



HAL
open science

Le Robot mobile compagnon : De l'apprentissage interactif vers un modèle d'IHM intuitive.

Caroline Lesueur-Grand

► To cite this version:

Caroline Lesueur-Grand. Le Robot mobile compagnon : De l'apprentissage interactif vers un modèle d'IHM intuitive.. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Université de Cergy Pontoise, 2017. Français. NNT : 2017CERG0901 . tel-01778110

HAL Id: tel-01778110

<https://theses.hal.science/tel-01778110>

Submitted on 25 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 Informatique et Sciences Cognitives

LE ROBOT MOBILE COMPAGNON : DE L'APPRENTISSAGE INTERACTIF VERS UN MODÈLE D'IHM INTUITIVE.

par

Caroline Lesueur-Grand

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

Soutenue le 26 Janvier 2017 devant le jury composé de :

A. TAPUS,	RCV Lab, ENSTA-ParisTech	Rapporteur
L. MARIN,	EuroMov, Université de Montpellier	Rapporteur
M. QUOY,	ETIS, Université de Cergy-Pontoise	Examineur
P. CAPDEPUY,	Génération Robot	Examineur
D. BAZALGETTE,	Direction Générale pour l'Armement	Membre Invité
G. MOSTAFAOUI,	ETIS, Université de Cergy-Pontoise	Encadrant de thèse
P. GAUSSIER,	ETIS, Université de Cergy-Pontoise	Directeur de thèse

Remerciements

Je voudrais dans un premier temps remercier la DGA pour avoir financé ce travail de recherche et, en particulier, Didier Bazalgette, qui a suivi avec attention mon avancement tout au long de ce projet.

Ensuite, je souhaite remercier les membres de mon jury pour avoir accepté d'évaluer la valeur scientifique de mes travaux. J'aimerais exprimer toute mon estime à mes rapporteurs, Adriana Tapus et Ludovic Marin, pour avoir accepté de lire et commenter mon manuscrit ainsi que Philippe Capdepuuy et Mathias QUOY pour leur temps et pour les discussions intéressantes que nous avons eu lors de ma soutenance.

Je remercie également mon encadrant, Ghilès Mostafaoui, ainsi que mon directeur de thèse, Philippe Gaussier, pour m'avoir guidée, soutenue, et accompagnée tout au long de ces années. J'ai pris plaisir à partager avec eux ma passion pour la cybernétique et les sciences cognitives. Leurs enseignements ont largement contribué à faire de moi la personne que je suis devenue. Grâce à cela, ils m'ont amenée avec succès dans ma vie professionnelle actuelle.

Je tiens à remercier Inbar Fijalkow et Mathias Quoy (encore une fois), respectivement ex-directrice et directeur du laboratoire ETIS, pour m'avoir accueillie pendant ces années de thèse.

Merci également à Astrid, Nelly, Maryse, Koulou et Sokhena pour leur humour, bonne humeur et leur soutien moral incommensurable. Comment aurais-je arrivé jusque là sans elles ? Je remercie bien évidemment tous les membres du laboratoire pour leur accueil au sein de ce monde très masculin de la robotique.

Un grand Merci à Arnaud, Antoine, Alexandre, Adrien et Nicolas qui ont été les premiers à faire naître cette vocation pour les sciences cognitives. Merci également à Pierre A., Sofiane, Claudia, Abdelhak, Khursheed, Souheil, Raphael, Jerome, Moeed, Ganna, Aliaa, Nils, Eva et Artem pour m'avoir permis de m'intégrer au sein du laboratoire. J'aurais une pensée particulière pour Marwen, mon voisin de bureau, qui fut d'une très grande aide au cours de cette thèse et Ali, qui a su me redonner la motivation nécessaire à l'achèvement de cette thèse.

Pour terminer avec le laboratoire ETIS, je tiens également à remercier mes collègues artificiels au même titre que mes collègues humains.

Je remercie aussi Nathanael et Jean-Laurent, ainsi qu'à tous mes collègues, pour la confiance qu'ils m'ont accordée et avec qui je construis jour après jour l'avenir de Ween.

Passons maintenant à la famille ! Je remercie mes beaux-parents Sylvie et Jacques (qui nous a maintenant quitté) et toute la famille, pour m'avoir accueillie et accompagnée au cours de mes longues années d'études loin de mon pays natal.

Comment ne pas remercier mes parents, Michèle et Gilbert, ainsi que mes cinq frères et sœurs, Laurent, Amandine, Elisabeth, Kévin et Eloïse pour le soutien qu'ils m'ont offert tout au long de ces 28 années à leur côté. Merci aussi à Calvin, Enola, Kylan, Lucian, Zack, Elea, Lucie, Oscar, mes neveux et nièces, qui ont fait

Remerciements

de moi une "tatie" heureuse.

J'aimerais également remercier, toute ma bande de copains Audrey, Vincent, Jérémy, Charlotte, Thomas, Célia, et tous ceux que j'oublie pour leur soutien moral et leur aide au quotidien.

Pour terminer, j'aimerais souligner le fait que cette thèse n'aurait sûrement pas été ce qu'elle est sans la présence et le soutien inconditionnel de Julien, ma moitié, mon confident, le papa de notre merveilleuse petite fille, Aléna, qui a vu le jour le 4 février 2015. Elle me donne tous les jours la force de me battre pour atteindre mes objectifs.

Pour conclure, je suis fier d'avoir réussi à mener bien ce projet tout en menant une vie de famille épanouissante.

Synopsis

Dans le cadre de cette thèse, nous abordons les problèmes liés à un robot autonome devant apprendre différentes tâches sensori-motrices dans des situations d'interaction et d'imitation. D'un point de vue théorique et dans le cadre des Interactions Homme-Machine (IHM), nous aborderons notamment les notions liées aux phénomènes d'entraînement rythmiques, de coordination interpersonnelle et de synchronisation intentionnelles et non-intentionnelles qui jouent un rôle important dans les interactions sociales. En particulier nous défendons l'hypothèse que des mécanismes d'entraînement rythmiques facilitent grandement l'apprentissage dans des situations d'interactions Homme-Robot. Leur prise en compte dans la conception de nouvelles IHMs est primordiale pour les rendre plus « intuitives ». A long terme, nous aimerions que le robot puisse utiliser ces signaux sociaux pour comprendre les intentions de son partenaire.

L'utilisation d'une tâche complexe est ici nécessaire pour que le robot soit confronté à des situations d'échecs qui devront introduire des modifications de comportement non seulement de la part du partenaire mais aussi et surtout de la part du robot. Ces situations introduiront des modifications du rythme dans l'interaction au cours de l'apprentissage. Pour réussir ce pari, le robot devra être capable d'auto évaluer à la fois son comportement vis à vis de la tâche en cours d'exécution (et d'apprentissage) et son comportement d'interaction avec son partenaire.

Nous proposons de travailler sur un « robot mobile compagnon » capable d'apprendre de manière interactive (avec son compagnon) à naviguer. L'utilisation de jeux d'interaction et d'imitation comme moyen d'apprentissage mais surtout de communication permet d'envisager de nouveaux principes d'IHM (Interface Homme-Machine) où l'interaction n'est plus considérée comme une « charge », elle devient au contraire plaisante.

Abstract

In this thesis, we address the issues related to autonomous learning of different sensory-motor tasks using interaction and imitation. From a theoretical point of view and considering Human Machine Interaction (HMI), we will question the concepts linked to rhythmic entrainment, interpersonal coordination, and also intentional and unintentional synchronisations and their contribution to improve social interactions. Particularly, these mechanisms facilitate human-human interactions. Consequently, we defend the idea that taking them into account is essential to build more intuitive HMI. In near future applications, we would like to make the robot able to use these signals to improve its understanding the human partner intentions.

Using a complex task is, then, necessary to confront the robot to failures that will introduce behavioral changes for both the human and the robot agents. These situations will introduce interaction rhythm modifications during learning phases. In this aim, the robot should be able to self assess its behavior regarding both the current task to learn and its interaction with its partner.

We propose to work on a 'mobile companion robot' able to learn interactively (with its partner) to navigate. Using interaction games and imitation as a medium of learning and above all of communication, allows to consider new principles of HMI (Human Machine Interface) where the interaction is no longer considered as a 'load', it becomes rather pleasant.

Table des matières

Introduction	13
1 Interaction Homme Robot.	21
1.1 Des interactions Homme Machine aux robots compagnons.	21
1.2 Taxonomie des IHR et autonomie des robots.	24
1.3 Apparence physique et comportement du robot.	26
1.4 Évaluation de l'interaction.	27
1.5 Comprendre les interactions sociales à travers la robotique.	31
1.6 Conclusion	34
2 Synchronisation et coordination interpersonnelle : des interactions sociales aux interactions Homme/Robot.	37
2.1 Coordination interpersonnelle non-intentionnelle.	37
2.2 Phénomène d'entraînement.	40
2.3 Synchronisation interpersonnelle.	42
2.4 Psychologie et développement des coordinations interpersonnelles	44
2.5 Coordination interpersonnelle en robotique	46
2.6 Discussions	47
3 Modélisation neuronale.	49
3.1 Neurones et synapses	49
3.2 Processus d'apprentissage	52
3.2.1 Apprentissage associatif Hebbien	52
3.2.2 Apprentissage de conditionnements : Widrow et Hoff et méthode des moindres carrés	54
3.3 Processus de catégorisation et classification.	55
3.3.1 Adaptive resonance Theory	56
3.3.2 Partitionnement en K-moyennes.	56
3.4 Mécanisme de compétition : Winner Take All.	58
3.5 Champ de neurones dynamiques et fusion de stratégies.	59

3.6	Conclusions.	62
4	Initier et maintenir l'interaction avec un robot mobile	63
4.1	La synchronie pour initier l'interaction et sélectionner le bon partenaire.	64
4.1.1	Setup expérimental et méthode.	64
4.1.2	Modélisation du phénomène d'entraînement.	66
4.1.3	Validation du modèle avec des utilisateurs naïfs	69
4.1.4	Sélection du partenaire et focus d'attention	70
4.2	Reconnaissance du partenaire pour le maintien et le réengagement de l'interaction.	72
4.2.1	Setup Experimental	73
4.2.2	Présentation du modèle de reconnaissance d'objet.	74
4.2.3	Mécanisme attentionnel et apprentissage de la silhouette du partenaire.	76
4.2.4	Résultats expérimentaux.	80
4.3	Discussions	84
5	Synchronisation lors d'une tâche de navigation : adaptation du rythme d'interaction	87
5.1	Introduction	87
5.2	Setup expérimental	89
5.3	Etude du flot optique généré par une caméra en mouvement.	89
5.4	Compensation du flot optique propre au mouvement du robot.	92
5.4.1	Compensation du flot optique	92
5.4.2	Suivi du partenaire à l'aide du flot optique	94
5.5	Extraction du rythme de marche du partenaire humain.	96
5.6	Synchronisation du bras du robot avec les oscillations des jambes du partenaire.	97
5.7	Évaluation du modèle de synchronisation avec des utilisateurs naïfs	99
5.8	Discussions.	104
6	Apprentissage de tâches sensori-motrices par suivi du partenaire.	107
6.1	Navigation en robotique et positionnement.	107
6.1.1	Navigation en robotique classique.	108
6.1.2	Navigation en robotique bio-inspirée.	110
6.2	Modèle de navigation sensori-moteur	112
6.2.1	Présentation du modèle	112
6.2.2	Comparaison entre un apprentissage prescriptif et prospectif.	113

6.3	Mise en place d'un modèle d'apprentissage par imitation du partenaire.	115
6.3.1	Setup expérimental.	116
6.3.2	Apprendre au robot à rester dans une zone.	116
6.3.3	Apprendre au robot une trajectoire particulière.	121
6.3.4	Synchronisation entre le robot et son partenaire lors d'une tâche de navigation.	124
6.4	Discussions.	126
7	Evaluation de l'intuitivité du modèle et Auto-évaluation au cours de la tâche.	129
7.1	Evaluation de notre modèle d'IHR par des utilisateurs naïfs.	130
7.2	Auto-évaluation : Du suivi du partenaire vers un début d'autonomie du robot.	139
7.3	Discussions	143
	Conclusion	145
A	Outils de simulation de réseaux de neurones	171
A.1	Coeos : une interface graphique de conception d'architectures neuronales	171
A.2	Promethe : un simulateur temps-réel et distribué de réseaux de neurones	172
B	Plates-formes robotiques	175
B.1	Robot mobile d'intérieur	175
B.2	Communication réseau.	176
C	Le flot optique	177

Introduction

Problématique générale.

L'introduction des robots dans la vie quotidienne crée de nouvelles problématiques qui s'additionnent aux " défis standards " de la robotique autonome : la présence d'humains dans son environnement et le besoin d'interagir avec eux. Dans cette thèse, nous nous intéressons à la difficulté qu'ont les systèmes complexes (robots, drones, système de monitoring) à interagir dans un espace social d'une manière qui émule un travail collaboratif entre humains. Le plus grand défaut que l'on pourrait reprocher aux interfaces homme machine au sens large serait leur incapacité à s'adapter aux intentions de l'humain.

Nous souhaitons étudier et construire des nouveaux modèles d'interactions homme robot (IHR) dans le but de rendre les interactions plus "plaisantes" pour l'utilisateur. En robotique classique, les robots sont pensés par les chercheurs dans le but de réaliser une tâche particulière. Malheureusement, ces méthodes ne sont absolument pas robustes aux changements d'environnement ni à la présence de différents partenaires humains d'interaction. Dans la figure 1, nous illustrons l'importance de l'expertise de l'utilisateur lors des interactions homme robot. Le partenaire humain est souvent frustré par la non-intuitivité de l'interaction. Cette interaction qui dépend énormément de l'expérience du partenaire n'est pas plaisante. Du point de vue du robot, il est difficile d'interagir dans un monde fait pour les humains. De plus, l'introduction d'un objet fait naître le besoin de collaborer. Cette collaboration est limitée par l'incompréhension (incapacité de prédire les intentions de l'autre) entre les deux partenaires d'interaction. Le scientifique doit donc répondre à la problématique d'acceptation du robot par l'humain. Bien que l'humain soit capable de s'adapter au comportement des autres, cela lui demande une charge cognitive plus importante. S'il se retrouve en compagnie d'une personne prête à collaborer, l'interaction est alors plus agréable et naturelle. De plus, des études de psychologie ont montré que les interactions entre les humains sont facilitées par des mécanismes sociaux comme l'imitation et la coordination interpersonnelle. Nous défendons alors l'idée qu'exploiter les propriétés de stabi-

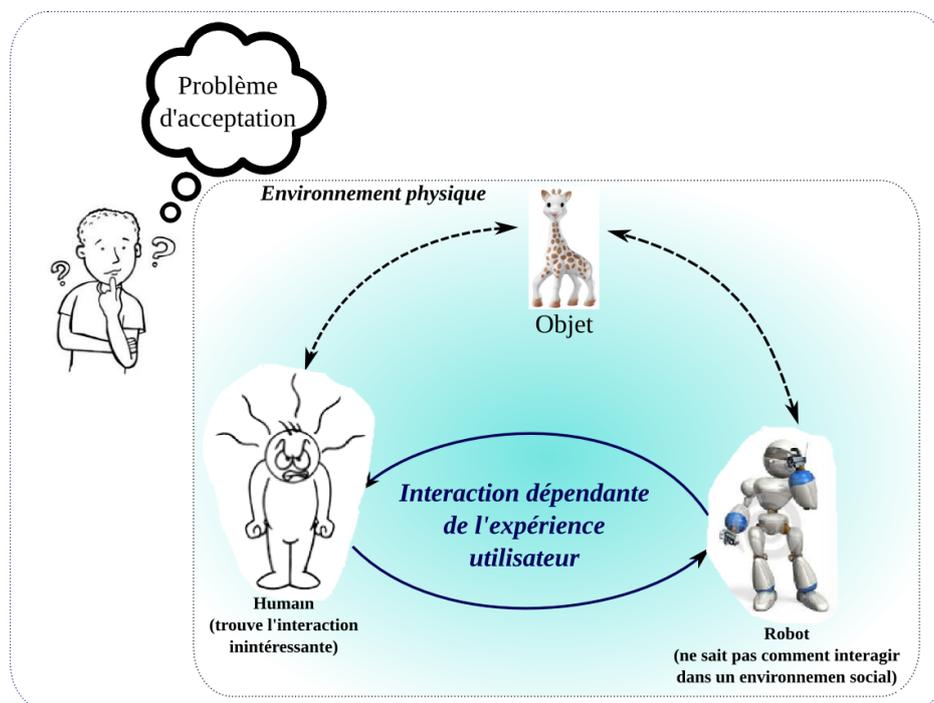


FIGURE 1 – Interaction Homme Robot triadique vue par le scientifique..

lité et d'adaptation des synchronisations non intentionnelles et des activités rythmiques peut résoudre plusieurs problèmes liés aux IHR et permettre de repenser leur conception.

Nous avons choisi de nous inspirer des interactions sociales entre humains dans le but de rendre les interactions avec le robot plus naturelles et par conséquent, plus intuitives.

S'inspirer des interactions sociales.

Les interactions sociales représentent une partie importante des nombreuses activités quotidiennes des populations. Une conséquence de cette activité interpersonnelle est que le comportement d'un individu, intentionnel ou non, est modifié par les interactions avec les autres.

De nombreux chercheurs s'intéressent à cette problématique [Minato et al., 2007], [Fong et al., 2003]. On peut aussi citer l'équipe de Rodney Brooks et Cynthia Breazeal [Brooks et al., 1999] qui ont porté le projet : Cog. Ils construisent un prototype robotique au cours de ce projet dans l'optique d'explorer les structures développementales, la notion d'embodiment, l'intégration de multiples senseurs et systèmes moteurs ainsi que les interactions sociales.

En plus de l'aspect comportemental de l'interaction, un sujet récurrent con-

cerne l'acceptation du robot par l'homme d'un point de vue physique. Une première approche consistera alors à créer des prototypes robotiques qui se rapprochent de plus en plus d'une copie physique de l'humain [Minato et al., 2004]. On retrouve par conséquent des robots ressemblant fidèlement à des humains. Malheureusement, lorsqu'ils se mettent à bouger, ils rendent les personnes mal à l'aise car leur mouvement n'est pas naturel.

Nous nous intéressons alors à la façon de bouger du robot au cours de l'interaction mais aussi de réagir aux stimuli de l'humain. Les coordinations interpersonnelles jouent un rôle particulier au cours de l'interaction. Particulièrement, le phénomène d'entraînement [Phillips-Silver et al., 2010] facilite les coordinations interpersonnelles [Amazeen et al., 1995] et le phénomène d'empathie [Richardson et al., 2007].

Nous avons choisi de tirer notre inspiration des interactions sociales entre les humains dans le but de rendre l'interaction plus plaisante pour l'utilisateur et tout aussi efficace.

Justification scientifique

Dans de précédents travaux sur l'interaction et l'imitation, les membres du laboratoire ETIS ont montré qu'un système robotique autonome conçu comme un homéostat, et dont les perceptions sont ambiguës, permet l'émergence d'une capacité d'imitation immédiate et spontanée [Gaussier et al., 1998], [Andry et al., 2002]. Cette capacité d'imitation de " bas niveau " permet à son tour d'amorcer des séquences d'apprentissage (avec un robot mobile dans le cadre de la navigation, avec un bras de robot) et d'interaction non verbale [Prepin and Gaussier, 2010].

Parallèlement, le laboratoire ETIS a montré que les modèles neurobiologiques inspirés des études sur la navigation des rongeurs et des primates décrivant les interactions entre le système visuel, l'hippocampe pouvait réellement contrôler un robot autonome évoluant de grands environnements (peu ou pas structuré et considéré comme a priori non connu). Le robot est capable d'explorer un nouvel environnement et d'apprendre par lui-même (en ligne) à revenir à certains endroits précédemment explorés. Ce modèle est complété par la prise en compte des interactions entre l'hippocampe, le cortex pré-frontal et les ganglions de la base. Ces modèles rendent aujourd'hui possible la navigation visuelle, la création de bassin d'attraction et la planification par association entre transition et récompense.

Plus récemment, l'intérêt fut porté sur la notion de synchronie et de prédiction de synchronie lors d'une interaction homme robot. Il a alors été développé un modèle donnant la possibilité à un robot, lors de phases d'imitation immédiate, de synchroniser sa propre dynamique interne avec les stimuli visuels résultants de la perception du mouvement de l'humain (flot optique).

