1997). Information theoretic implications of embodiment for neural network learning. In *Artificial Neural Networks—ICANN'97*, pages 691–696. Springer. 11
- Schmidhuber, J. (2010). Formal theory of creativity, fun, and intrinsic motivation (1990–2010). *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, 2(3) :230–247. 42, 68
- Schöner, G., Dose, M., and Engels, C. (1995). Dynamics of behavior : Theory and applications for autonomous robot architectures. *Robotics and autonomous systems*, 16(2) :213–245. 19, 58
- Schwartz, E. L. (1980). Computational anatomy and functional architecture of striate cortex : a spatial mapping approach to perceptual coding. *Vision research*, 20(8) :645–669. 93

- Shapiro, L. and Stockman, G. C. (2001). Computer vision. 2001. *ed : Prentice Hall*. 91
- Shelley, M. W. (2008). *Frankenstein, Or, The Modern Prometheus 1818*. Engage Books. 9
- Shem-Shaul, N., Bertelsen, O., Bolter, J., Bruns, W., Bureaud, A., Diehl, S., Dombois, F., Ebert, A., Edmonds, E., Entacher, K., et al. (2003). Aesthetic computing manifesto. *Leonardo*, 36(4) :255–255. 67
- Shimamura, A. P. and Palmer, S. E. (2012). *Aesthetic science : Connecting minds, brains, and experience*. OUP USA. 26, 152
- Sigman, M. and Kasari, C. (1994). Social referencing shared attention and empathy in infants. In *International Conference on Infant Studies, Paris France*. 124
- Simon, A. H. (1965). The shape of automation for men and management. 10
- Skov, M. and Vartanian, O. (2009). *Introduction : What is neuroaesthetics ?* Baywood Publishing Co. 27
- Smith, R., Self, M., and Cheeseman, P. (1990). Estimating uncertain spatial relationships in robotics. In *Autonomous robot vehicles*, pages 167–193. Springer. 79
- Smithers, T. (1995). On quantitative performance measures of robot behaviour. In *The Biology and Technology of Intelligent Autonomous Agents*, pages 21–52. Springer. 61
- Snow, C. P. (1963). *Two cultures*. New American Library. 25
- Solso, R. L. (1996). *Cognition and the visual arts*. MIT press. 26, 42, 152
- Sorce, J. F. and Emde, R. N. (1981). Mother's presence is not enough : Effect of emotional availability on infant exploration. *Developmental Psychology*, 17(6) :737. 125
- Sorce, J. F., Emde, R. N., Campos, J. J., and Klinnert, M. D. (1985). Maternal emotional signaling : Its effect on the visual cliff behavior of 1-year-olds. *Developmental psychology*, 21(1) :195. 124
- Srinivasan, M. and Zhang, S. (2003). Small brains, smart minds : Vision, perception and 'cognition' in honeybees. *IETE journal of research*, 49(2-3) :127–134. 79
- Steels, L. (1994). Mathematical analysis of behavior systems. In *Proceedings of the " From Perception to Action Conference", Lausanne*, pages 88–95. 61
- Stenberg, G. and Hagekull, B. (1997). Social referencing and mood modification in 1-year-olds. *Infant Behavior and Development*, 20(2) :209–217. 125
- Suchman, L. (2004). Figuring personhood in sciences of the artificial. *Department of Sociology*. 17
- Summit, J. and Sommer, R. (1999). Further studies of preferred tree shapes. *Environment and Behavior*, 31(4) :550–576. 36

- Sutton, R. S. (1988). Learning to predict by the methods of temporal differences. *Machine learning*, 3(1) :9–44. 51
- Tanner, J. (2004). *Sociology of Art : A Reader*. Routledge. 39
- Taunton, M. (1980). The influence of age on preferences for subject matter, realism, and spatial depth in painting reproductions. *Studies in Art Education*, 21(3) :40–53. 39
- Thelen, E. and Smith, L. B. (1996). *A dynamic systems approach to the development of cognition and action*. MIT press. 19
- Thomaz, A. L., Berlin, M., and Breazeal, C. (2005). An embodied computational model of social referencing. In *Robot and Human Interactive Communication, 2005. ROMAN 2005. IEEE International Workshop on*, pages 591–598. IEEE. 126
- Thorpe, S., Fize, D., Marlot, C., et al. (1996). Speed of processing in the human visual system. *nature*, 381(6582) :520–522. 123
- Thrun, S. (2002). Robotic mapping : A survey. *Exploring artificial intelligence in the new millennium*, 1 :1–35. 79
- Thrun, S., Beetz, M., Bennewitz, M., Burgard, W., Cremers, A., Dellaert, F., Fox, D., Haehnel, D., Rosenberg, C., Roy, N., et al. (2000). Probabilistic algorithms and the interactive museum tour-guide robot minerva. *The International Journal of Robotics Research*, 19(11) :972–999. 67
- Tinbergen, N. (1951). *The study of instinct*. Clarendon Press/Oxford University Press. 80
- Tinbergen, N. (1958). *Curious naturalists*. Anchor Books. 28
- Tondu, B. and Bardou, N. (2009). Aesthetics and robotics : Which form to give to the human-like robot ? *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 58 :650–657. 68
- Trautner, H. M. (2008). Children’s developing understanding and evaluation of aesthetic properties of drawings and art work. *Children’s understanding and production of pictures, drawings, and art*, pages 237–259. 39
- Trevarthen, C. (1979). Communication and cooperation in early infancy : A description of primary intersubjectivity. *Before speech : The beginning of interpersonal communication*, pages 321–347. 15
- Tronick, E., Als, H., Adamson, L., Wise, S., and Brazelton, T. B. (1979). The infant’s response to entrapment between contradictory messages in face-to-face interaction. *Journal of the American Academy of Child psychiatry*, 17(1) :1–13. 15
- Ulrich, R. S. (1977). Visual landscape preference : A model and application. *Man-Environment Systems*. 33, 36
- Ungerleider, L. G. (1982). Two cortical visual systems. *Analysis of visual behavior*, pages 549–586. 42