Cette thèse s'intéressera particulièrement à l'apprentissage de tâches sensori-

motrices par le biais de jeu d'imitation. Dans le cadre de l'apprentissage d'une ronde par un ensemble de couples lieux-actions (approche sensori-motrice), l'un des principaux problèmes est la création d'un bassin d'attraction. Si l'on prescrit la trajectoire à suivre, on obtient une solution "parfaite" mais absolument pas robuste, en effet, si le robot s'éloigne de la trajectoire apprise, il ne saura pas comment revenir dessus et risque au contraire de s'en éloigner de plus en plus.

A l'inverse, si on laisse le robot "plus libre" de ses mouvements on peut lui apprendre quelle direction prendre depuis un endroit donné pour rejoindre la bonne trajectoire. On passe alors d'un apprentissage prescriptif à un apprentissage proscriptif qui permet en deux ou trois cycles d'apprentissage de la ronde d'obtenir la fabrication d'un bassin d'attraction robuste (le robot reviendra sur la trajectoire même si on le kidnape et le dépose relativement loin) [Giovannangeli and Gaussier, 2010]. Le point clé pour cet apprentissage est que le robot puisse montrer à son partenaire l'action qu'il prévoit de faire de manière à ce que l'humain adapte sa stratégie d'enseignement. Dans cette situation, l'efficacité de l'apprentissage dépend de l'alternance des tours de rôle.

Ainsi, le robot doit en outre être capable d'auto-évaluer son comportement de manière à prédire s'il s'attend à une action de son partenaire. Dans ce cas là, l'apprentissage doit sûrement suivre son cours normal. Au contraire, si l'action du partenaire était non prévue (erreur de prédiction), le robot augmentera sa "vigilance". On voit donc que cette tâche demande à la fois de prédire le rythme global de l'interaction et d'essayer de prédire localement les actions du partenaire pour se rendre compte, par exemple, si dans une situation donnée le robot n'arrive pas ou plus à progresser. Nous espérons aussi que lorsque l'humain imitera le robot cela permettra au robot d'apprendre à reconnaître quelles caractéristiques du mouvement humain sont associées à ses propres actions et donc par la suite permettre d'affiner ses capacités à mieux imiter.

Nous aimerions, dans ce cadre, intégrer notamment la notion de synchronie entre le robot compagnon et l'être humain. En effet, les psychologues considèrent la "synchronie" (corrélation temporelle) comme un des baromètres de l'interaction "naturelle" et de ce fait un paramètre très important pour l'interaction sociale. Ils ont notamment montré qu'un bébé n'interagissait plus avec sa mère lorsque celle-ci n'était plus en synchronie avec lui [Nadel et al., 1999], [Field, 1984]. La synchronie entre l'état interne du robot (sensori-motricité) et les stimuli visuels (flot optique par exemple) peut alors être considérée comme le point de départ d'une interaction sociale avec le compagnon (être humain), interaction qui peut aussi bien amener le robot à suivre, de manière synchrone, les mouvements de marche du compagnon afin d'explorer un lieu (navigation) ou alors imiter les gestes de ce dernier afin d'apprendre à saisir un objet (manipulation).

D'autre part, on définira aussi des zones "d'attention" comme étant celles où les stimuli visuels sont synchrones avec la dynamique interne du robot. Dans

un environnement non contraint, définir des zones d'attention permet la détection et la sélection du partenaire en présence de multiples stimuli visuels. Cela nécessitera de réfléchir à une architecture minimale permettant de sélectionner le bon partenaire (en fonction de son rythme, de la capacité à prédire ses actions...).

Pris tous ensemble, ces résultats fourniront des solutions efficaces pour la coopération intuitive et naturelle avec un robot et devraient également contribuer à nous faire progresser vers une compréhension de la notion de soi et d'autrui.

Contexte applicatif et problématiques

Nous nous placerons dans le contexte applicatif de l'apprentissage autonome d'une tâche sensori-motrice (navigation) à travers l'interaction et l'imitation. D'un point de vue théorique, nous aborderons notamment la notion de rythmicité de l'interaction et l'influence des synchronisations non intentionnelles dans le cadre de l'apprentissage de tâches complexes. A long terme, le robot devra être capable de prédire et anticiper les intentions de son partenaire d'interaction. L'utilisation d'une tâche complexe est alors primordial dans notre contexte. En effet, le robot doit être confronté à des situations d'échecs qui permettront d'introduire une modification du comportement de la part du partenaire mais aussi de la part du robot. Ainsi, le robot devra être capable d'auto-évaluer à la fois son comportement vis à vis de la tâche qu'il doit effectuer mais aussi son comportement d'interaction avec son partenaire. Nous travaillerons sur un robot mobile capable, non seulement d'apprendre de manière interactive, à naviguer en intérieur dans de petits et grand environnements.

Nous souhaitons qu'un utilisateur non expérimenté puisse apprendre par le biais de jeux d'interaction une trajectoire particulière à un robot. Il va donc falloir mettre en place un modèle permettant de répondre à plusieurs problématiques :

- l'initiation automatique de l'interaction et sélection du partenaire,
- focus d'attention du robot sur le partenaire et maintien de l'interaction,
- réengagement de l'interaction,
- adaptation des dynamiques d'interaction avec le rythme naturel des partenaires,
- apprentissage autonome de tâches sensori-motrices à travers des phases d'imitation
- validation de la tâche apprise et capacité du robot à auto-évaluer sa progression au cours de l'apprentissage

Présentons maintenant le scénario global de cette thèse :

- Le robot se déplace de manière autonome à son propre rythme (qui est physiquement illustré par les oscillations rythmiques de son bras) et scanne visuellement son environnement avec sa caméra.
- Si un humain se place devant lui et commence à bouger, le flot optique induit influence le rythme du robot et par conséquent les oscillations du bras. Les mouvements du bras du robot génère donc un stimulus visuel pour le partenaire humain qui pourra être "entraîné" (voir modèle d'entraînement dans le chapitre 4) rythmiquement et éventuellement non-intentionnellement. Pour le moment, nous partirons sur un modèle où le partenaire tente de se synchroniser volontairement.
- Si l'entraînement mutuel permet de faire converger les deux acteurs vers une dynamique commune, alors le robot détecte qu'un partenaire tente d'interagir avec lui. La phase d'initiation de l'interaction est terminée. Le robot arrête alors de scanner son environnement et focalise son attention sur les zones synchrones. Ceci permet de lancer l'apprentissage de la forme du partenaire.
- Lorsque le partenaire sélectionné (qu'il est maintenant capable de reconnaître visuellement) commence à bouger, le robot le suit grâce à une deuxième caméra (seule à suivre, le corps du robot reste immobile). Le partenaire peut donc montrer au robot la direction à apprendre relativement à la cellule de lieux dans laquelle il se trouve.
- S'il y a une différence entre l'orientation du corps du robot et celle de sa tête (respectivement l'orientation courante et désirée) est suffisamment grande alors une nouvelle association lieu/action (PC/a) est apprise. Le déclenchement de l'apprentissage devra être réalisé lorsque le robot aura rejoint la direction à apprendre. Dans cette première approche, le mouvement de la tête du robot et celui du corps sont sériels. Le robot suit d'abord son partenaire du regard puis lorsque la direction montrée est stable le corps réalise la même rotation (la tête étant capable de compenser ce mouvement). Ce comportement n'étant pas très naturel, nous montrons une nouvelle méthode pour le déclenchement de l'apprentissage par la suite.
- Après cette intervention du partenaire, le robot recommencera à scanner son environnement et naviguer en fonction de ce qu'il a déjà appris.

Au fur et à mesure des interactions (correction de l'humain), le robot va pouvoir apprendre un bassin d'attraction.

Plan de la thèse

Cette thèse se divisera en 7 chapitres. Dans le chapitre 1, nous introduirons les notions de base liées au sujet de cette thèse et au domaine de recherche des interactions homme machine et plus particulièrement des interactions homme robot. Nous expliquerons comment nous en sommes arrivés à vouloir créer des robots sociaux en nous inspirant des interactions sociales. Nous mettrons aussi l'accent sur la classification des robots suivant leur niveau d'autonomie puis nous expliquerons l'influence de l'apparence physique et comportementale des robots dans le contexte d'interactions avec les humains. Tous ces points nous amèneront au problème de l'évaluation des interactions. Quelles méthodes faut-il utiliser pour analyser, comparer les différents modèles d'interaction Homme Robot ? Quel point de vue adopter ? Enfin, nous expliquerons pourquoi la robotique est une bonne approche pour étudier les modèles computationnels. Cela nous permettra d'aborder l'intérêt des synchronisations et coordinations interpersonnelles pour le bon fonctionnement des interactions sociales.

Dans le chapitre 2, nous réaliserons un état de l'art sur les synchronisations et coordinations interpersonnelles. Nous verrons que ce phénomène social n'est pas exclusivement présent chez les humains mais qu'il joue un rôle fondamentale dans la communication non verbale pour de nombreuses espèces. Nous ferons un point sur la façon dont se développent les capacités d'interaction entre les individus du point de vue de la neuro-psychologie. Plus particulièrement, nous nous intéresserons aux études sur l'imitation intentionnelle ou non intentionnelle qui nous mèneront à la présentation du phénomène d'entraînement très présent chez les individus. Enfin, nous discuterons des idées importantes de cette bibliographie qui nous permettront de construire nos modèles.

Dans le chapitre 3, nous ferons une petite parenthèse pour présenter les modèles de réseaux de neurones qui nous seront utiles pour la compréhension de cette thèse. En premier lieu, nous ferons une brève analogie entre le neurone biologique et le neurone formel. Ensuite, nous nous intéresserons aux différents types d'apprentissage : apprentissage hebbien, conditionnement classique ainsi qu'aux processus de catégorisation non supervisés. Nous présenterons aussi le mécanisme de compétition de type Winner Take All qui sera très présent dans nos modèles. Enfin, nous nous consacrerons à la présentation du fonctionnement des champs de neurones dynamiques (Neural Fields) présente des propriétés intéressantes pour la fusion de stratégies (problématique présente dans cette thèse).

Dans le chapitre 4, nous entrerons dans la problématique principale de cette thèse. Comment initier et maintenir l'interaction avec un robot mobile ? De précédents travaux réalisés au laboratoire ont permis de développer un modèle permettant de sélectionner un partenaire parmi plusieurs en se basant sur le critère de détection de synchronie. En partant de la présentation de ce modèle, nous expli-

querons comment nous avons pu mettre en place un système qui permet d'initier l'interaction avec un robot puis de maintenir cette interaction grâce à la reconnaissance visuelle du partenaire. Pour aller plus loin, nous détaillerons le mécanisme attentionnel mis en place et présenterons les résultats d'une première expérience sur un robot statique mais possédant une caméra mobile.

Dans le chapitre 5, nous entamerons l'étude des interactions avec un robot réellement mobile. Un des points importants de cette thèse est de rendre la tâche d'enseignement de la trajectoire agréable pour l'utilisateur. Pour cela, le robot doit être capable d'adapter sa vitesse en fonction de celle de son partenaire humain. L'humain s'adaptant de façon naturelle alors nous entrons dans des interactions dites bidirectionnelles qui ont pour intérêt de rendre plus plaisante l'interaction. Notre étude se concentrera sur la marche côte à côte entre un robot mobile et son partenaire. En particulier, nous présenterons un modèle permettant au robot d'adapter sa vitesse mais aussi (comme lors d'une interaction entre humains) de synchroniser les mouvements (bras oscillant) du robot avec ceux de son partenaire. Enfin, une expérimentation sur des utilisateurs naïfs permettra d'identifier les limitations du modèle mais aussi les limitations techniques du robot.

Dans le chapitre 6, nous nous présenterons un bref état de l'art des modèles de navigation du point de vue de robotique classique et de celui de la robotique bio-inspirée. Nous expliquerons pourquoi nous avons fait le choix d'utiliser le modèle proposé par l'équipe Neuro-cybernétique du laboratoire ETIS qui repose sur l'apprentissage d'associations sensori-motrices. Enfin, nous présenterons le modèle d'apprentissage par imitation proposé pour l'apprentissage de la trajectoire. Nous réaliserons trois expériences qui permettront de donner des résultats préliminaires répondant à notre problématique.

Enfin, dans le chapitre 7, nous axerons notre réflexion sur l'aspect évaluation de l'interaction du point de vue de l'utilisateur naïf dans le but de justifier l'hypothèse suivante : notre modèle d'apprentissage par imitation du partenaire permet de rendre la tâche plus simple et plus agréable pour l'utilisateur. On aura alors fait un pas vers l'amélioration de l'intuitivité de notre système. Nous nous intéresserons pour finir à l'aspect évaluation du comportement du robot par le robot lui-même. Pour cela, nous présenterons un bref état de l'art des méthodes et un modèle simple d'auto-évaluation qui s'applique à notre système. Il permettra au robot de prédire si son comportement est en accord avec celui de son partenaire et permettra de ré-engager ou adapter l'apprentissage du robot si nécessaire. Nous ne présenterons que des résultats préliminaires pour cette étude.

Pour finir, nous présenterons les apports de cette thèse ainsi que les perspectives qui sont ouvertes.

Interaction Homme Robot.

L'objectif de ce chapitre est d'introduire les notions de base liées au sujet de cette thèse, c'est-à-dire les interactions Homme robot. Nous nous intéresserons particulièrement à l'état de l'art du domaine ainsi qu'aux attentes des personnes vis à vis des robots. Nous discuterons alors de la forme d'intelligence attendue lorsque l'on interagit avec un robot compagnon.

1.1 Des interactions Homme Machine aux robots compagnons.

On appelle interface homme-machine l'ensemble des dispositifs matériels et logiciels permettant à un utilisateur d'interagir avec un système. Les interfaces homme machine ont énormément évolué ses dernières années. D'une approche techno-centrée, où l'utilisateur s'adaptait à la machine nous nous sommes tournés vers une approche anthro-centrée où l'interface s'adapte à son utilisateur. Nous avons vu apparaître des interfaces graphiques tactiles vouées à une utilisation la plus intuitive possible. L'objectif est donc de mettre en place des systèmes conviviaux et attractifs. Les systèmes rétroactifs, c'est-à-dire qui sont influencés par les conséquences de leurs propres actions vont laisser place aux systèmes interactifs.

Les Interactions Homme Robot (IHR) correspondent à l'étude des interactions entre les hommes et les robots. Ce domaine de recherche est multidisciplinaire. Les contributions concernent différents domaines dont voici une liste non-exhaustive : la mécanique, l'électronique, le design, l'informatique (intelligence artificielle, vision artificielle), ... Elles s'étendent au domaine des sciences humaines et cognitives : psychologie, communication, anthropologie, langage, facteurs humains. Cet intérêt grandissant pour les IHR fait d'ailleurs naître de nouveaux questionnements du point de vue de l'éthique et de la philosophie [Feil-Seifer and Matarić, 2009].

Durant les trente dernières années, nous avons énormément appris sur la façon dont sont perçues les machines. Cela a permis d'identifier les contraintes à prendre en compte lors du développement d'IHMs. En particulier, les IHMs doivent s'adapter au comportement de l'utilisateur et non pas l'inverse. Ces remarques sont aussi valables dans le cas des interactions homme robot. Malgré tout, on note des différences entre les interfaces traditionnelles et les robots. Ces différences reposent principalement sur le fait que les robots possèdent un "corps". Ils ont accès à des informations sensorielles (vision, audition, proprioception, ...) et peuvent agir (action) sur leur environnement. De plus, ils évoluent dans un environnement réel et doivent être capable de prendre des décisions suivant certaines contraintes. Enfin, la présence d'autres agents (humains ou autres robots) dans l'environnement impose au robot d'être capable d'interagir de manière complexe.

Les avancées de la recherche en robotique et en intelligence artificielle ont permis à la fin du XXème siècle d'entrevoir l'introduction des robots dans notre quotidien. Les premiers robots, industriels ou ménagers, étaient voués à réaliser une tâche automatisée sans interaction sociale avec les humains. L'apparition de systèmes plus complexes, comme par exemple les drones ou robots compagnons, a permis de mettre en évidence les difficultés d'interactions avec ces machines. Au départ, les robots sont incapables de ressentir et d'interagir dans un monde bâti pour l'homme.

Les premiers robots étaient entièrement automatisés et répétaient une séquence de mouvements pré-codés pour réaliser une tâche précise et répétitive. Par exemple, en 1961, on assiste à l'introduction du premier robot sur une chaîne de montage de General Motors. Actuellement, il est très difficile d'entrevoir une simple interaction entre un humain et ce type de robot en fonctionnement. En effet, leur puissance et leur vitesse de déplacement rend dangereuse la présence d'un humain à leurs côtés (voir figure 1.1). Par conséquent, ces robots sont cloisonnés dans des cages métalliques pour éviter les accidents.

Pourtant, dans certains cas, la coopération entre le robot industriel (ou non) et l'humain est nécessaire. Interagir de manière sécurisée devient donc une priorité. Par conséquent, ces robots sont alors pourvu de capteurs qui leur permettent de percevoir leur environnement à travers leurs actions. De plus, de nombreux chercheurs se sont intéressés à la compliance des robots [Patterson and Lipkin, 1993], c'est-à-dire, la capacité d'un robot à avoir un comportement souple et à s'adapter à son environnement. Ces constatations ont fait naître un intérêt particulier pour l'étude des interactions entre l'homme et le robot.

L'étude des IHR doit permettre de comprendre comment les humains interagissent avec les robots de manière à bien les concevoir mécaniquement mais aussi du point de vue de l'implémentation. Peu à peu, le robot devient un partenaire d'interaction. On commence alors à parler de robot compagnon. Les robots compagnons sont voués à assister les personnes dans les tâches du quotidien.



FIGURE 1.1 – A gauche, un exemple de bras robotiques enfermés dans des cages car il serait très dangereux qu’une personne se retrouve dans leur espace de travail. A droite, un exemple de collaboration entre un bras robotique et une personne.

Ces systèmes devront alors être capable d’accomplir des tâches complexes dans un environnement dynamique en interaction avec l’humain. On pourra citer des exemples : l’assistance à la personne [Goetz and Kiesler, 2002], les robots guides dans les musées [Karaouzene et al., 2013]...

La présence dans notre quotidien de ces robots peut faire naître chez certaines personnes un sentiment d’insécurité. La prise en compte de cet aspect est d’ailleurs parfaitement illustré par Asimov qui a écrit ses trois lois de la robotique :

- un robot ne peut porter atteinte à un être humain, ni, en restant passif, permettre qu’un être humain soit exposé au danger ;
- un robot doit obéir aux ordres qui lui sont donnés par un être humain, sauf si de tels ordres entrent en conflit avec la première loi ;
- un robot doit protéger son existence tant que cette protection n’entre pas en conflit avec la première ou la deuxième loi.

L’Intelligence Artificielle a permis la conception d’agents intelligents qu’on définira par le fait qu’ils soient capables de réaliser des actes/actions intelligent(e)s. Ces agents perçoivent leur environnement et se servent de cette perception pour agir. Leurs actions sont choisies de manière à maximiser les chances de succès pour arriver à un but qui leur a été fixé [Poole, 1998],[Kim et al., 2003] tout en respectant la sécurité des personnes qu’ils les entourent. Ainsi, les interactions homme robot sont devenues plus sécurisées et permettent d’envisager le partage d’un environnement commun entre les robots et les humains.

Les premiers robots compagnons orientés grand public sont présents dans différents secteurs : l’éducation, l’assistance aux personnes âgées ou dans les hôpitaux. Un autre domaine très concerné est le domaine militaire où il est primordial que

l'interaction avec les soldats soit la plus naturelle et intuitive possible. L'autonomie est alors nécessaire pour le robot mais il est très important que le partenaire puisse le corriger si nécessaire et par conséquent interagir avec lui.

1.2 Taxonomie des IHR et autonomie des robots.

Dans l'article de Cinthia Breazeal, les IHR ont été classifiées suivant quatre paradigmes [Breazeal, 2004] :

- le robot outil : il réalise une tâche donnée.
- le cyborg : le robot et l'humain ne font qu'un, il n'est une parfaite extension du corps.
- l'avatar : le robot (avatar) est une entité dans laquelle la personne se projette pour communiquer avec d'autres personnes.
- le partenaire social (robots compagnons) : agent qui communique et interagit avec les personnes au quotidien.

Chacun se distingue des autres par la perception mentale que les personnes se font du robot lorsqu'elles interagissent avec. On pourra citer le robot aspirateur qui peut être considéré comme un outil lorsqu'il réalise sa tâche sans l'attention de l'utilisateur. A partir du moment où l'utilisateur commence à essayer de comprendre l'intelligence du robot ou essaye d'interagir avec lui (appui sur les détecteurs d'obstacles pour le faire changer de direction) alors le robot devient un compagnon. Il est très important de noter que lorsque l'on parle de compagnon, on peut considérer que le partenaire humain va vouloir donner des intentions au robot ou inversement on souhaite que le robot soit capable de prédire les intentions de son partenaire [Schrempf and Hanebeck, 2005].

Les relations entre les hommes et les robots sont en grandes parties liées à l'autonomie du robot. En robotique, on peut définir plusieurs niveaux d'autonomie allant du robot télé-opérable par l'humain au robot entièrement autonome [Yanco and Drury, 2002]. On citera quelques exemples : la Télé-opération, la semi-autonomie et l'autonomie collaborative. Scholtz propose une taxonomie des différents types d'IHR [Scholtz, 2003]. En juillet 2003, un groupe de travail du NIST (National Institute of Standards and Technology) crée le système de classification ALFUS (Autonomy Levels For Unmanned Systems) dont l'objectif est de donner des métriques pour classer les systèmes par niveaux d'autonomie (voir figure 1.2). Un premier travail important a été de définir la terminologie autour des systèmes autonomes [Huang et al., 2005].

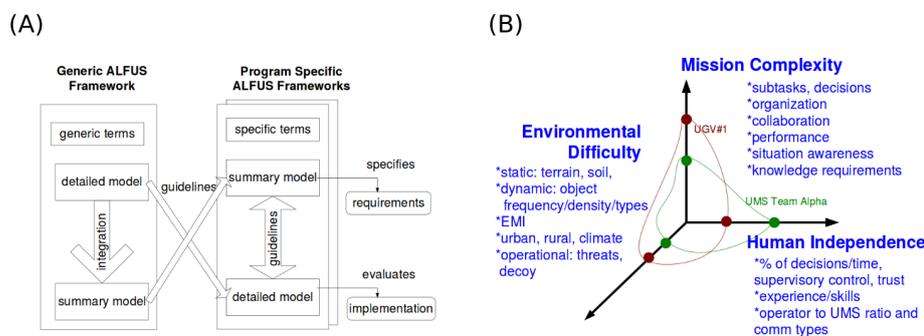


FIGURE 1.2 – A gauche (A), un schéma représentant le système de classification générique ALFUS et à droite (B), le modèle détaillé selon 3 axes (figure extraite de [Huang et al., 2005])

Parmi les méthodes pour l'évaluation des systèmes robotiques, la classification par des niveaux d'autonomie semble être la méthodologie la plus pratique pour l'utilisateur final. Le principe est simple : un tableau à niveaux définit les capacités requises pour un système, afin de correspondre à un niveau donné. Cependant, cette méthode est difficile à mettre en œuvre.

L'autonomie est un problème complexe dans le contexte des interactions homme robot. Un robot peut avoir un degré particulier d'autonomie qui varie en fonction du type d'interaction. Il ne peut néanmoins pas être le seul décideur lorsqu'il interagit avec une personne (une des raisons est la sécurité). Pour rendre l'interaction plus acceptable, il est important de s'inspirer du fonctionnement des interactions sociales pour concevoir les IHR.

Lorsque l'on s'intéresse aux robots compagnons, la réflexion est centrée sur les IHR et les systèmes robotiques complexes. De plus, les possibilités d'interactions entre les humains et les robots compagnons sont très grandes et doivent respecter des contraintes sociales que ce soit au niveau comportemental, de l'apparence physique et des compétences cognitives. En 2007, Dautenhahn définit le robot compagnon comme :

"A robot that (i) makes itself 'useful', i.e., is able to carry out a variety of tasks in order to assist humans, e.g. in a domestic home environment, and (ii) behaves socially, i.e. possesses social skills in order to be able to interact with people in a socially acceptable manner" [Dautenhahn, 2007].

Il est très important que le comportement et les compétences cognitives coïncident avec l'idée dont s'en fait l'utilisateur. Du point de vue du compor-

tement social, on citera plutôt l'intégration des robots compagnons dans la vie quotidienne de personnes vulnérables (personnes âgées, handicapées). Les robots compagnons ne doivent donc pas être envahissant, doivent être facile d'utilisation, respecter les règles d'interactions sociales. A court terme, ils sont conçus pour être des assistants mais à long terme ils pourraient devenir des compagnons.

Ces robots s'insèrent dans un processus social. On comprend alors l'intérêt de leur donner la capacité d'interagir socialement.

1.3 Apparence physique et comportement du robot.

L'apparence physique des robots est une problématique importante lorsque l'on s'intéresse aux IHR. On pourrait penser que si les robots ont une apparence humanoïde alors l'interaction sociale sera plus agréable, plus intuitive. En effet, si le robot correspond au schéma humain, il sera plus simple de comprendre et d'anticiper son comportement. Dans la réalité, il faut faire très attention lors de la conception. Masahiro Mori, un roboticien japonais, parlera de la théorie de la vallée dérangeante (de l'anglais uncanny valley) [Mori et al., 2012]. Ce terme est utilisé pour désigner une théorie scientifique, publiée pour la première fois en 1970, selon laquelle plus un robot humanoïde est similaire à un être humain, plus ses imperfections nous paraissent monstrueuses. Ainsi, certains observateurs seront plus à l'aise en face d'un robot clairement artificiel que devant un robot doté d'une peau, de vêtements et d'un visage pouvant passer pour humain. La théorie prévoit cependant qu'au delà d'un certain niveau de perfection dans l'imitation, les robots humanoïdes sont beaucoup mieux acceptés. Cela explique l'utilisation du terme de vallée : il s'agit d'une zone à franchir dans laquelle chaque progrès fait vers l'imitation humaine amènera plus de rejet avant de finalement amener une acceptation plus grande. Un prototype robotique très proche d'une copie physique de l'humain est celui de [Minato et al., 2004]. On notera l'importance de la relation entre la structure morphologique et le contrôle dynamique moteur [Lungarella and Berthouze, 2002], [Lungarella and Sporns, 2005]. L'aspect humanoïde devrait rendre le robot plus sympathique pour l'utilisateur. Le robot est plus prévisible car il a la capacité de pouvoir "bouger" comme les humains. Malgré cette similarité, on peut se demander si ce prototype ne se retrouve pas dans la vallée dérangeante.

Cette théorie de la vallée dérangeante est tout de même controversée. En fait, outre l'apparence physique, c'est plus la décorrélation entre ce que l'on attend, d'un point de vue comportemental, d'un robot qui est si proche physiquement de l'humain par rapport à son comportement réel qui est gênant pour l'homme [Marin et al., 2009]. Nous avons déjà abordé le sujet de l'intérêt de s'inspirer des interactions sociales. Ainsi, de plus en plus de chercheurs étudient comment les hommes

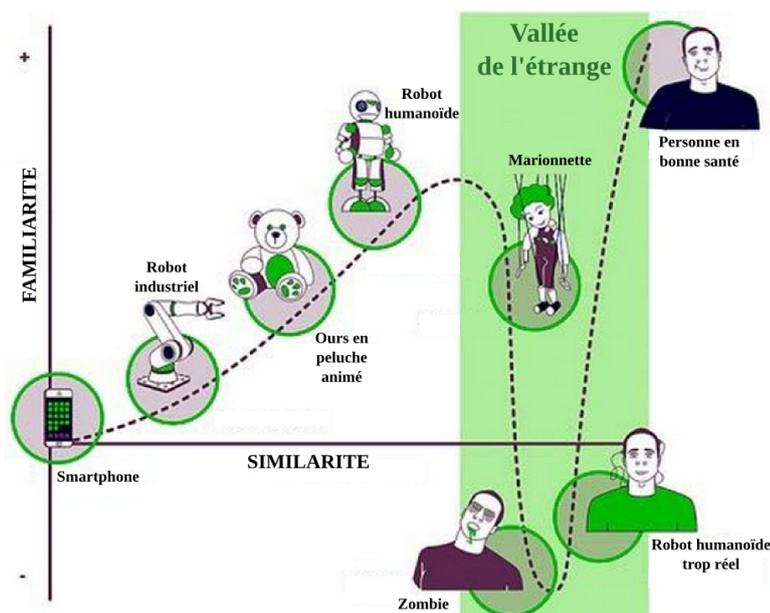


FIGURE 1.3 – Illustration de la vallée dérangeante

interagissent entre eux pour pouvoir appliquer cela aux robots [Severinson-Eklundh et al., 2003].

On souhaite s'inspirer de ce comportement pour rendre les IHR les plus naturelles possibles. Pour cela, il est nécessaire que le robot soit capable de communiquer suivant le langage corporel humain. La figure 1.4 présente différentes situations : faire des expressions faciales, serrer la main de son partenaire, imiter et marcher côte à côte. De nombreux chercheurs s'intéressent à ces problématiques. On peut citer l'équipe de Rodney Brooks et Cynthia Breazeal [Brooks et al., 1999] qui ont porté le projet : Cog project. Ils construisent un prototype robotique au cours de ce projet dans l'optique d'explorer les structures développementales, le rôle de l'embodiment [Pfeifer and Scheier, 2001], l'intégration de multiple senseurs et systèmes moteurs ainsi que les interactions sociales.

1.4 Évaluation de l'interaction.

Avant de pouvoir évaluer une interface, qu'elle soit robotique ou autre, il est nécessaire de comprendre les compétences propres à l'utilisateur et les représentations mentales qu'il se fait de l'interface. Il faut alors mettre en place des critères qui y sont liés. Des évaluations basées sur une série d'heuristiques ont permis la conception d'interfaces web et logicielles [Nielsen, 1994]. Malgré tout,

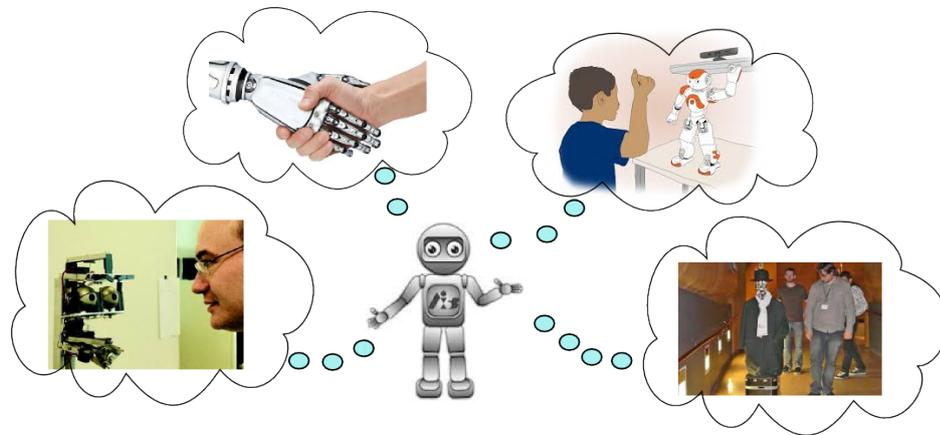


FIGURE 1.4 – Interactions sociales Homme Robot. Pour rendre les interactions intuitives, il est nécessaire que le robot soit capable de communiquer suivant le langage corporel humain. Cette figure présente différentes situations : faire des expressions faciales, serrer la main de son partenaire, imiter et marcher côte à côte.

on remarque que les interfaces actuelles varient énormément en fonction de la plate-forme et ses capteurs. Il n'est donc pas adapté de vouloir trouver des critères généraux permettant une évaluation heuristique commune à tous les types d'interfaces. Lorsque l'on s'intéresse à l'état de l'art des systèmes intelligents, on peut trouver quelques critères comme ceux proposés par Messina [Evans and Messina, 2001]. Malheureusement, ces critères sont qualitatifs et ne s'appliquent qu'aux robots seulement. Ils ne sont donc pas pertinents pour l'évaluation d'une interaction coopérative entre un robot et son utilisateur. Yanco proposera lui des méthodes pouvant aider à l'évaluation [Yanco et al., 2004].

Les trois phases classiques pour l'évaluation des interactions homme/robot sont les suivantes :

- l'étude des performances techniques du système par des tests en laboratoire (intégration, évaluation par des utilisateurs experts) ;
- l'évaluation de l'acceptation du système dans des environnements presque réels ;
- l'évaluation des effets du système lors d'expériences à long terme en conditions réelles.

Il est difficile de mettre en place une évaluation pertinente des modèles d'IHR. Une première étape à franchir est l'obtention d'un système robuste. Pour obtenir des résultats quantitatifs à partir des expériences, il faut aussi rassembler assez de candidats. Enfin, la plupart des expériences sont réalisées en laboratoire.

Cet environnement n'est pas familier pour les participants ce qui pourraient les pousser à ne pas se comporter naturellement. Par conséquent, dans ces conditions, les résultats pourraient être biaisés.

Evaluation objective et subjective

Il existe différents point de vue pour évaluer les interactions homme machine. L'évaluation peut être objective ou subjective et peut être réalisée grâce à des questionnaires. De nombreux philosophes ont débattu sur l'objectivité de la subjectivité (Bergson) et sur la subjectivité de l'objectivité (Husserl). La notion d'objectivité pose quelques problèmes particulièrement car il est compliqué de faire le lien entre des mesures quantitatives (données) et des ressentiments qualitatifs (mots). Prenons l'exemple de l'interaction avec un avatar : on souhaite mesurer l'acceptation de cet avatar par les personnes. On leur demande alors s'ils ont l'impression d'interagir avec une vraie personne. Les réponses obtenues sont très difficiles à analyser et à comparer [Gunawardena and Zittle, 1997]. Pierre de Loor propose alors de mixer des données objectives et subjectives [De Loor, 2015] tout en utilisant des méthodes classiques d'évaluation.

En ingénierie, les systèmes sont évalués de manière subjective à partir de questionnaires. Un exemple classique est le questionnaire SUS. Ce questionnaire est à l'origine « quick and dirty », donc rapidement fait sans avoir de prétentions particulières. Il a été créé par John Brooke en 1986, pour répondre à un besoin de mesure rapide d'un système électronique. Depuis ce questionnaire est régulièrement utilisé et plusieurs études ont porté sur sa validité. Il se trouve qu'il est beaucoup moins « dirty » que prévu, mais toujours aussi « quick » ! Le SUS se compose de dix questions qui permettent de recueillir le point de vue subjectif de l'utilisateur sur un système ou un service. Le SUS se base sur une échelle de Likert qui permet à l'utilisateur de répondre sur une échelle en 5 ou 7 points de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord ».

Pour construire le SUS, il a fallu identifier des questions qui provoquent des réponses tranchées. Pour cela, une cinquantaine de questions potentielles ont été posées à des utilisateurs après le test de deux systèmes différents. Les questions conservées sont celles qui provoquaient les réponses les plus extrêmes. Il y avait aussi une corrélation forte (+0,7 à +0,9) entre ces questions. La moitié des questions sélectionnées présentait un accord fort, l'autre moitié un désaccord. Dans ce questionnaire, on observe que les questions portent sur divers aspects tels que la convivialité du service, la complexité, la facilité d'apprentissage,...

Point de vue des éthologistes

Un autre point de vue pour l'évaluation des interactions homme/robot est celui des éthologistes.

L'éthologie correspond à l'étude scientifique et objective du comportement animal basée sur l'observation. Ce concept a été défini dans les années 1930-1940 par Lorentz. Vers les années 1950-1960, les concepts de l'éthologie ont été introduits en psychologie. Klein et son équipe ont adopté ce point de vue dans le but d'étudier les comportements humains [Klein et al., 2000]. En effet, il existe une similarité entre l'étude des comportements des animaux et celle des communications non-verbales chez l'humain. Récemment, Jost et Grandgeorge ont collaboré pour mettre en place une nouvelle approche pour l'évaluation des interactions homme/robot [Jost et al., 2014]. Il existe plusieurs étapes principales pour l'étude des comportements : décrire et quantifier les comportements et analyser et interpréter les données.

Ainsi, les éthologistes définissent des types de comportements qui doivent être compris de tous sans risque d'ambiguïté. La quantification des comportements s'appuie sur les méthodes générales d'échantillonnage présentées par Altmann en 1974 : échantillonnage par balayage, échantillonnage centré, échantillonnage continu et échantillonnage au hasard [Campan and Scapini, 2002]. L'analyse et l'interprétation des données se basent sur quatre points particuliers :

- La fonction du comportement : quel est l'effet de ce comportement sur les chances de survie et de reproduction ? Pourquoi l'animal se comporte de la sorte et pas d'une autre façon ?
- Le développement du comportement : Comment ce comportement évolue-t-il avec l'âge ? Quels apprentissages sont nécessaires pour l'apparition de ce comportement.
- Les causes de ce comportement : Quels sont les stimuli qui provoquent ce comportement ? Qu'est-ce qui a été modifié au cours des derniers apprentissages ?
- Chronologie du comportement : Comment évolue ce comportement suivant les espèces (voisines) ?

Pour conclure, les avantages principaux de l'analyse des IHR du point de vue de l'éthologie sont les suivants : les observations sont réalisées dans des conditions réelles (pas forcément en laboratoire). Elle permet de quantifier les données. Les observations ne se basent pas seulement sur des ressentis ou sur les croyances des participants. Elle peut se juxtaposer avec d'autres méthodologies et, enfin, cette méthodologie n'est pas invasive.

Standardiser l'évaluation ?

Pour pouvoir évaluer et comparer les interactions homme robot, il a été nécessaire de mettre en place des mesures standards. Steinfield a identifié une série de mesures et s'est intéressé aux facteurs qui pourraient introduire un biais et qui doivent être pris en compte [Steinfeld et al., 2006].

Nous allons citer quelques exemples de mesures à utiliser en fonction des domaines :

- Navigation : pourcentage de tâche accomplie, écart par rapport à la trajectoire, nombre d'obstacles qui ont été correctement évités, temps pour effectuer la tâche, temps où l'opérateur doit reprendre la main, nombre d'intervention de l'opérateur, ...
- Reconnaissance de formes : précision de la classification, robustesse à l'orientation, ...
- Performance du robot : capacité du robot à s'auto-évaluer, niveau d'autonomie du robot, ...

On pourrait trouver de nombreuses méthodes de mesures qui sont très différentes les unes des autres. La plus grande difficulté dans l'évaluation des interactions homme robot et celle des interfaces homme machine en générale est de trouver des éléments, mesures légitimes qui permettent de les comparer entre elles. Ainsi, on constatera que dans la majorité des études actuelles, les mesures sont très variées et ne sont pas forcément comparable. Une bonne méthode d'évaluation serait alors celle qui repose sur les différentes approches vues précédemment.

De plus, il est très facile d'introduire un biais lors des études réalisées pour l'évaluation d'une IHM : que ce soit à cause des questionnaires et la manière dont l'expérimentateur peut orienter la pensée du testeur, ou par l'environnement dans lequel se déroulent les expérimentations. En effet, la majorité d'entre elles sont réalisées dans les laboratoires et pas forcément en environnement "naturel" ce qui peut modifier le comportement des personnes qui interagissent avec le système.

Pour conclure, estimer la qualité d'une IHM est une tâche compliquée qui repose sur la comparaison ou corrélation entre plusieurs évaluations.

1.5 Comprendre les interactions sociales à travers la robotique.

La robotique bio-inspirée sera au cœur de cette thèse. Son objectif peut être dual : 1) s'inspirer du vivant pour construire de meilleurs modèles d'IHR 2) et

utiliser ces dernières comme plateformes de tests afin d'aider à comprendre l'humain et les mécanismes mis en jeu lors de ses interactions sociales. Dans ce qui suit, nous présentons quelques études dans cette lignée.