- Varela, F., Thompson, E., and Rosch, E. (1991). The embodied mind : Cognitive science and human experience. 11
- Vidal, D. (2007). Anthropomorphism or sub-anthropomorphism ? an anthropological approach to gods and robots. *Journal of the Royal Anthropological Institute*, 13(4) :917–933. 13
- Vidal, D. (2011a). 23. figures de cire et tableaux vivants, ou comment (re) présenter l’histoire. *Hors collection Sciences Humaines*, pages 281–291. 16
- Vidal, D. (2011b). Robotique et principe de virtuosité. *Ateliers d’anthropologie. Revue éditée par le Laboratoire d’ethnologie et de sociologie comparative*, 35. 13
- Vidal, D. (2012a). Vers un nouveau pacte anthropomorphique !. les enjeux anthropologiques de la nouvelle robotique. *Gradhiva. Revue d’anthropologie et d’histoire des arts*, pages 54–75. 13, 65
- Vidal, F. (2012b). La neuroesthétique, un esthétisme scientiste. *Revue d’Histoire des Sciences Humaines*, 25(2) :239–264. 24, 25, 31, 34, 37, 42
- Von Frisch, K. (1955). *The dancing bees : an account of the life and senses of the honey bee*. Harcourt, Brace. 79
- von Helmholtz, H. L. F. (1870). *Die Lehre von den Tonempfindungen als physiologische Grundlage für die Theorie der Musik*. F. Vieweg und sohn. 26
- Voronoi, G. (1908). Nouvelles applications des paramètres continus à la théorie des formes quadratiques. deuxième mémoire. recherches sur les paralléloèdres primitifs. *Journal für die reine und angewandte Mathematik*, 134 :198–287. 53
- Walden, T. A. and Baxter, A. (1989). The effect of context and age on social referencing. *Child Development*, pages 1511–1518. 124, 125
- Wallon, H. (1936). Les origines du caractère chez l’enfant. *The Journal of Nervous and Mental Disease*, 84(3) :353. 123
- Walter, W. (1953). *The living brain*. WW Norton. 11, 79
- Walter, W. G. (1950). imitation of life. *Scientific American*, 1 :42–45. 10
- Wehner, R. and Rüber, F. (1979). Visual spatial memory in desert ants, *cataglyphis bicolor* (hymenoptera : Formicidae). *Experientia*, 35(12) :1569–1571. 80
- Weizenbaum, J. (1966). Eliza—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1) :36–45. 14
- Weng, J., McClelland, J., Pentland, A., Sporns, O., Stockman, I., Sur, M., and Thelen, E. (2001). Autonomous mental development by robots and animals. *Science*, 291(5504) :599–600. 18
- Widrow, B. and Hoff, M. (1988). Adaptive switching circuits. in 1960 ire wescon convention record, 1960. reprinted in. *Neurocomputing*. 49, 123

- Wiering, M. and Van Otterlo, M. (2012). Reinforcement learning. *Adaptation, Learning, and Optimization*, 12. 51
- Wilson, H. R. and Cowan, J. D. (1973). A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic nervous tissue. *Kybernetik*, 13(2) :55–80. 56
- Wilson, S. W. (1991). The animat path to ai. pages 15 – 20. 11
- Wiskott, L. (1997). Phantom faces for face analysis. In *Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 480–487. Springer. 120
- Wundt, W. M. (1874). *Grundzüge de physiologischen Psychologie [Outline of physiological psychology]*, volume 1. W. Engelman, Leipzig, Germany. 33, 68
- Wystrach, A., Mangan, M., Philippides, A., and Graham, P. (2013). Snapshots in ants ? new interpretations of paradigmatic experiments. *The Journal of experimental biology*, 216(10) :1766–1770. 79
- Yu, A. J., Giese, M., Poggio, T., et al. (2002). Biophysiologicaly plausible implementations of the maximum operation. *Neural Computation*, 14(12) :2857–2881. 52
- Yu, J. and Bhanu, B. (2006). Evolutionary feature synthesis for facial expression recognition. *Pattern Recognition Letters*, 27(11) :1289–1298. 120
- Zeki, S. (1999). Art and the brain. *Journal of Consciousness Studies*, 6(6-7) :76–96. 27
- Zeki, S. and Lamb, M. (1994). The neurology of kinetic art. *Brain*, 117(3) :607–636. 25, 27
- Zeki, S. and Nash, J. (1999). *Inner vision : An exploration of art and the brain*, volume 415. Oxford university press Oxford. 24, 26
- Zeki, S. and Nash, J. (2000). Inner vision : An exploration of art and the brain. *Nature*, 404(6774) :123–123. 24, 25, 27, 152