Les premiers travaux se sont intéressés à l'imitation. Ils ont montré que celle-ci pouvait permettre de donner de l'autonomie aux robots. Grâce à de simples comportements "sociaux" [Dautenhahn, 1995], les robots sont libres et capables de s'adapter à leur environnement physique. Jusqu'à présent, les roboticiens se sont principalement intéressés à la capacité d'apprentissage par imitation. Grâce à cette méthode, le robot peut apprendre facilement en imitant l'autre. De plus, si l'on considère une population de robots, elle permet d'accélérer la vitesse d'apprentissage [Dautenhahn, 1995], [Berthouze and Kuniyoshi, 1998], [Kuniyoshi, 1994]. Il est important de souligner que l'imitation est fondamentale pour la communication interpersonnelle et l'apprentissage chez l'homme. Elle est aussi fondamentale pour le développement et l'adaptation des comportements en fonction des interactions. L'imitation est une capacité qui permet de répondre à un certain nombre de problèmes. On peut citer de manière non-exhaustive :

L'apprentissage de nouveaux comportements :

- communiquer par le biais de l'imitation [Billard and Hayes, 1997], [Kozima, 2002], [Billard, 2001], [Demiris and Dearden, 2005]
- généraliser [Calinon et al., 2007],
- détecter la nouveauté,
- développer une curiosité artificielle [Oudeyer, 2004],
- apprendre de manière supervisée [Schaal et al., 2000], [Ijspeert et al., 2001] et auto-supervisée [Gaussier et al., 1998], [Andry et al., 2001], [Barto and Simsek, 2005],
- détecter des signaux implicites (par exemple : les causalités physiques [Arsenio et al., 2003], [Arsenio and Fitzpatrick, 2005]) et détecter les marqueurs de l'interaction [Andry et al., 2005].

La compréhension des interactions dyadiques :

- interactions homme-robot [Ogata et al., 2003], interactions robot-robot [Steels and Kaplan, 2002], [Baillie and Nottale, 2005],
- turn-taking et changement de rôle (professeur/élève devient élève/professeur) ainsi que l'attention partagée [Nadel and Butterworth, 1999],

- communications pré-verbales et les interactions par la gestuelle [Andry et al., 2001], [Kuniyoshi and Nagakubo, 1997], [Billard et al., 1998], [Cheng and Kuniyoshi, 2000].
- création des liens affectifs et leur adaptation à travers les interactions [Blanchard and Canamero, 2005].

La compréhension des interactions triadiques :

- interaction homme-robot-objet et la représentation des gestes coopératifs dans le cadre d'interactions à travers l'objet. Ces représentations utilisent des modèles de neurones miroirs [Metta et al., 1998].
- l'attention partagée qui entre en jeu dans l'utilisation d'objets [Nagai et al., 2003], [Prepin et al., 2005], [Boucenna et al., 2010].

La robotique développementale est alors un point central de ces nombreuses recherches. Les robots ont été repensés pour répondre aux problématiques précédentes. Cog and Obrero sont de bons exemples de robots utilisant une exploration active pour apprendre et appréhender leur environnement physique [Torres-Jara, 2007], [Kemp et al., 2008]. Le robot Cog produit des mouvements aléatoires avec son bras pour faire rouler ou pousser un objet. Il utilise alors le flot optique induit par ses actions pour discriminer les objets du fond et pour apprendre certaines de leurs propriétés (objet qui roule ou non). Les progrès du robot sont directement liés à ses actions et les changements qu'elles engendrent. De plus, la notion de motivation intrinsèque a été introduit par Barto et al. chez les agents artificiels dans le cadre de l'exploration de leur environnement physique [Barto et al., 2004]. Ils proposent que les expérimentations basées sur des contrôleurs prédictifs permettent au robot de découvrir son environnement physique et de le catégoriser en un nombre fini d'états [Oudeyer et al., 2007]. Cette "curiosité artificielle" est un très bon exemple de méthode pour construire une récompense interne au système. Cette récompense est très utile pour guider le développement du robot.

De précédents travaux du laboratoire ETIS ont permis de montrer que l'imitation bas-niveau de gestes simples peut être une propriété émergente d'un simple homéostat perception/action basé sur l'ambiguïté de la perception. [Gaussier et al., 1998], [Andry et al., 2002]. Dans le cas d'un bras robotique, on peut supposer que l'homéostat essaye de maintenir une certaine constance de la position de sa main dans son champ visuel. Si, par chance, le robot concentre son attention sur la main de son partenaire, conséquence d'une ambiguïté de la perception (le robot ne perçoit seulement la zone de l'image où se situe le maximum de mouvement), il va confondre la main de l'humain avec sa propre main et va tenter de réduire l'erreur entre sa proprioception et les stimuli induits par les informations visuelles

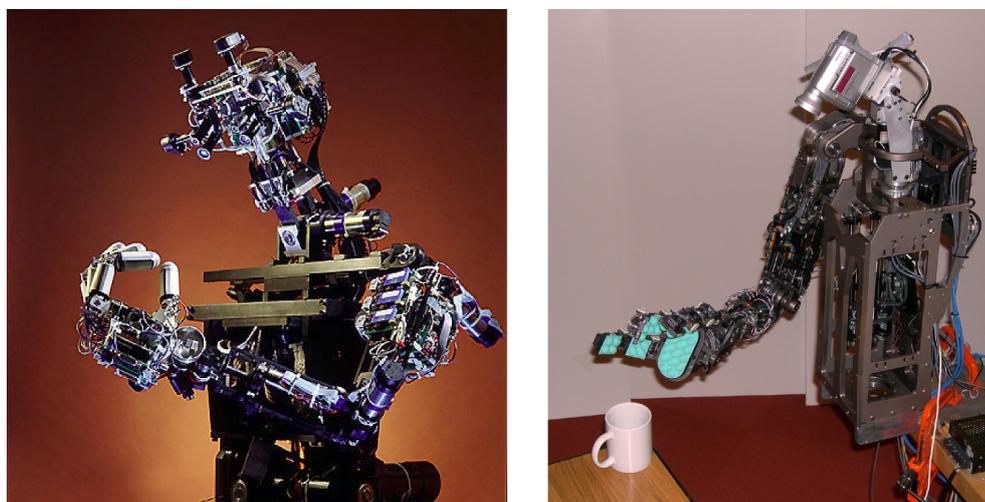


FIGURE 1.5 – Le robot Cog (à gauche) et le robot Obrero (à droite) sont deux robots du MIT créé par Rodney Brooks.

et donc réaliser le mouvement en lien avec l’information donnée par la vision. On voit ainsi l’émergence d’une capacité d’imitation immédiate .

Pour conclure, l’imitation peut être la conséquence d’un effet de bord de l’ambiguïté de la perception dans un système homéostatique [Gaussier et al., 1998], [Andry et al., 2002]. Le couplage de ce système avec un modèle neuronal de l’hippocampe ainsi que celui d’autres aires du cerveau permet au robot d’apprendre à prédire et à reproduire de simples séquences sensori-motrices [Banquet et al., 2005], [Gaussier et al., 2002], [Hok et al., 2007], [Gaussier et al., 2007], [Andry et al., 2004].

La sélection ou le renforcement de séquences d’actions correctes peuvent être accomplis à travers les interactions entre agents. Il n’y a pas besoin d’un système explicite de récompense ou punition [Andry et al., 2001]. La capacité à prédire le rythme d’interaction pourra être associée à une récompense positive tandis que l’incapacité à prédire ce rythme pourra générer des récompenses négatives [Prepin and Gaussier, 2010]. Dans des exemples simples, les travaux du laboratoire ETIS ont montré que la prédiction du rythme d’interaction peut être utilisée par un ordinateur ou un robot pour adapter de manière autonome son comportement face à des règles arbitraires [Andry et al., 2001] , [Andry et al., 2011].

1.6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de faire un état de l’art sur le contexte de cette thèse : les interactions homme robot. Les premières IHR reposaient sur la capacité

d'adaptation de l'humain. L'évaluation de ces systèmes a montré qu'il était nécessaire de repenser cette approche. Ainsi, nous avons fait le choix de nous inspirer des interactions sociales dans le but de rendre plus intuitives les interactions entre l'humain et le robot. Le point fait ci-dessus sur les capacités d'autonomie des robots justifie en grande partie notre approche. Nous en concluons en effet, qu'il est important, pour une meilleure interaction, que celle-ci soit **bidirectionnelle**. Par bidirectionnelle, il est entendu une capacité mutuelle à la fois de l'humain et du robot à s'adapter à son partenaire.

L'humain est naturellement doté d'une capacité d'adaptation qui engendre néanmoins une charge cognitive plus ou moins grande suivant le degré d'intuitivité de l'interaction. Par conséquent, notre objectif est de nous inspirer des processus qui facilitent les interactions sociales entre les humains. Plus précisément, parmi les nombreux mécanismes mis en jeu lors des interactions sociales, nous nous intéresseront spécifiquement à deux phénomènes primordiaux pour la coordination interpersonnelle que sont : l'imitation et la synchronisation. Le chapitre suivant détaillera, par conséquent, l'état de l'art sur la synchronisation et la coordination interpersonnelle qui seront au cœur de notre étude.

Une des difficultés consistera, bien entendu, à valider nos hypothèses par des évaluations efficaces de nos modèles et des IHM qu'ils engendrent. Nous avons vu qu'il existait de nombreux points de vue sur le sujet : objective/subjectif ; psychologie/éthologie ; etc... mais aussi de nombreuses mesures standards pour le domaine. Nous avons aussi précisé la difficulté d'obtention de résultats non biaisés. Par exemple, lorsqu'un utilisateur tente d'évaluer une IHM, il peut être difficile de savoir si ce dernier n'anticipe pas le résultat voulu par l'expérimentateur. Ainsi, nous chercherons à valider nos résultats en utilisant diverses approches.

Synchronisation et coordination interpersonnelle : des interactions sociales aux interactions Homme/Robot.

Les interactions sociales représentent une partie importante des nombreuses activités quotidiennes des populations. Une conséquence de cette activité interpersonnelle est que le comportement d'un individu, intentionnel ou non, est modifié par les interactions avec les autres. Les modifications des comportements individuels et collectifs vont de l'imitation à la synchronisation spontanée, elles ont été observées dans des groupes dont la taille varie, de dyades à des milliers de personnes [Oullier et al., 2008].

L'un des objectifs principaux de cette thèse est de travailler sur des mécanismes, notions ou caractéristiques inspirés de ces interactions sociales et permettant de repenser les interactions entre l'homme et le robot dans le but de les rendre intuitives et naturelles. Ceci signifie que le robot doit être capable d'identifier les signaux importants de l'interaction mais aussi d'adapter sa dynamique en fonction du comportement de son partenaire.

Dans ce cadre, nous nous intéressons plus particulièrement aux aspects d'imitation, d'adaptation rythmique et de synchronisation en lien avec les coordinations interpersonnelles que nous allons maintenant introduire.

2.1 Coordination interpersonnelle non-intentionnelle.

Le comportement d'un individu dit "social" est influencé par celui des autres individus qui l'entourent. On parlera alors de coordination interpersonnelle. Ce

phénomène est le résultat d'une adaptation réciproque du comportement des partenaires [Hari and Kujala, 2009].

La coordination interpersonnelle joue un rôle très important dans la communication non-verbale. Elle peut être liée au facteur d'intimité entre les personnes [Hove and Risen, 2009]. De plus, elle pourrait avoir été sélectionnée au cours de l'évolution grâce à son influence sur la cohésion sociale [Freeman III, 1998]. Plus précisément, la coordination interpersonnelle permet aux personnes de mieux comprendre les actions de l'autre, et ainsi, de créer des liens sociaux.

On peut définir deux types de coordination : le matching comportemental (imitation) et la synchronisation interpersonnelle (mouvement synchrone dans le temps) [Bernieri and Rosenthal, 1991].

Par ailleurs, ces coordinations interpersonnelles peuvent revêtir un caractère "intentionnel" ou "non-intentionnel". La notion d'intentionnalité repose sur un concept décrit par Franz Brentano et repris ensuite par Husserl. En 1997, Malle et Knobe ont proposé un modèle du concept de l'intentionnalité [Malle and Knobe, 1997] reposant sur plusieurs études. Ce concept désigne le caractère fondamentalement orienté de la conscience vis-à-vis d'un objet, quel qu'il soit. L'intentionnalité est le fait d'"être conscient de". Lorsque les philosophes définissent l'intentionnalité, ils distinguent le point de vue psychique du point de vue physique.

L'intentionnalité a un rôle central dans la perception des objets ou des autres. D'après Husserl, l'intentionnalité est un *"opérateur d'anticipation qui permet à l'esprit de combler les « blancs » ou « vides » de la perception pour constituer un objet intégral pour la conscience"*. Par exemple, nous ne nous contentons pas d'appréhender un dos ou un profil lorsque nous observons une personne, mais nous nous attendons à ce que les caractéristiques qui sont masquées pour la perception puissent être données. Ce concept est important lorsque l'on parle d'imitation dont on distinguera deux types : intentionnelle et non intentionnelle.

Habituellement, on constate qu'un phénomène d'imitation se produit lorsqu'une personne tente de reproduire explicitement et intentionnellement les mouvements moteurs d'une autre personne. Par exemple, lorsqu'un enfant imite sa mère en train d'applaudir. On parlera alors d'imitation intentionnelle. Il a été suggéré par Meltzoff que ce phénomène joue un rôle clé dans l'apprentissage de nombreuses capacités incluant des compétences motrices et le langage. Il pourrait aussi jouer un rôle dans la compréhension des buts, des intentions et les envies des autres individus [Meltzoff and Moore, 2002]. Iacoboni affirme que les neurones miroirs (situés dans le système pré-moteur et la région pariétale du cerveau) sont activés lorsqu'un individu est en train d'observer et de réaliser une tâche [Iacoboni, 2009].

Par opposition, l'imitation immédiate est une prédisposition innée qui pousse les personnes à reproduire le comportement d'autrui de manière inconsciente au cours d'une interaction. Chartrand parlera de l'effet caméléon : "Un bon bâilleur

en fait bâiller deux" [Chartrand and Bargh, 1999]. Il sera repris un peu plus tard par Lakin [Lakin et al., 2003].

Un très bon exemple de coordination non-intentionnelle est lorsque deux personnes marchent côte à côte, les oscillations de leurs jambes se coordonnent de manière inconsciente. De plus, [Issartel et al., 2007] ont étudié les coordinations interpersonnelles en demandant explicitement aux participants de ne pas se laisser perturber. Les résultats ont montré que même s'ils essayaient de suivre la consigne ils ne pouvaient pas s'empêcher d'être influencé par l'autre. Ceci est la preuve que lorsque deux personnes partagent les mêmes informations visuelles, ils se coordonnent non-intentionnellement. On pourra ajouter un autre point : les personnes souffrant de schizophrénie ne se coordonnent pas de manière intentionnelle alors que les coordinations non intentionnelles ne sont pas impactées [Varlet et al., 2012].

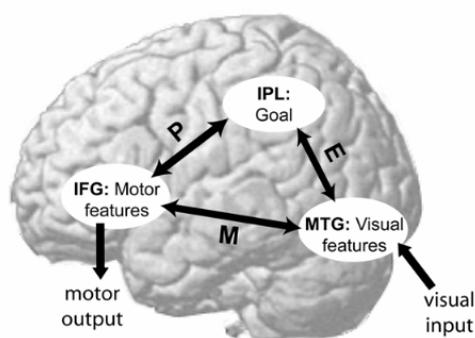


FIGURE 2.1 – Le modèle EP-M de Hamilton. Dans ce modèle on peut distinguer trois régions qui ont un rôle pour le traitement des informations motrices et sociales qui ne comprennent pas le système de neurones miroirs. Le MTG (gyrus temporal moyen : gyrus du lobe temporal du cortex cérébral) fournit une représentation visuelle des caractéristiques cinématiques des actions observées. Le IPL (lobe pariétal inférieur) permet de représenter le but de l'action et le IFG (gyrus frontal inférieur) contient une représentation motrice des caractéristiques cinématiques de l'action. Il y a trois voies par lesquelles les informations transitent. La voie E allant du MTG au IPL permet l'apprentissage par imitation et la compréhension du but de l'action. La voie P allant de IPL au IFG permet la planification de l'action. Ensemble, ces deux voies forment la voie indirecte EP responsable des comportements sociaux. En opposition à cela, la voie M permet la création d'associations directes entre les représentations des cinématiques visuelles et motrices et permet les comportements d'imitation.

2.2 Phénomène d'entraînement.

La capacité de coordination motrice implique d'avoir la faculté à être "entraîné" (mouvement) par des stimuli extérieurs provenant ou non d'autres personnes. Ce phénomène, pouvant être intentionnel ou non-intentionnel, est très présent chez l'homme lors de ses interactions sociales.

Les premières études du phénomène d'entraînement datent des années 1980. Wylie fut un des premiers à penser que ce phénomène jouait un rôle essentiel dans les communications interpersonnelles. Bernieri voit dans ce phénomène une nouvelle méthode pour étudier les coordinations interpersonnelles. Pour cela, il s'intéresse au cas particulier d'une mère et son enfant. Le résultat de son étude montre que les interactions sont facilitées grâce à la synchronisation [Bernieri and Rosenthal, 1991]. En 1995, McNeill explique que ce phénomène peut faciliter des situations complexes et interdépendantes de coordination dont on pourra donner quelques exemples : sport, jeux, communication verbale, expressions émotionnelles, ainsi que la musique et la danse [McNeill, 1997], [Large, 2000]. De nombreuses études ont pu être effectuées en fonction des différents contextes. Ce phénomène d'entraînement permet d'indiquer une perception mutuelle au cours d'une expérience sociale. Il est un des mécanismes à l'origine de l'imitation physique et émotionnelle [Richardson et al., 2007] [Gallese et al., 2004]. D'après Phillips-Silver, le phénomène repose sur la présence de trois blocs fondamentaux [Phillips-Silver et al., 2010] : la détection de signaux rythmiques, la production d'informations rythmiques et l'intégration de ces deux systèmes.

Phillips parle d'entraînement social lorsque des individus se co-entraînent c'est-à-dire lorsque les sorties rythmiques générées par les uns deviennent les entrées rythmiques des autres. Ce phénomène aussi appelé entraînement interpersonnel a été observé chez de nombreuses espèces [Clayton et al., 2005]. L'entraînement social, et l'auto-entraînement, joue un grand rôle dans les activités comme la musique ou la danse et permet aux différents individus de se synchroniser de manière non-intentionnelle. On parlera alors de deux autres catégories : l'entraînement mutuel ou bidirectionnel et l'entraînement social collectif (voir figure 2.2).

Dans le cas de l'entraînement mutuel (voir figure 2.2), il se crée une boucle entre les deux individus : les productions rythmiques de l'un devenant l'entrée rythmique de l'autre. Il est très probable que ce processus joue un rôle dans les interactions dyadiques [Merker, 2000] mais aussi dans les situations de tour de rôle (turn taking) [Wilson and Wilson, 2005]. L'entraînement mutuel améliorerait aussi la synchronisation entre des partenaires de danse. En effet, chacun des partenaires va pouvoir ajuster son comportement au niveau moteur en fonction des mouvements rythmiques de l'autre et ainsi se synchronisera plus facilement (et non-intentionnellement) avec son partenaire. l'expérience sera alors plus agréable

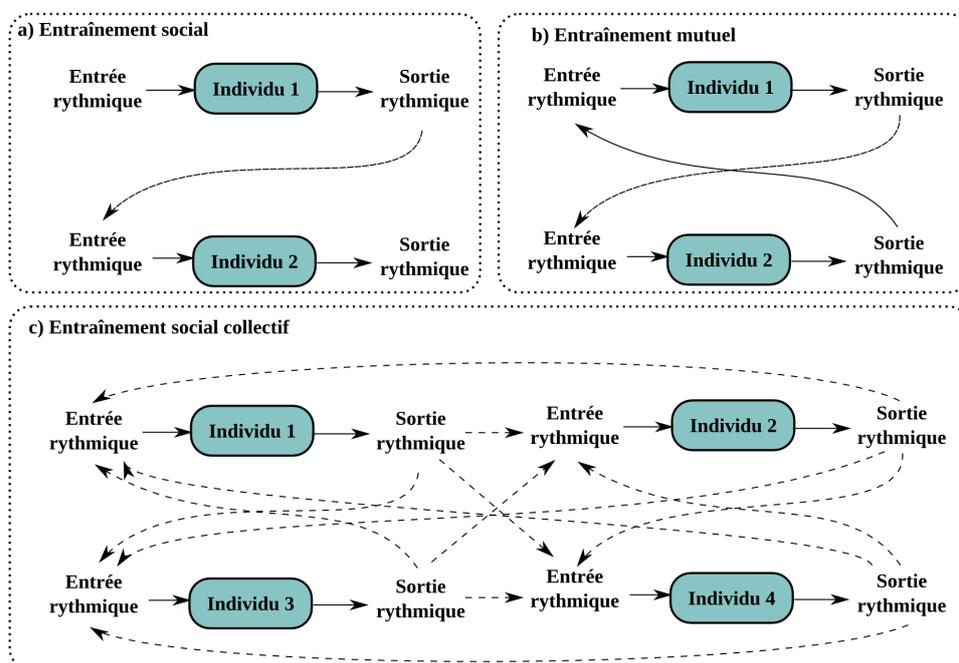


FIGURE 2.2 – Modélisation du phénomène l’entraînement social d’après Phillips [Phillips-Silver et al., 2010]. a) L’entraînement social (uni-directionnel) se produit lorsqu’un individu ayant des capacités à être entraîné utilise les sorties rythmiques d’un autre individu comme signal d’entrée de son propre système d’oscillateurs. b) L’entraînement social mutuel ou bidirectionnel se produit lorsque deux individus se co-entraînent. c) L’entraînement social collectif se produit lorsqu’un groupe d’individus se co-entraînent les uns les autres.

pour les danseurs. De l’extérieur, les observateurs remarqueront une meilleure cohésion entre les deux partenaires.

L’entraînement social collectif (Figure 2.2c) est très similaire à l’entraînement mutuel, mais au lieu de le caractériser par une "boucle" entre deux individus en interaction rythmique, il est caractérisé par un réseau avec des connections entrées-sorties entre chaque individu à l’intérieur du groupe. On peut faire l’hypothèse que l’entraînement collectif a le même rôle au sein du groupe que l’aurait l’entraînement mutuel au sein d’une dyade. Par exemple, il permettrait de maintenir une cohésion au sein d’un orchestre ou d’un groupe de danse. Plus généralement, il permettrait de faciliter les interactions comme par exemple dans un groupe conversationnel ou encore n’importe quelle tâche nécessitant que les mouvements de l’un soient liés aux mouvements de l’autre.

Ces systèmes d’entraînement social favoriseraient les capacités à détecter des signaux intentionnels produits par des agents. De plus, chez l’homme, la re-

connaissance d'un signal rythmique ayant pour conséquence une potentielle coordination joue un rôle dans l'activation du système. De plus, dans le contexte d'attention partagée, ce phénomène permet de mettre en place une meilleure coordination comme par exemple lors de discussion, permettant de simplifier les tours de parole. Ce phénomène n'ait pas uniquement présent dans les processus intentionnels. En effet, les études de Marin et al., à titre d'exemple, ont montré qu'on ne pouvait s'empêcher d'être entraîné par l'autre [Issartel et al., 2007] montrant l'importance de ce phénomène dans les processus non-intentionnels.

2.3 Synchronisation interpersonnelle.

Précédemment, nous avons vu que des partenaires s'entraînaient mutuellement au cours de l'interaction de manière non intentionnelle. L'interaction est ainsi facilitée par ce phénomène. Maintenant, nous allons introduire un nouvel aspect qui est celui de la synchronisation au cours des interactions. La synchronisation peut être considérée comme la résultante d'effets d'entraînements mutuels aboutissant à une convergence rythmique (en fréquence et en phase) durant l'interaction. Dans cette section, nous présenterons un état de l'art détaillé sur le phénomène de "Synchronie" en nous basant sur des études spécifiques aux domaines de la psychologie et la neurobiologie ainsi que sur les contributions dans le domaine de la robotique.

Synchronisation et systèmes biologiques

La synchronisation est un phénomène déjà omniprésent dans la nature [Glass, 2001]. Elle est définie comme le résultat d'une coordination de plusieurs opérations entre elles provoquée par un couplage d'énergie ou un transfert d'informations [Pikovsky et al., 2003]. On pourra citer plusieurs exemples comme la synchronisation des vols d'oiseaux, le clignotement des lucioles, ... Dans le cas des lucioles, elles se rassemblent à un endroit particulier et se mettent à clignoter en synchronie. Bien que chacune possède son rythme particulier, elles sont capables d'interagir entre elles et d'adapter leur fréquence en fonction des autres [Mirollo and Strogatz, 1990]. Le chant des grillons est un autre exemple de couplage d'oscillateurs [Walker, 1969]. Pour mettre en évidence les capacités de couplage des grillons, Strogatz et Duncan ont tenté de perturber ces insectes. Ainsi, s'ils ne peuvent pas entendre l'autre ils ne se synchronisent pas, si l'un des grillons chante plus fort le partenaire fera de même. Il est possible de trouver d'autres exemples de synchronisation au sein même d'un individu. Le rythme circadien, par exemple, a une très grande importance pour notre organisme. Il permet de réguler les phases de sommeil et d'éveil sur un cycle de 24 heures ainsi que la température du corps. Différents facteurs entrent en jeu dans cette régulation

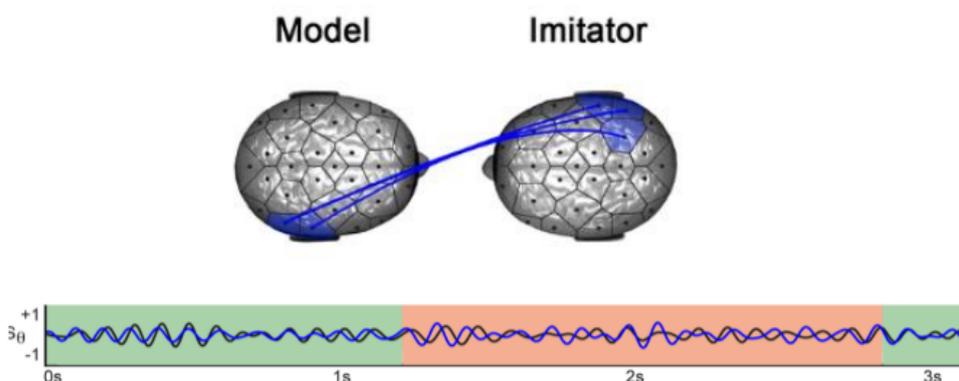


FIGURE 2.3 – Observation des ondes alpha dans le lobe centro-pariétal durant une interaction. Les deux partenaires sont en synchronisation motrice dans la partie verte.

comme l’alternance jour/nuit (influence de l’environnement extérieur sur l’organisme) [Hastings et al., 2003]. De plus, des études de physiologie, qui s’intéressent au phénomène d’entraînement, ont mis en évidence la synchronisation du rythme cardiaque et respiratoire des partenaires d’interactions durant des phases de communication en face à face [Watanabe and Okubo, 1997].

Synchronisation et neurobiologie

L’apparition de la magnétoencéphalographie (MEG) et de l’électroencéphalographie (EEG) au siècle dernier, a permis de mettre en évidence l’existence des rythmes cérébraux. Des études en double EEG (électroencéphalogramme) ont rapporté des oscillations synchrones inter-cerveau dans un contexte social. Pendant une interaction, ces études ont démontré que la synchronie comportementale est accompagnée par des couplages oscillatoires au niveau cortical. Les neurones de la population observée sont excités en même temps et s’activent à la même fréquence [Pfeuty et al., 2003]. Les deux cerveaux sont liés par plusieurs bandes de fréquences oscillant dans les régions temporales et pariétales des deux partenaires (figure 2.3). Les régions temporales et pariétales ont été suggérées pour jouer un rôle central dans l’interaction sociale [Tognoli et al., 2007] [Dumas et al., 2010].

Toutes ces données nous permettent de conclure que ces synchronisations interpersonnelles ne sont pas la conséquence de la planification de processus haut niveau mais plutôt le résultat de la synchronisation bas niveau de populations de neurones liée au flot sensoriel. Dans le cas contraire, on ne pourrait obtenir une synchronisation aussi rapide (de l’ordre de la milliseconde).

2.4 Psychologie et développement des coordinations interpersonnelles

Un grand nombre d'études s'intéresse à la façon dont les nourrissons détectent les changements dans les réponses de l'autre lors des interactions en face-à-face.

Le paradigme "still-face" introduit par [Nadel et al., 2005b] en 1978 a été largement étudié dans le cas d'interaction pré-verbale. Il consiste à garder un visage neutre en face de l'enfant après quelques minutes d'interaction avec l'enfant. Un fait marquant a été mis en évidence : cette rupture brutale du rythme d'interaction entraîne la diminution des réponses positives de l'enfant. De plus, des interactions désynchronisées (dans une configuration de vidéoconférence) entre une mère et son bébé peuvent induire des réactions très négatives chez le bébé (et la nécessité d'arrêter l'expérience [Nadel et al., 2005a]). De nombreuses études sur le développement de l'enfant considèrent que celui-ci est préparé de manière innée (génétiquement et physiologiquement) à ce type d'interaction [Nagy, 2011], [Porges and Furman, 2011], [Trevarthen, 2011]. Cette théorie soutient le fait que la cognition sociale serait à l'origine du développement plutôt qu'une conséquence comme le pense Piaget [Piaget, 1954]. Ainsi, à la naissance, le cerveau du nourrisson est prêt à reconnaître des visages humains, de soutenir le regard des autres [Rigato et al., 2011], de répondre émotionnellement aux mouvements biologiques et à imiter les autres avec des capacités limitées. Nous pouvons citer comme exemple : le nouveau-né est capable d'imiter l'ouverture de la bouche, une protusion de la langue [Kugiumutzakis, 1999] [Meltzoff and Moore, 1983], un clignement d'oeil et des expressions faciales primaires [Field et al., 1982].

Par conséquent, cette imitation précoce du nouveau-né pourrait suggérer qu'elle est soit innée ou acquise très rapidement grâce à la capacité à reconnaître et focaliser son attention sur une silhouette humaine. Enfin, que les circuits neuro-naux soient précablés ou non, ils influencent forcément le développement cognitif des nouveau-nés et permettent d'appréhender le monde physique comme le monde social.

Plusieurs caractéristiques pertinentes sont déterminantes pour le développement d'un cerveau social. Les jeunes enfants, même au stade préverbal, sont capables de maintenir des interactions bidirectionnelles (de type tour de rôle) sans l'utilisation de codes spécifiques [Meltzoff and Prinz, 2002]. Ils sont capables d'identifier les pauses lors de communication en face-à-face et ainsi d'interagir au bon moment [Anglin et al., 1980]. Encore plus tôt dans le développement, on constate lorsque le bébé boit au biberon des phases d'alternance entre la mère et l'enfant. La mère stimule le nourrisson en bougeant le biberon et ce dernier ne recommence à téter que lorsque sa mère s'arrête de bouger.

Ainsi, les bébés sont dotés de compétences qui leur permettent d'exploiter des informations sensori-motrices durant les phases d'interactions [Rochat, 2003]. On constate alors que les nouveau-nés (entre 2 et 48 heures après la naissance) sont capables d'anticiper la causalité entre deux événements, et aussi réaliser une expression négative si le deuxième événement ne suit pas le premier [Goslin and Aldous, 1969] [Blass et al., 1984]. [Gergely and Watson, 1999] et Watson ont unifié ces conclusions dans leur modèle de détection de contingence (DCM) en étendant la notion de causalité à des événements sociaux. Selon ce modèle, les nourrissons sont capables de distinguer la causalité provoquée par leurs propres actions. Selon ce modèle, les nourrissons sont capables de distinguer la causalité provoquée par leurs actions propres (on constate une rétroaction directe induisant une synchronie parfaite avec leurs actions motrices). Par exemple, à partir des contingences des interactions sociales (conséquences d'une synchronie régulière mais qui n'est pas parfaite entre les stimuli du bébé et la réponse de la personne qui prend soin de lui), le nourrisson est capable de voir et/ou percevoir les mouvements de son propre corps.

A partir de là, la détection de contingence peut être considérée comme une des clés du mécanisme du développement cognitif personnel et social [Hiraki, 2006]. Nadel et son équipe ont pu montrer que les échanges interpersonnels étaient d'autant plus étroit que lorsque l'on se trouve dans un jeu d'imitation. Pour démontrer cela, ils ont fourni des objets similaires aux deux inter-acteurs dans le but de faciliter le développement d'imitations simultanées. Les échanges émotionnels entre les inter-acteurs résultant de cette expérience sont très positifs (voir [Nadel and Décety, 2015] et [Nadel and Muir, 2005]). Des récentes données en neuro-imagerie soutiennent l'existence de ce mécanisme.

Les études sur les fonctions neurones miroirs (MNS : mirror neuron systems) ont montré que ceux-ci présentaient une activité aussi bien lorsqu'un individu exécute une action que lorsqu'il observe un autre individu exécuter la même action, ou même lorsqu'il l'imagine. Les neurones miroirs joueraient un rôle dans la cognition sociale, notamment dans l'apprentissage par imitation, mais aussi dans les processus affectifs. Un certain nombre de chercheurs (comme les psychologues [Preston and De Waal, 2002], [Decety, 2002] et [Gallese and Goldman, 1998]) ont proposé que les neurones miroirs jouent un rôle important dans l'empathie, c'est-à-dire dans la capacité à percevoir et reconnaître les émotions d'autrui, notamment sur la base du fait qu'un système miroir semble exister pour les émotions : par exemple, la partie antérieure du lobe de l'insula, est active aussi bien quand la personne éprouve du dégoût que lorsqu'elle voit quelqu'un exprimant du dégoût. Cela éclaire d'un jour nouveau le phénomène connu de contagion émotionnelle et les effets de masse.

L'interprétation de ces données est donc que le système miroir des émotions permet de simuler l'état émotionnel d'autrui dans notre cerveau et donc de mieux

identifier les émotions éprouvées par les individus de notre entourage.

Par ailleurs, D'après les psychologues qui s'intéressent au développement, la synchronie est au cœur des interactions entre une mère et son enfant [Feldman, 2007] [Schmidt and Richardson, 2008]. Un aspect intéressant de ces inter-synchronisations individuelles est leur nature involontaire. On donnera l'exemple des nourrissons qui synchronisent les mouvements de leurs jambes avec le rythme de la parole des adultes [Condon and Sander, 1974]. Le mécanisme de détection de synchronisation joue un rôle très important dans l'apprentissage et le développement cognitif des jeunes enfants [Berthouze and Metta, 2004] (apprentissage du langage [Gogate and Bahrick, 1998], capacités d'interaction avec un objet [Watson, 1972], la conscience et le contrôle de soi [Gergely and Watson, 1999]).

Ainsi, la synchronie est un mécanisme fondamental pour permettre la communication chez les très jeunes enfants. Elle peut servir de signal de renforcement pour évaluer la qualité de l'interaction. Un autre point important est que la synchronie peut être une conséquence de l'interaction mais elle est aussi la cause qui permet de maintenir cette interaction. La synchronie doit être considérée comme un paradigme d'énaction [Maturana and Varela, 1981] [Gergely and Watson, 1999]. On notera que la notion d'énaction est une façon de concevoir la cognition qui met l'accent sur la manière dont les organismes et esprits humains s'organisent eux-mêmes en interaction avec l'environnement. Proulx se servira aussi de ce paradigme pour tenter de mieux comprendre notre activité langagière que se soit pour la parole mais surtout pour les gestes qui y sont associés [Proulx, 2004]. Begg s'intéressera aussi à l'*énactivisme* pour comprendre les méthodes d'apprentissage et d'enseignement [Begg, 2013].

2.5 Coordination interpersonnelle en robotique

Divers travaux ont montré qu'une coordination synchrone permet de créer un lien particulier (verrouillage de phase bidirectionnelle) entre le robot et son professeur [Prepin and Revel, 2007], [Blanchard and Nadel, 2009], [Revel and Andry, 2009]. Blanchard et Canamero ont proposé un système de détection de vitesse pour synchroniser les mouvements de deux agents. L'objectif consistait à améliorer la réactivité des agents dans le contexte de tâche de coordinations [Blanchard and Canamero, 2005].

Qiming Shen et al. ont comparé la coordination motrice ainsi que les interférences motrices engendrées par la présence de différents stimuli visuels (robot, pendule et un point en mouvement) dans le champ visuel d'une personne réalisant des mouvements rythmiques [Shen et al., 2011]. Les auteurs en concluent que les participants ont tendance à mieux se synchroniser avec des agents ayant une apparence humanoïde. Ce qui veut dire que les interactions homme/robot seront

facilitées si le robot se rapproche d'une entité sociale (physiquement ou du point de vue comportemental). De plus, Marin et son équipe ont mis en évidence le fait que la résonance motrice entre les robots et les humains joue un rôle important dans l'amélioration des compétences sociales au cours des interactions [Marin et al., 2009].

Michalowski et al. ont implémenté un robot capable de danser dans le but d'analyser les propriétés et l'intérêt de la synchronisation des mouvements lors des interactions sociales [Michalowski et al., 2007]. Ikegami et Iizuka se sont eux intéressés aux algorithmes génétiques et ont montré que le couplage et le turn-taking entre deux agents est très sensible à la dynamique des interactions [Ikegami and Iizuka, 2003].

Crick et al. ont programmé un robot capable de jouer de la batterie (dans un groupe de batteurs) grâce à l'intégration de diverses entrées sensorielles (oscillateurs). Ils ont montré que la fusion des données de différents capteurs permettait d'établir une synchronisation très précise entre les hommes et les robots et cela même si les entrées sont bruitées [Crick et al., 2006].

Pitti et al. ont montré comment il était possible pour un robot d'explorer et de contrôler dynamiquement son propre rythme à travers les interactions avec l'environnement grâce à la modélisation du réseau locomoteur spinal humain (CPG) [Pitti et al., 2005], [Pitti et al., 2006], [Pitti et al., 2009], [Pitti et al., 2010]. Prepin et al. [Prepin and Gaussier, 2010] ont étudié le rôle de la synchronisation lors des interactions homme robot. Plus récemment, les travaux de Hasnain et al. ont montré que l'utilisation de modèle simple d'oscillateurs neuronaux peuvent permettre la synchronisation de mouvements oscillatoires entre un robot et un humain. De plus, ce modèle a été utilisé pour permettre la sélection de partenaire [Hasnain et al., 2012].

2.6 Discussions

Si nous voulons créer des robots qui interagissent dans le même environnement physique que le nôtre, il est important qu'on leur attribue une sorte de "sociabilité" dans leur comportement. Quand on parle de comportement social du robot, on parle d'une interaction la plus spontanée possible. Le travail de cette thèse consiste à essayer de comprendre le comportement de la personne en interaction et de concevoir le système de dialogue non-verbal pour qu'elle et le robot puissent s'adapter mutuellement. Comme le montre l'état de l'art ci-dessus, la coordination interpersonnelle et plus précisément l'adaptation rythmique et la synchronisation ont un lien fort avec un ensemble de signes vecteurs de communication et que nous utilisons de façon naturelle : la respiration, le regard, le moment où on prend la parole, le rythme de parole mais aussi au sémantique, à l'empathie.

Quand nous parlons avec des enfants, avec des personnes qui n'entendent pas bien ou ne comprennent pas notre langue, nous nous adaptons en parlant plus lentement, en étant plus chaleureux, etc. Nous utilisons des signes en plus du langage, le paralangage comme par exemple le son de la voix, les expressions faciales, ou encore les gestes. Dans ce contexte, la synchronisation des mouvements apparaît comme une approche prometteuse pour la mise en place d'IHR intuitives et à la mesure de tous. Cependant, il est important de se poser ces différentes questions :

- est-il nécessaire de mettre en place des comportements qui pourraient induire un sentiment d'empathie envers un robot compagnon social ? Le but n'est-il pas plutôt de se concentrer sur le fait de permettre aux deux interacteurs (le robot et l'humain) de comprendre et d'anticiper le comportement de l'autre ?
- pour que l'interaction soit plus intuitive, faut-il que l'humain attribue des intentions au robot ?

Nous sommes, bien entendu, encore loin de la notion d'empathie mutuelle entre un robot et un humain. Cependant, donner la capacité de prédire et d'anticiper le comportement de l'autre à un robot s'avère être prometteur pour faciliter les interactions avec l'humain. Nous considérons alors que l'étude de la coordination/synchronisation interpersonnelle intentionnelle et non-intentionnelle est un moyen efficace pour converger vers des robots compagnons possédant un comportement plus social.

Modélisation neuronale.

Ce chapitre a pour but de présenter les outils de base utiles pour la compréhension des modèles développés dans le cadre de cette thèse. Les notions présentées seront abordées de manière volontairement didactique afin de rendre la lecture de cette thèse accessible à des lecteurs moins initiés. Dans un premier temps, nous aborderons brièvement les bases du formalisme neuronal en présentant le fonctionnement d'un neurone biologique et de son homologue, le neurone formel. Nous parlerons ensuite de groupe neuronal pour désigner une population de neurones partageant des caractéristiques communes : une fonction et/ou une règle d'apprentissage identique.

Les travaux de cette thèse s'articulent autour de l'interaction entre l'homme et un robot mobile, nous détaillerons dans ce chapitre, différents algorithmes ou réseaux de neurones qui constitueront les briques de base de nos modèles.

Nous aborderons alors, dans ce cadre expérimental, les concepts liés à :

- L'apprentissage pour acquérir de nouvelles compétences (apprentissage Hebbien et par conditionnement classique)
- La catégorisation de lieux, objets ou personnes afin d'appréhender l'environnement
- Et à la prise de décisions (à l'aide de mécanismes de compétitions / coopération) qui, additionnée aux deux premiers, permettra la réalisation des tâches complexes telle que la navigation par exemple

3.1 Neurones et synapses

Les réseaux de neurones sont un ensemble de modèles computationnels inspirés de la biologie et utilisés pour réaliser différents types de calculs et de trai-

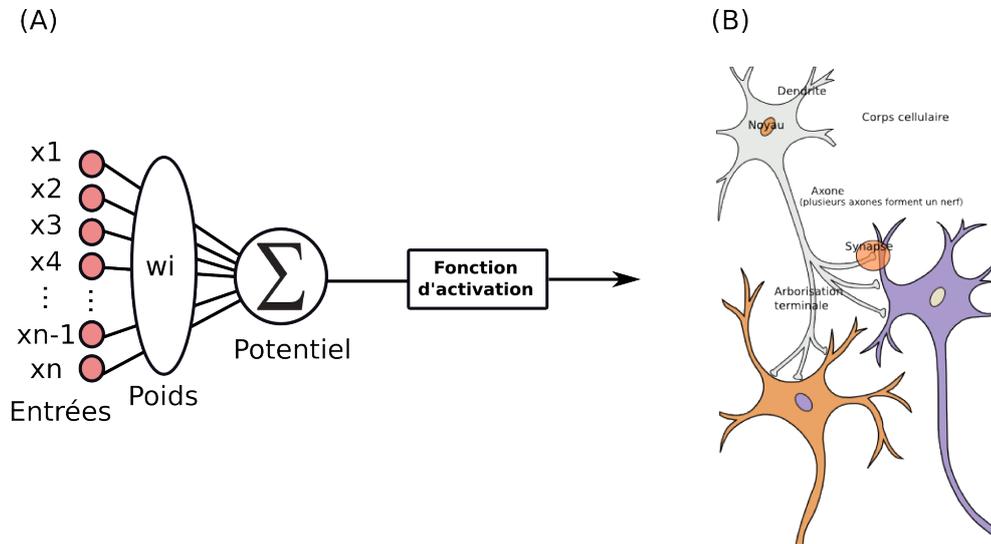


FIGURE 3.1 – Analogie neurone formelle (A) et neurone biologique (B). Le neurone calcule son potentiel d’entrée en faisant la somme de ses entrées pondérées par le poids de leur connexion. Le potentiel de sortie est calculé grâce à l’application de la fonction d’activation.

tements. Cette idée fondamentale a d’abord été proposée par McCulloch et Pitts dans [McCulloch and Pitts, 1943].

Le fonctionnement du neurone ainsi que son analogie avec le neurone formel sont illustrés par la figure 3.1.

Une des premières applications ayant grandement participé à la popularisation des réseaux de neurones est le Perceptron de Rosenblatt [Rosenblatt, 1958] composé d’une rétine artificielle et d’un processus d’apprentissage utilisé pour de la catégorisation. Pour comprendre ce qu’est un réseau de neurones, il convient de décrire le fonctionnement des neurones ainsi que de leurs synapses. Chaque neurone est une unité de calcul simple faisant la somme de ses entrées venant de ses connexions entrantes depuis d’autres neurones. Les connexions entre les neurones ont un poids w qui permet de pondérer l’importance de chacune des entrées dans le comportement de sortie. Ce poids est appelé poids synaptique ou efficacité synaptique. Le potentiel d’entrée P d’un neurone i est la somme de ses entrées x_n pondérées par leur poids synaptique w (voir figure 3.1). Il se calcule de la façon suivante :

$$P_i = \sum w_{i,n} \cdot x_n \quad (3.1)$$

Ce potentiel d’entrée est ensuite transformé par une fonction de sortie f puis, selon les conditions, il déclenche un potentiel de sortie transmis par ses

connexions sortantes vers d'autres neurones. Différents neurones sont donc définis par différents types de fonctions f . Il existe une grande variété de fonctions f mais nous n'en utiliserons que deux : la fonction Identité seuillée définie par l'équation (3.2) et la fonction Heaviside définie par l'équation (3.3). On notera s le seuil.

$$f(x) = \begin{cases} x - s & \text{si } x - s > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.3)$$

En raison d'une utilisation prépondérante de certains types de neurones et pour simplifier les descriptions, nous définirons deux types particuliers :

- le neurone seuillé : sa fonction d'activation est la fonction Identité seuillée (voir eq. (3.2)) et son seuil s est compris entre 0 et 1. Sa sortie est la somme pondérée de ses entrées moins le seuil s (voir eq. (3.4)). Si s vaut 0, le neurone est linéaire.

$$sortie(t) = \sum w_{i,n}(t) \cdot x_n(t) - s \quad (3.4)$$

- le neurone binaire : sa fonction d'activation est la fonction Heaviside et son seuil s est compris entre 0 et 1. Sa sortie est 1 ou 0 selon que la somme pondérée de ses entrées est supérieure à s ou non.

Il existe deux contraintes sur le potentiel de sortie d'un neurone. Il ne peut pas être négatif et il ne peut pas dépasser 1 (valeur de saturation).

Ces deux règles de fonctionnement traduisent le fait que l'activité d'un neurone réel correspond en réalité à une fréquence de décharge de potentiels d'action. Cette fréquence ne peut évidemment pas être négative et il existe une fréquence maximale de décharge du neurone.

Différents types de synapses peuvent être utilisés. Tout d'abord, elles peuvent être plastiques ou non (dans le simulateur Prométhée présenté en annexes on parlera de lien modifiable ou non modifiable). Une connexion plastique est une connexion dont le poids peut varier. Au contraire, une connexion non plastique à un poids fixe.

Les connexions non plastiques peuvent être soit excitatrices (poids positif), soit inhibitrices (poids négatif). Les connexions excitatrices augmentent donc le potentiel d'entrée d'un neurone tandis qu'une connexion inhibitrice le diminue.

Dans le cas non pas de deux neurones mais de deux groupes de neurones, les connexions peuvent soit être de "un vers un" soit de "un vers tous". Les connexions de "un vers un" relient chaque neurone de premier groupe à un unique neurone du second groupe. Les connexions de "un vers tous" relient donc chaque neurone

du premier groupe à tous les neurones du second groupe. Dans ce second cas de figure, chaque neurone du second groupe est donc également connecté à tous les neurones du premier groupe.

Enfin, un dernier type de connexion est utilisé mais il ne faut pas le confondre avec les connexions précédentes. Il s'agit du lien de neuro-modulation permettant de contrôler les modifications du poids des synapses plastiques. Il s'agit d'un lien vers des synapses et non vers un neurone. Son rôle sera expliqué plus en détails lors de la description des capacités d'apprentissage des réseaux de neurones.

L'apprentissage dans un réseau de neurones, que nous allons détailler dans la section suivante, correspond à la modification des poids synaptiques qui dépendent des différentes relations, liens ou connexions entre les différents neurones du réseau.

3.2 Processus d'apprentissage

3.2.1 Apprentissage associatif Hebbien

Le neuropsychologue Donald Olding Hebb s'est particulièrement illustré par ses recherches sur le fonctionnement des neurones. Le but de ses travaux était de comprendre le rôle des neurones dans le fonctionnement des processus psychologiques. Hebb s'est particulièrement intéressé au lien entre les capacités d'adaptation d'un réseau de neurones et le comportement d'apprentissage d'un être humain [Hebb, 1949]. Dans son ouvrage majeur, Hebb fait le lien entre son expérience en tant que neurochirurgien et ses travaux en psychologie comportementale. Il y décrit le cerveau comme un réseau de neurones hautement interconnectés. Toute information est représentée par l'activité des neurones et par la qualité ou la force de leurs connexions. L'apprentissage Hebbien ou loi de Hebb est le mécanisme de base permettant de renforcer la connexion entre deux neurones. L'idée est très simple : quand un neurone A excite souvent un neurone B, la connexion entre A et B devient de plus en plus efficace. Autrement dit, le poids de la connexion A-B est renforcé quand A excite B. Il en résulte que l'activation de B par A est facilitée par leur co-activation. Hebb l'explique en ces mots :

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

Depuis les travaux d'Eric Kandel sur la mise en évidence du phénomène de potentialisation à long terme [Kandel and Spencer, 1968], [Kandel and Spen-

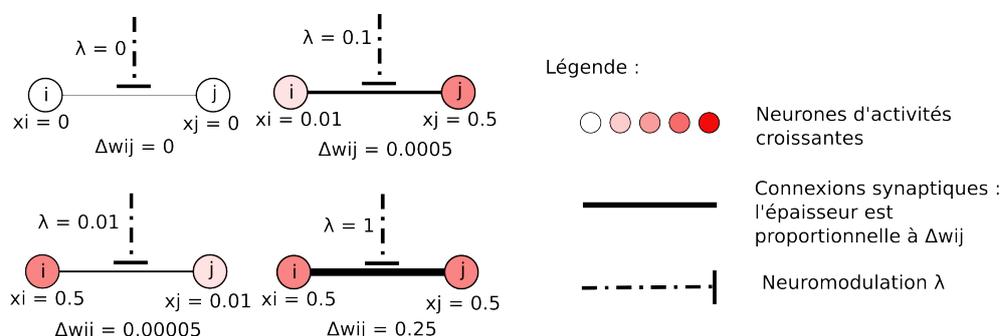


FIGURE 3.2 – Apprentissage hebbien : le poids w_{ij} de la connexion entre les neurones i et j est renforcé par la co-activation de i et j conjointement avec la neuro-modulation λ .

cer, 1961], un grand nombre de travaux en neurobiologie ont permis d'explorer la variété des phénomènes de plasticités synaptiques. Si ces résultats apportent des mises en évidences biologiques du modèle de Hebb, ils montrent aussi que le cerveau est bien plus complexe qu'un simple réseau de neurones capables d'apprentissages hebbiens. Cependant, cette simplicité permet une approximation facile à modéliser et à mettre en œuvre. De plus, suivant une approche constructiviste, il semble préférable de partir de modèles simples et d'explorer leurs capacités une fois mis en réseau plutôt que d'élaborer les modèles plus sophistiqués et plus réalistes mais difficiles à interpréter.

L'apprentissage hebbien peut être modélisé très simplement. La figure 3.2 illustre son principe. Il peut être décrit plus formellement de la manière suivante : si deux neurones i et j sont reliés par une connexion (synapse) dont le poids est noté $w_{i,j}$ et que x_i et x_j représente le potentiel d'activation des neurones i et j , la loi de Hebb décrivant l'évolution du poids $w_{i,j}$ dans le temps peut être modélisée par l'équation (3.5) :

$$\Delta w_{i,j} = \lambda \cdot x_i \cdot x_j - \varepsilon \cdot w_{i,j} \quad (3.5)$$

On notera λ le pas d'apprentissage. Nous utiliserons de la même manière les expressions "pas d'apprentissage" et "neuro-modulation". La neuro-modulation peut être considéré comme la possibilité de modifier plus ou moins facilement les poids synaptiques. Pour le neurone réel, le neuro-modulateur est une neuro-hormone qui modifie le fonctionnement de la cellule. Ce paramètre d'apprentissage est reçu par le lien de neuro-modulation. Le produit $x_i \cdot x_j$ représente la co-activation des neurones i et j . Une fois que $w_{i,j}$ est suffisamment important, l'activité du neurone i conditionne l'activité du neurone j . Cependant, si les poids $w_{i,j}$ ne sont modifiés qu'en fonction de la co-activation des neurones i et j , la règle d'apprentissage n'est pas stable : les poids $w_{i,j}$ peuvent augmenter indéfiniment. C'est pourquoi le terme $-\varepsilon \cdot w_{i,j}$ est ajouté à cette équation. Il correspond à un oubli passif du lien entre les neurones x et y . A la place de cet oubli, il est possible

d'utiliser une normalisation des poids synaptiques, certainement plus fiable, mais pas nécessaire dans notre cas.

3.2.2 Apprentissage de conditionnements : Widrow et Hoff et méthode des moindres carrés

Bernard Widrow, un chercheur en électronique et son étudiant Ted Hoff sont les concepteurs de l'algorithme qui permet à un réseau de neurones de mettre en œuvre la méthode de réduction de erreurs quadratiques (Least Mean Square ou LMS) [Widrow and Hoff, 1960]. Ce type d'algorithme d'apprentissage d'un réseau de neurones constitue une classe de filtres adaptatifs utilisés pour apprendre un signal désiré en trouvant les coefficients (poids synaptiques) permettant de produire la plus faible erreur quadratique moyenne entre le signal désiré et le signal effectif. Il s'agit d'une méthode stochastique de descente de gradient dans la mesure où le réseau ne s'adapte à un moment donné qu'en fonction de l'erreur produite à ce moment. La figure 3.3 est une illustration simplifiée du principe de fonctionnement de cet algorithme. Dans cet exemple, un neurone code pour le signal à apprendre, la sortie désirée Sd_j , un neurone code pour le signal d'entrée E_i et un neurone représente la sortie S_j : le résultat de l'apprentissage. Un lien inconditionnel relie la sortie désirée Sd_j au neurone de sortie S_j . Ce lien n'influe pas sur le potentiel du neurone de sortie mais il permet de comparer leurs potentiels respectifs afin de déterminer le signe et l'importance de l'apprentissage. Cet apprentissage est effectué par la pondération du lien conditionnel reliant le neurone d'entrée E_i et le neurone de sortie S_j . L'adaptation du poids de ce lien dépend de l'écart ou l'erreur entre la sortie S_j et la sortie désirée Sd_j . De même que pour l'apprentissage hebbien, le pas d'apprentissage λ permet de contrôler la vitesse d'apprentissage. Le lien plastique $w_{i,j}$ relie l'entrée E_i et la sortie S_j . L'équation (3.6) décrit formellement le fonctionnement de l'apprentissage par la règle de Widrow et Hoff :

$$\Delta w_{i,j} = \lambda \cdot E_i \cdot (Sd_j - S_j) \quad (3.6)$$

Pavlov a introduit la notion de conditionnement pour ce que l'on appelle aujourd'hui conditionnement classique, répondant, de type I ou simplement conditionnement pavlovien [Pavlov, 1927]. Il s'agit de l'apprentissage du lien entre une perception neutre (le signal conditionnel) et une perception de plaisir ou de douleur (le signal inconditionnel). L'image souvent utilisée pour illustrer ce type de conditionnement est la fameuse expérience de Pavlov et de son chien. Avant de lui servir à manger, Pavlov fait retentir une cloche. En répétant cette procédure à chaque fois qu'il le nourrit, le chien ne commence plus à saliver quand la nourriture est servie mais quand la cloche retentit. Un autre type de conditionnement est

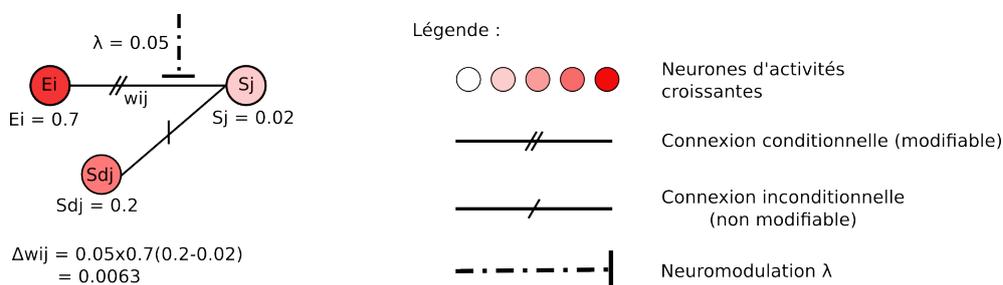


FIGURE 3.3 – Apprentissage de Widrow et Hoff : la connexion conditionnelle (plastique) entre l’entrée E_i et la sortie S_j s’adapte en fonction de l’erreur entre la sortie S_j et la sortie désirée S_{dj} venant depuis la connexion inconditionnelle. Dans cet exemple, le poids de la connexion modifiable $w_{i,j}$ est renforcé puisque la sortie est inférieur à la sortie désirée. Dans le cas contraire, la connexion aura été affaiblie. La neuro-modulation λ permet de contrôler la vitesse d’apprentissage.

toutefois possible. Un modèle computationnel de ce conditionnement classique a aussi été proposé par Rescorla et Wagner [Rescorla et al., 1972]. Au lieu de conditionner une perception, Thorndike puis Skinner se sont intéressés à la possibilité de conditionner une action : apprendre à renforcer ou inhiber un comportement pour obtenir une récompense ou éviter une punition. C’est le conditionnement instrumental, opérant, de type II ou encore conditionnement skinnérien [Skinner, 1938]. Ces deux types de conditionnement ont été largement étudiés, et modélisés par l’apprentissage de réseaux de neurones [Grossberg, 1971], [Grossberg, 1974], [Carpenter and Grossberg, 1987], [Grossberg, 1987], [Rescorla, 1967], [Rescorla and Solomon, 1967], [Rescorla et al., 1972], [Rescorla, 1988]. Ces conditionnements ont aussi été étudiés du point de vue des structures neuronales impliquées [Schmajuk and DiCarlo, 1992], [Schmajuk and Moore, 1986], [Hasselmo and McClelland, 1999].

3.3 Processus de catégorisation et classification.

La classification est un domaine vaste qui propose des méthodes pour réaliser un partitionnement de données (data clustering). Elle permet de diviser un ensemble de données en différents ensembles homogènes, en ce sens que les données de chaque sous-ensemble partagent des caractéristiques communes, qui correspondent le plus souvent à des critères de proximité que l’on définit en introduisant des mesures de distances ou de similarités entre les données. La classification peut être supervisée ou non. Ici nous nous limiterons au cas non-supervisé.

3.3.1 Adaptive resonance Theory

Carpenter et Grossberg ont créé un système d'apprentissage autonome capable de résoudre le compromis entre l'adaptation et la stabilité (compromis entre plasticité et rigidité synaptique) : l'ART (adaptive resonance theory) est décrite sur la figure 3.4 . Un système adaptatif peut facilement diverger si la plasticité synaptique est trop importante, en apprenant des informations qui ne sont pas pertinentes ou en oubliant des informations apprises. Ceci a pour conséquence un manque de stabilité. D'autre part, un système dépourvu d'adaptation (les synapses n'évoluent pas) condamne tout apprentissage. Le compromis entre plasticité et stabilité est un problème central pour être capable d'apprendre de manière autonome.

L'ART propose une solution pour concilier ce compromis, introduisant un facteur de vigilance qui module la plasticité du système. L'ART est constitué d'une première couche F1 permettant la comparaison des activités des motifs d'entrée aux catégories apprises et d'une seconde couche F2 effectuant la catégorisation des motifs. Des liens bidirectionnels relient F1 et F2. Leur modification permet un apprentissage long terme. En effet, les poids synaptiques reliant F2 à F1 permettent d'apprendre à reconstruire les motifs catégorisés. F1 possède une mémoire à court terme (STM) permettant une résonance si le motif a déjà été appris. Grossberg et al. ont présenté de nombreuses possibilités d'utilisation de cette architecture [Grossberg, 2013].

La principale nouveauté de cette architecture est l'introduction d'un facteur de vigilance permettant 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. En effet, la vigilance permet de décider si la forme présentée est nouvelle pour être apprise. Un calcul de similarité est effectué permettant de décider si le motif est nouveau. Cette similarité est une comparaison de l'erreur de reconstruction de la forme mémorisée avec le motif actuel. La vigilance permet de régler la plasticité du système.

La première version de l'ART est consacrée à des vecteurs d'entrées binaires cependant d'autres versions ART2, ART3 ont été développées pour permettre l'apprentissage de formes analogiques. D'autres versions plus complexes comme l'ART-MAP ou le fuzzy-ARTMAP ont été développées permettant d'obtenir une notion de topologie a posteriori [Carpenter et al., 2010].

3.3.2 Partitionnement en K-moyennes.

L'algorithme des k-moyennes (k-means) [MacQueen et al., 1967] est l'une des méthodes d'apprentissage non-supervisé les plus simples qui illustre bien la façon dont il est possible de classifier des données. Cette méthode propose de caté-

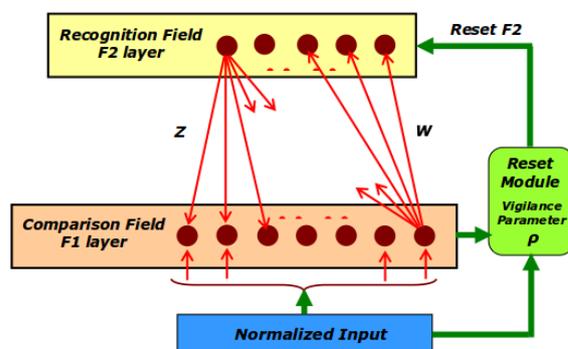


FIGURE 3.4 – Schéma simplifié de l'architecture ART.

goriser un ensemble de données au sein d'un certain nombre de classes (clusters), dont le nombre est fixé à priori. L'idée maîtresse est de définir k centroïdes, un par classe. Ces centroïdes sont placés aléatoirement dans l'espace des données tout en s'assurant qu'ils soient autant que possible loin les uns des autres 3.5. Chacune des données est associée au centroïde le plus proche. A chaque itération, la position de chaque centroïde est mise à jour en calculant le barycentre des données qui lui sont associées. L'opération est répétée jusqu'à atteindre un état de convergence à partir duquel les positions des centroïdes se sont stabilisées. Le but de l'algorithme est de minimiser la fonction de l'erreur quadratique J .

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \|x_i^j - c_j\|^2 \quad (3.7)$$

Où $\|x_i^j - c_j\|^2$ est une mesure de distance entre une donnée x_i^j et le centroïde c_j . Le résultat est un partitionnement de l'espace des données en cellule de Voronoï [Voronoi, 1908].

Cet algorithme réalise la discrétisation de l'espace d'entrée en ne modifiant à chaque cycle d'adaptation qu'un seul vecteur référent. Le processus d'apprentissage est donc très long.

L'algorithme du partitionnement en K-moyennes de base n n'est pas un modèle neuronal. Il a alors été introduit l'algorithme de [Kohonen, 1984]. Ce dernier 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.

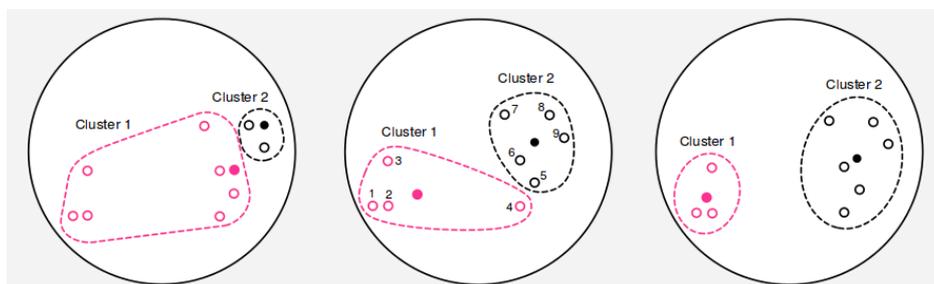


FIGURE 3.5 – Partitionnement en K-moyennes. A gauche, les centroïdes (1 et 2) sont placés de façon arbitraire. Toutes les données sont alors partitionnées suivant les deux catégories sur le critère de proximité (c'est-à-dire si le point n est plus près du centroïde 1 alors il appartient à la catégorie 1. Au centre, après la première itération, les deux centroïdes se sont déplacés pour se placer au barycentre des points appartenant à leur catégorie respective. A droite, à partir de la deuxième itération, les positions des centroïdes commencent à se stabiliser. Après un certain nombre d'itération, le partitionnement obtenu sera stable.

3.4 Mécanisme de compétition : Winner Take All.

L'idée de base du Winner Takes All (WTA) provient des modèles connexionnistes [Grossberg, 1976]. Ils permettent de simuler les mécanismes de compétition existant au sein d'une population de neurones. Les mécanismes de compétition peuvent être simulés par des réseaux dont la topologie caractéristique (la façon dont les neurones sont connectés à leur voisin) permet à chaque neurone de se mesurer aux autres pour le partage de l'activité neuronale. La compétition est alors le résultat d'une dynamique d'inhibition réalisée par le biais de connexions latérales inhibitrices. Le rôle des liaisons inhibitrices latérales au sein de ces populations sont au cœur du processus de compétition. Après convergence, seul le neurone ayant la plus grande activité reste actif et inhibe tous les autres [Rumelhart and Zipser, 1985]. Ces processus naturels de compétition permettent une prise de décision, à l'instar d'un système de vote.

Intéressons nous maintenant plus en détail au fonctionnement de ce type de réseaux de neurones. Ici, chaque neurone inhibe l'ensemble des autres neurones par des connexions latérales négatives/inhibitrices. En plus des connexions, chaque neurone peut également s'auto-exciter par le biais d'un lien récurrent, ce qui accélère le processus de déséquilibre (voir figure 3.6). La variation du potentiel d'action d'un neurone x_i du groupe est définie par l'équation :

$$\frac{dx_i}{dt} = \alpha \cdot x_i - \beta \cdot \sum_{k \neq i}^K x_k + I_i \quad (3.8)$$

Avec K le nombre de neurones du groupe, I_i l'activité en entrée du neurone

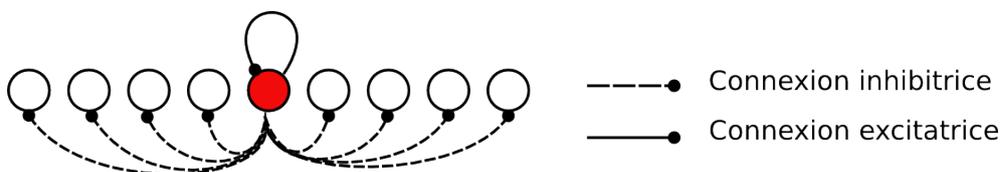


FIGURE 3.6 – Schéma représentant un mécanisme de compétition sur un réseau à une couche de type WTA

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. Un réseau possédant ce type de topologie inhibitrice assure qu'un seul et unique neurone possède tout le potentiel d'activité lorsque le réseau a atteint un régime permanent. Ce mécanisme très simple permet de faire émerger une fonction de prise de décision en utilisant un nombre minimum de règles rudimentaires impliquant un équilibre instable, sans besoin de prescrire une procédure complète. Le fait de jouer sur la fonction d'activation des neurones permet d'obtenir une compétition plus ou moins stricte. Plusieurs gagnants peuvent ainsi être conservés ("Soft WTA" ou "k-WTA") [Maass, 2000].

3.5 Champ de neurones dynamiques et fusion de stratégies.

Dans le contexte d'interactions homme-robot, nous devons nous intéresser à la problématique de fusion de stratégies entre "le robot doit écouter son professeur", "le robot applique ce qu'il a appris", etc... Les champs de neurones dynamiques ont des propriétés permettant la fusion de stratégies. Ils modélisent le fonctionnement des populations de neurones du cerveau humain. A priori, la première tentative pour développer une théorie expliquant le fonctionnement d'un champ neuronal peut être attribuée à Beurle en 1956 qui observa des bulles d'activité dans un tissu cérébrale [Beurle, 1956]. Cette théorie est reprise plus tard par Griffith [Griffith, 1963], puis par Wilson [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 (ou "Dynamical Neural Field" ou en abrégé DNF) 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 très particulière est présentée dans la figure 3.7.

L'intérêt du modèle d'Amari est qu'il possède quelques propriétés intéres-

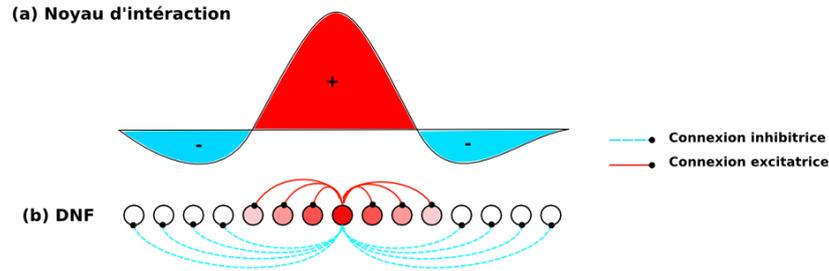


FIGURE 3.7 – Principe d’excitation et inhibition d’un champ de neurones dynamiques. (a) Le noyau d’interaction est construit à l’aide d’une différence de gaussiennes. (b) Le champ de neurones est représenté avec ses connexions excitatrices proximales et inhibitrices distales.

santes de filtrage, de stabilité ainsi qu’un compromis entre compétition et coopération, là où un réseau de type WTA reste seulement compétitif. Dans un champ de neurones dynamiques, chaque neurone est connecté à ses voisins suivant une règle définie par le noyau d’interaction. Nous construisons notre noyau à l’aide d’une différence de gaussiennes (DoG). Le centre du noyau est excitateur, tandis que les bords sont inhibiteurs (voir figure 3.7). La dynamique du champ est modélisée par l’équation suivante :

$$\tau \cdot \frac{d(u(\phi, t))}{dt} = -u(\phi, t) + I(\phi, t) + h + \int_Z w(\phi - z) \cdot f(u(\phi', t)) dz \quad (3.9)$$

Où $u(\phi, t)$ représente l’activité d’un neurone x à l’instant t , $I(\phi, t)$ 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 et Z correspond à l’intervalle de définition du voisinage

Dans ce modèle, l’ensemble de la population possède des propriétés d’attracteurs qui correspondent à des maxima locaux du champ d’activité. Le réseau réalise également un compromis entre compétition et coopération qui nous sera utile par la suite. Par exemple, si l’on considère deux bulles d’activité présentes en entrée (voir figure 3.8), et si ces deux bulles sont suffisamment éloignées, la dynamique du champ tendra à en sélectionner une seule (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 2 entrées (mode coopération), et son amplitude est supérieure à celle des entrées [Schöner et al., 1995].

La forme du noyau d’interaction est importante et doit être paramétrée en fonction de la tâche désirée. Par exemple, la largeur de la bulle d’excitation (partie positive du noyau) peut être modulée. On peut ainsi considérer qu’un réseau

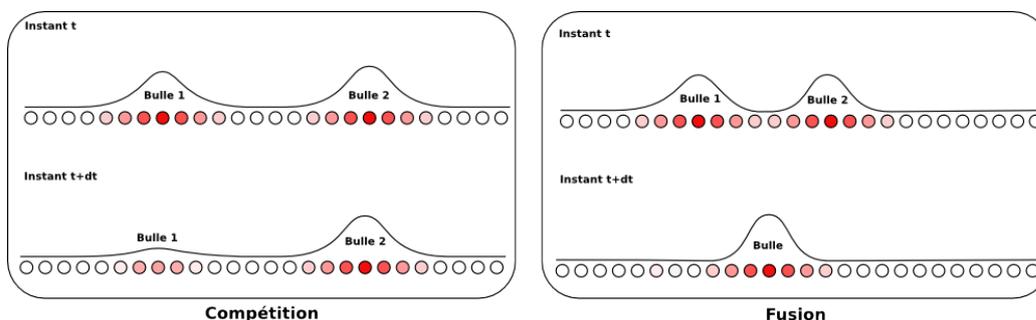


FIGURE 3.8 – Comportement d'un champ de neurone dynamique en fonction de la proximité des entrées. A gauche, deux entrées distantes à l'instant t tentent de s'inhiber puisque les bords du noyau d'interaction sont inhibiteurs. Le réseau converge vers une unique bulle. Le réseau se comporte alors comme un réseau de compétition. A droite, les deux entrées sont proches et par conséquent vont fusionner pour ne former qu'une bulle d'activité. Il y a alors une coopération (fusion) entre les deux entrées.

de type "Winner Takes All" est un cas particulier de champ de neurones pour lequel la bulle d'excitation du noyau est réduite au minimum (1 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 et statique pendant un certain temps pour faire émerger une bulle d'activité en sortie.

L'intérêt d'adopter un codage par champ de neurones dynamiques est triple. Il permet de bénéficier des propriétés de filtrage et du compromis compétition / coopération. Enfin, le DNF prodigue une base au sein de laquelle peuvent être fusionnées les actions de stratégies de natures très différentes, pourvu que ces actions adoptent le même codage et le même référentiel. Nous utiliserons par la suite un champ de neurones dynamiques pour fusionner de manière efficace les orientations proposées par différentes stratégies. Malgré tout, un des inconvénients des DNF est qu'ils possèdent un nombre important de paramètres pas toujours évidents à adapter à chaque problème. Les champs de neurones dynamiques permettent toutefois d'obtenir une solution efficace pour la fusion / sélection de stratégie.

3.6 Conclusions.

Dans ce chapitre, nous avons présenté les outils qui seront essentiels pour la compréhension de cette thèse. Les réseaux de neurones qui ont été présentés ont des propriétés qui seront utiles pour la mise en place de nos modèles. En effet, les capacités d'apprentissage et d'adaptation de ces réseaux de neurones permettront au robot de pouvoir interagir correctement avec son partenaire dans un environnement non contrôlé. L'apprentissage par conditionnement et particulièrement le modèle de Widrow et Hoff (LMS) entre en jeu dans nombreux modèles de cette thèse. Un exemple est celui de l'apprentissage de la tâche de navigation en interaction avec le partenaire. Un autre exemple que l'on peut citer est l'apprentissage par imitation du rythme du partenaire humain au cours de l'interaction. Les processus de catégorisation et classification permettront de construire des modèles pour reconnaître les lieux et la forme du partenaire. Enfin, les champs de neurones dynamiques permettront de réaliser la fusion / compétition entre les différentes stratégies qui sont les suivantes : le suivi du partenaire et la navigation basée sur l'apprentissage d'associations sensori-motrices.

Initier et maintenir l'interaction avec un robot mobile

Dans un futur proche, les robots devront être capables d'interagir dans un monde social. Par conséquent, leur adaptation aux dynamiques et comportements des autres est indispensable. Comme nous l'avons déjà précisé dans les chapitres précédents, plusieurs paramètres peuvent être considérés pour aborder cette notion d'adaptabilité. En nous inspirant de la manière dont l'humain interagit avec ses congénères, nous nous sommes intéressés, dans le cadre de cette thèse, au phénomène d'entraînement et synchronisation décrit dans le chapitre 2. Ces phénomènes sont très importants dans le contexte d'interactions sociales. Il facilite dans un premier temps la stabilité de l'interaction de par sa bidirectionnalité qui permet une adaptation mutuelle des deux agents. De plus, son caractère non-intentionnel, rend l'interaction plus naturelle et intuitive en limitant la charge cognitive. Dans ce chapitre, nous entrons dans le contexte applicatif de cette thèse. En travaillant sur une modélisation du phénomène d'entraînement, nous présentons ici une architecture qui permet :

- de donner au robot des capacités minimales d'adaptation rythmique lui permettant de se synchroniser avec son partenaire
- de focaliser l'attention visuelle du robot sur les zones synchrones
- de sélectionner un partenaire "synchrone"
- d'utiliser la synchronie comme signal de renforcement pour l'apprentissage de nouvelles compétences (ici, reconnaissance de la forme du partenaire)
- d'initier et maintenir l'interaction entre le robot et son partenaire

Ainsi, après une phase d'initiation, notre modèle permettra de stabiliser l'interaction d'un point de vue rythmique (synchronisation des mouvements des partenaires) mais aussi de stabiliser le focus d'attention du robot sur le partenaire en mouvement à l'aide de deux stratégies : la détection de zones visuelles synchrones et la reconnaissance visuelle du partenaire).

4.1 La synchronie pour initier l'interaction et sélectionner le bon partenaire.

Dans de précédents travaux du Laboratoire ETIS, il a été développé un réseau de neurones permettant au robot :

- d'avoir la capacité de s'adapter à la dynamique du partenaire humain et de se synchroniser avec les stimuli visuels induits par les mouvements de ce dernier (flot optique)
- de pouvoir sélectionner un partenaire parmi plusieurs inter-acteurs et garder son attention visuelle dessus grâce à une détection de synchronie.

Les premiers tests de ce modèle ont été réalisés sur un robot humanoïde statique (NAO) dont le champ visuel est capté par une caméra fixe. Dans le cadre des expériences menées durant cette thèse (que nous présenterons dans les chapitres suivants), nous avons adapté ce système dans le but de travailler sur les interactions entre l'humain et un robot mobile (de type Robulab auquel nous avons ajouté un bras oscillant). Par soucis de clarté nous allons donc commencer par présenter dans cette section le modèle neuronal précédemment développé au laboratoire ETIS durant la thèse de Syed Khursheed Hasnain et qui sera étendu dans le cadre de nos travaux à l'interaction avec un robot mobile.

4.1.1 Setup expérimental et méthode.

Les premières expériences avec le modèle ont été réalisées au laboratoire ETIS avec le robot Nao d'Aldebaran. Le setup expérimental était très sommaire. Le robot pouvait bouger son bras suivant un seul degré de liberté et sa tête autour de l'axe vertical (pan). Pour l'acquisition des images, une caméra indépendante avait été rajoutée.

Pour analyser la synchronisation entre les gestes du robot et de son partenaire, nous enregistrons les signaux d'oscillations du bras du robot (commande motrice envoyée au bras robotique) et ceux du partenaire à l'aide d'un calcul du flot optique engendré par les mouvements du partenaire présent dans le champ de

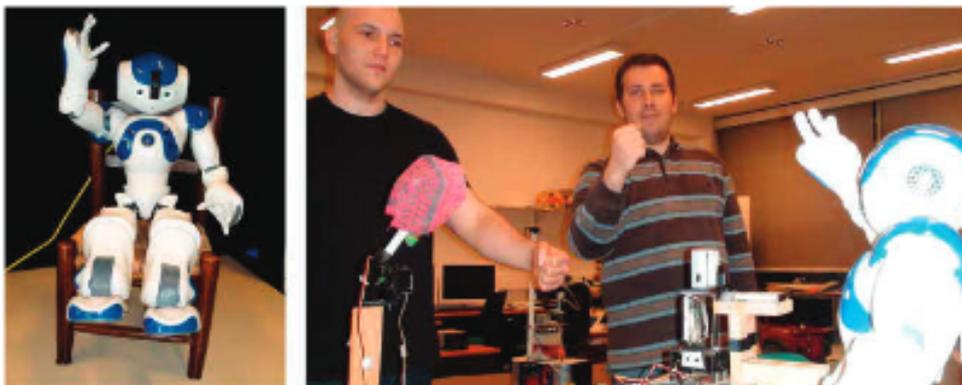


FIGURE 4.1 – Setup expérimental. A gauche, le robot Nao assis sur sa chaise pouvant bouger son bras suivant un degré de liberté (haut-bas). Au centre, Nao en interaction avec des partenaires humains.

vision du robot.

Le terme flot optique a été défini par le psychologue James Jerome Gibson en 1950 dans une étude sur la vision humaine [Gibson, 1950]. Le flot optique entre deux images successives est le mouvement apparent des pixels d'une image à l'autre. C'est un champ de vecteurs représentant les déplacements des points de la première image à la seconde. Très utilisé en traitement d'image, le flot optique permet de rendre compte de la présence de mouvement et de leur ampleur. Pour estimer le flot optique sur une séquence d'images, deux algorithmes importants ont été proposés au début des années 1980 par [Horn and Schunck, 1981] et [Lucas et al., 1981]. Depuis, de nombreux travaux ont apportés des améliorations à ces algorithmes [Motai et al., 2012]. Cependant, nous utiliserons ici la méthode de Horn et Schunck pour estimer les vitesses de déplacement (voir annexe C). Le faible coût computationnel de cet algorithme est la raison de notre choix.

A partir de ces signaux ainsi enregistrés, nous appliquerons la méthode présentée par Lachaux et al. (PLV : Phase Locking Value). La PLV pour deux signaux est définie par la formule (4.1).

$$PLV_{x,y} = \frac{1}{N} \cdot \left| \sum_{t=1}^N \exp(i(\phi_x - \phi_y)) \right| \quad (4.1)$$

Dans cette équation, N représente le nombre d'échantillons du signal et $\phi_x - \phi_y$ la différence de phase entre les signaux x et y . Si la PLV est proche de 1 les signaux sont synchronisés sinon elle est proche de 0.

4.1.2 Modélisation du phénomène d'entraînement.

Au cours des interactions sociales, il est clair que les humains sont influencés, entraînés par les mouvements de l'autre. Par exemple, lors d'un rassemblement de personnes, le lancement d'applaudissements d'une personne peut entraîner toute la foule pour arriver à la synchronisation des personnes. Il existe alors chez l'humain un système qui permet de lier les entrées sensorielles et les sorties motrices et qui induit ce phénomène d'entraînement.

La figure 4.2 présente un modèle schématisant le phénomène d'entraînement entre une personne et un robot similaire à celui proposé par Phillips [Phillips-Silver et al., 2010]. Le robot et l'humain possède tous les deux un système d'auto-entraînement. Dans ce dernier, les perceptions (visuelles) déclenchent un mouvement réflexe (contrôle moteur). La sortie rythmique de chacun des inter-acteurs vient perturber l'entrée rythmique de son partenaire responsable du phénomène d'entraînement.

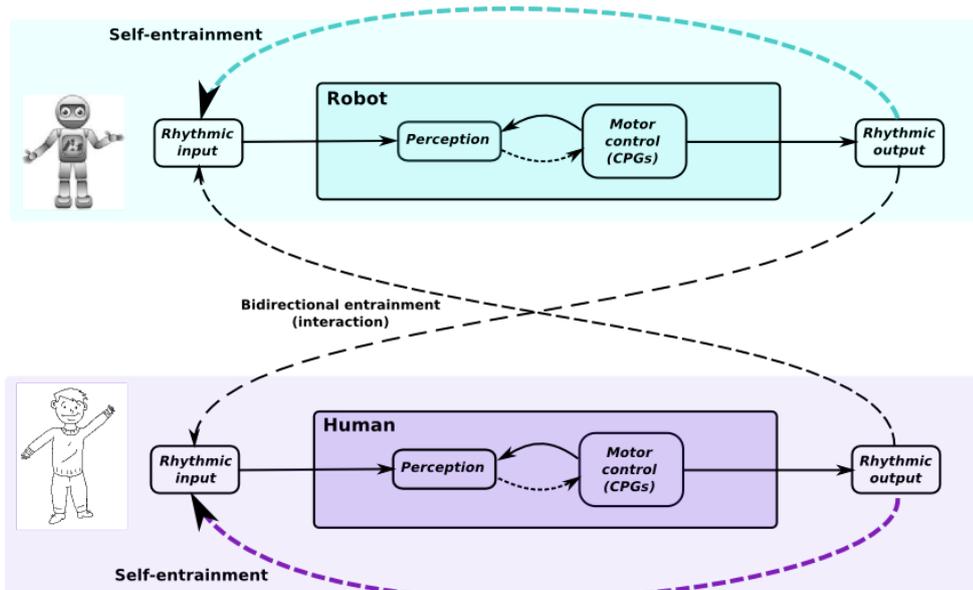


FIGURE 4.2 – Modèle schématique du phénomène d'entraînement entre une personne et un robot similaire au modèle proposé par Phillips [Phillips-Silver et al., 2010]. Le robot et l'humain possède tous les deux un système d'auto-entraînement. Le modèle interne montre que les perceptions déclenchent un mouvement réflexe pour le contrôle moteur. Enfin, la sortie rythmique de chacun des inter-acteurs vient perturber l'entrée rythmique de son partenaire responsable du phénomène d'entraînement.

Dans ce modèle, il est sous-entendu que le phénomène d'entraînement est le résultat d'un réflexe moteur inné. En opposition à cette idée, ce phénomène

pourrait être le résultat d'un apprentissage. L'individu aurait appris les associations entre la proprioception et les mouvements perçus (par exemple, lorsque le bébé bouge son bras dans son champ visuel). Ainsi, lorsque la personne perçoit du mouvement dans son champ visuel, elle reproduit le mouvement qui y est associé [de Rengervé et al., 2010]. Notons qu'en pratique, les deux types d'approches peuvent coexister suivant le contexte et la tâche.

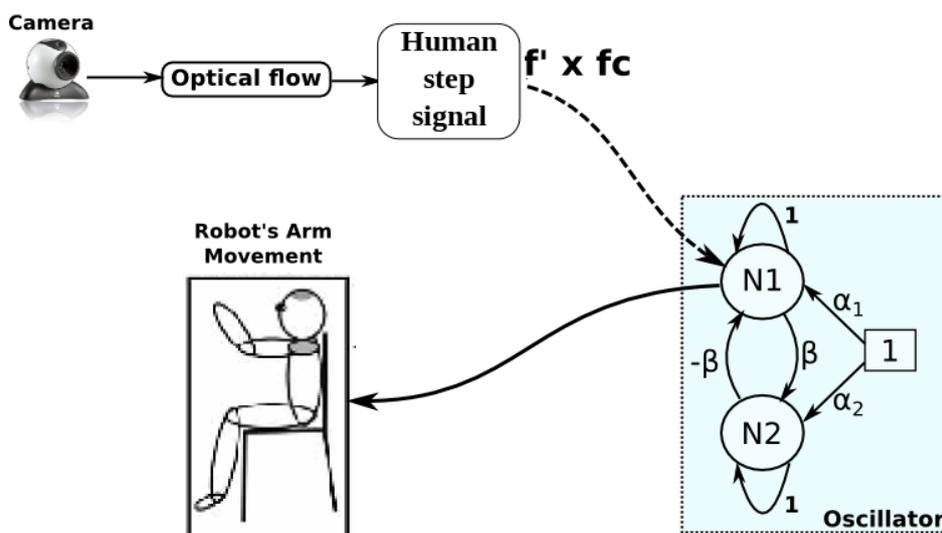


FIGURE 4.3 – Modèle du phénomène d'entraînement adapté au robot. Dans ce modèle, la perception visuelle du robot correspond à l'extraction du flot optique à partir des images enregistrées par la caméra. Les mouvements montant et descendant seront transformés en activité positive ou négative qui vient alimenter l'oscillateur. Enfin, l'oscillateur est relié au mouvement du bras du robot qui produit la sortie rythmique du système.

Le modèle présenté dans la figure 4.3 correspond au point de départ de notre étude sur les interactions Homme Robot. Il a été développé dans le but de permettre la synchronisation entre deux agents s'influençant mutuellement. L'architecture proposée permet au robot de se synchroniser en fréquence et en phase avec son partenaire d'interaction. L'estimation des vecteurs vitesses des mouvements perçus par le robot est réalisé par un algorithme classique de flot optique [Horn and Schunck, 1981]. Ces vecteurs jouent le rôle de stimuli visuels et d'entrée pour notre modèle. Le bras du robot est contrôlé par un oscillateur témoin de la fréquence interne du robot.

Plusieurs modèles computationnels d'oscillateurs ont été développés et un des plus connus est celui de Rowat et Selverston en 1978 [Rowat and Selverston, 1997]. Il a déjà été implémenté pour de nombreuses applications en robotique comme par exemple pour étudier les poignées de main entre un robot et son par-

tenaire [Melnyk et al., 2013]. Le modèle d'oscillateur choisi ici est beaucoup plus simple. Il a été développé par Prépin en 2007 [Prepin and Revel, 2007]. Cet oscillateur est composé de deux neurones N_1 et N_2 (voir figure 4.3) qui inhibe ou excite l'autre proportionnellement à la variable β . La fréquence, l'amplitude et la phase d'oscillation dépend des trois variables α_1 , α_2 et β (voir équations (4.2) et (4.3)).

$$N_1(n+1) = N_1(n) - \beta \cdot N_2(n) + \alpha_1 \quad (4.2)$$

$$N_2(n+1) = N_2(n) - \beta \cdot N_1(n) + \alpha_2 \quad (4.3)$$

Enfin, on peut appliquer une très grande gamme de fréquences à ces oscillateurs. Pour l'application aux interactions Homme Robot, on essaiera de garder une fréquence proche de celle de l'humain.

Le modèle d'oscillateur, que nous venons de présenter, représente la dynamique interne du robot (qui oscille à sa propre fréquence et amplitude). Lorsqu'une personne tente d'interagir avec le robot en bougeant son bras, le mouvement perçu dans le champ visuel du robot est estimé grâce à un algorithme de calcul du flot optique. Les vecteurs vitesses sont ensuite convertis en activités positives et négatives.

L'évolution dans le temps de l'oscillateur du robot peut être alors écrite comme suit :

$$N_1(n+1) = N_1(n) - \beta \cdot N_2(n) + \alpha_1 + f' \cdot fc \quad (4.4)$$

Dans cette équation, f' correspond à l'énergie induite par l'activité du flot optique. Par conséquent, lorsqu'un agent interagit, en fonction de l'énergie visuelle produite par ses propres mouvements, l'oscillateur du robot sera alors modifié (en phase et en fréquence) suivant certaines limites. Ces limites sont définies par le facteur de couplage fc qui module l'influence du partenaire. Ce paramètre va impacter directement sur la vitesse d'adoption du rythme de l'humain par le robot. En effet, il permettra le couplage des deux oscillateurs (robot et partenaire humain) et modulera l'injection d'énergie en provenance du flot optique en direction de l'oscillateur contrôlant le bras du robot (phénomène d'entraînement chez le robot). Le fonctionnement de ce modèle peut être discrètement comparé aux pendules de Huygens. On considère en effet qu'un transfert bidirectionnel d'énergie entre deux systèmes oscillants fera converger ces deux derniers vers un rythme commun.

La figure 4.4 illustre les résultats des expériences menées par Hasnain et al sur une interaction entre un robot Nao et son partenaire humain.

Sur la figure 4.4(a), il a été représenté les signaux des mouvements du bras de Nao et ceux du bras de l'humain. Chacun des partenaires est entraîné par l'autre. Au départ, les mouvements des deux agents sont désynchronisés. Par

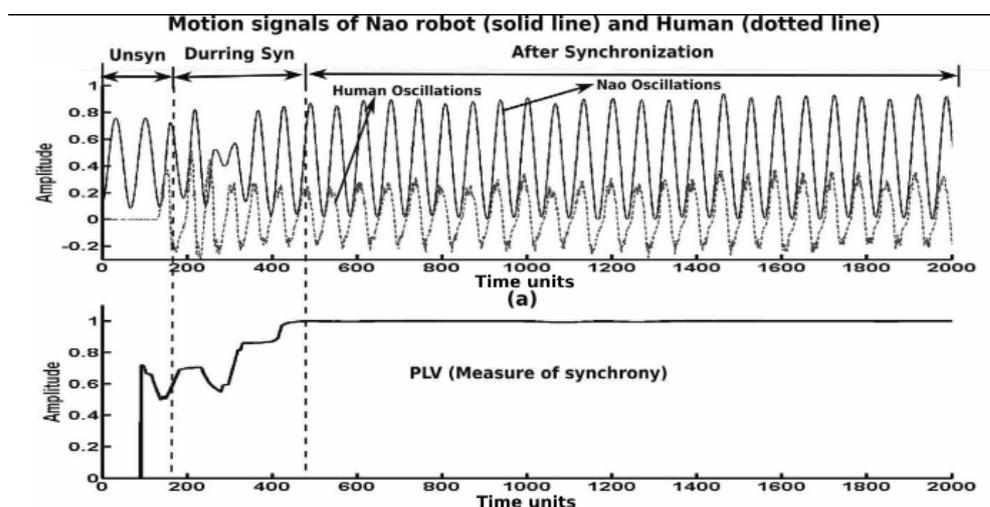


FIGURE 4.4 – IHR entre Nao et son partenaire humain : (a) Signaux représentant le mouvement du bras de l’humain (en pointillés) et celui de l’oscillateur contrôlant le bras du robot (trait plein). (b) Mesure de la PLV (1 *time unit* = 0.0333 *sec*).

conséquent, la PLV (mesure du niveau de synchronie) a une valeur très basse (voir figure 4.4(b)). On peut voir dans les figures 4.4(a) et 4.4(b), que Nao et son partenaire humain se synchronisent progressivement au cours du temps. La tendance à augmenter de la PLV reflète l’émergence d’une synchronisation entre les deux agents. Sur ces figures, on peut aussi voir que les deux partenaires sont totalement synchronisés au bout d’un certain temps (la PLV est à son niveau maximum).

4.1.3 Validation du modèle avec des utilisateurs naïfs

Des expériences ont été menées par le laboratoire ETIS en collaboration avec le laboratoire d’analyse de mouvement humain EUROMOV de l’université de Montpellier. L’objectif était de valider cette hypothèse qu’avec le modèle d’entraînement, relativement simple, décrit ci-dessus, il était possible d’induire des phénomènes d’entraînement non-intentionnels chez l’homme qui pouvait améliorer la coordination interpersonnelle lors d’une Interaction Homme Robot [Hasnain et al., 2013]. Lors de ces expériences, les synchronisations non intentionnelles ont été étudiées à travers des interactions rythmiques entre le robot NAO et des partenaires humains naïfs. NAO pouvait avoir deux comportements distincts :

- bougeant avec une fréquence fixe).
- Ou doté de capacités minimales d’adaptation : il utilise le modèle présenté précédemment qui lui permet d’adopter le rythme (fréquence) du partenaire humain.

On parle d'interaction unidirectionnelle lorsqu'un seul des agents (partenaire humain ou robot) est capable de s'adapter aux mouvements du partenaire. Lors des interactions bidirectionnelles, les deux agents ont la capacité d'adaptation mutuelle.

On introduit alors trois conditions expérimentales :

- Condition 1 : unidirectionnelle, le robot est contrôlé par le modèle d'entraînement alors que le partenaire humain est aveugle et sourd.
- Condition 2 : unidirectionnelle, les rôles sont inversés par rapport à la première condition.
- Condition 3 : bidirectionnelle, les deux agents peuvent se synchroniser.

Dans les trois conditions, il a été demandé aux sujets de bouger leur bras à leur propre rythme. De plus, pour les conditions 2 et 3, les partenaires devaient porter leur attention sur le bras du robot. Voici les conclusions de ces expériences qui nous intéressent dans le cadre de cette thèse :

- les sujets se synchronisent mieux si l'interaction est bidirectionnelle. Ce qui justifie l'importance de la capacité d'adaptation au cours des interactions sociales.
- les humains ne peuvent s'empêcher d'être influencés par les mouvements du bras du robot et en particulier, lorsque la fréquence propre du robot est proche de celle de l'humain.

Nous invitons le lecteur à se référer à [Hasnain et al., 2013] pour des résultats plus détaillés.

Enfin, les observations globales de ces travaux ont montré que les synchronisations non-intentionnelles étaient très importantes pour la mise en place d'interactions intuitives et naturelles.

4.1.4 Sélection du partenaire et focus d'attention

Le modèle décrit ci-dessus a ensuite été utilisé dans le but d'initier l'interaction et sélectionner le bon partenaire. Pour cela, le critère sera la détection de synchronie entre le robot et son partenaire humain. Dans cette section, nous nous intéresserons aux parties B et C de la figure 4.5 qui est dédiée à la sélection du partenaire et au mécanisme attentionnel permettant la localisation du partenaire. Par cette première étude sur les IHR, nous souhaitons donner au robot la capacité d'interagir avec l'humain par le biais de la synchronie. Le robot adaptera ses mouvements en phase et en fréquence en fonction de son partenaire.

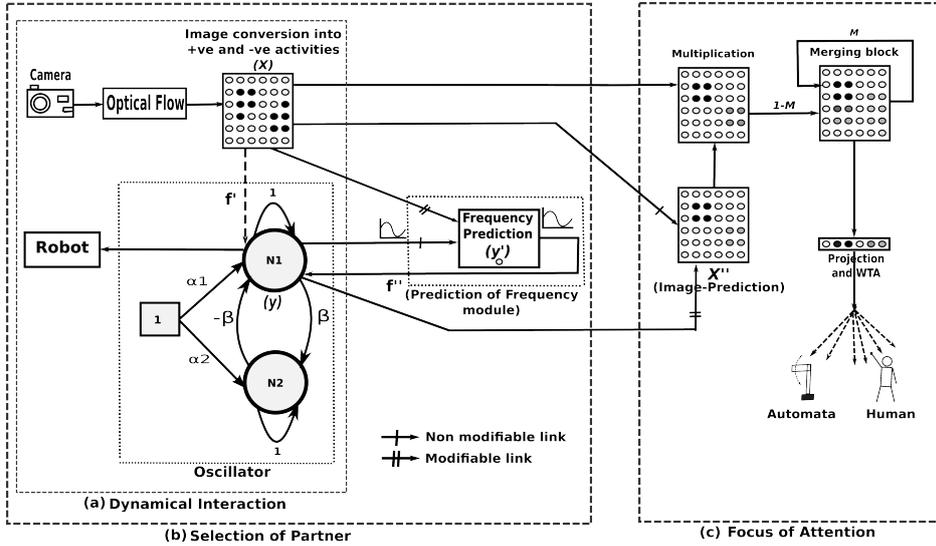


FIGURE 4.5 – Architecture globale du modèle proposé par S.K Hasnain [Hasnain et al., 2012]. Elle se divise en trois parties : (a) le modèle d'interaction dynamique. (b) La sélection du partenaire basée sur la détection de synchronie entre plusieurs agents. (c) Focus d'attention : permet de localiser dans le champ visuel la position du partenaire synchronone et d'orienter l'attention du robot sur cette zone en particulier.

Détaillons en premier lieu l'architecture permettant la sélection du partenaire (figure 4.5 B). Elle fonctionne en deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de test. Au cours de la phase d'apprentissage, le robot perçoit ses mouvements et apprend sa propre dynamique. L'apprentissage de l'association entre les perceptions et la dynamique interne du robot est réalisé par un réseau de neurones de type "Least Mean Square". Le "prédicteur fréquentiel" obtenu est alors capable de prédire la fréquence d'oscillation du robot en fonction de sa perception visuelle. Ce qui a pour conséquence, la modification de la fréquence de l'oscillateur interne du robot. Précédemment, l'oscillateur du robot était directement lié aux stimuli externes f' . Maintenant, les oscillateurs sont couplés grâce au "prédicteur fréquentiel" via f'' . L'équation de l'oscillateur peut se réécrire de la sorte :

$$N_1(n+1) = N_1(n) - \beta \cdot N_2(n) + \alpha_1 + f'' \quad (4.5)$$

Après la phase d'apprentissage, le robot est capable d'adapter ses mouvements en fonction de ses perceptions à condition qu'elles ne soient pas trop éloignées de ce qu'il a déjà appris au cours de la phase précédente (fréquence de ses dynamiques internes). Dans le cas où plusieurs inter-acteurs seraient présents devant le robot, ce dernier adoptera seulement les dynamiques de l'agent rythmiquement proche de lui.

Néanmoins, le robot ne sera pas capable de localiser ce partenaire dans son champ visuel car cette partie de l'architecture (figure 4.5B) n'a pas de dépendance spatiale (position du partenaire).

La figure 4.5 C correspond à la partie du modèle permettant cette localisation et le focus d'attention du robot sur son partenaire. Ici, si un agent interagit avec une fréquence proche de celle du robot, alors le bloc X'' apprend à prédire où devrait être localisés les mouvements du partenaire. Ainsi, il est possible de discriminer parmi plusieurs stimuli celui du partenaire en modulant le résultat obtenu dans le bloc X'' et l'entrée visuelle brute. Un processus de compétition permet alors de localiser les mouvements synchrones. La projection du résultat sur l'axe des abscisses permettra alors d'orienter la position de la tête du robot.

Le mécanisme de focus d'attention a été testé très simplement. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 4.6. En (a), sont représentés les oscillations du bras de Nao et celles du flot optique induit par les mouvements du bras de son partenaire humain. La sous-figure (b) représente l'orientation du focus d'attention du robot calculée par l'architecture en détectant les zones dans l'image où des mouvements (flot optique) synchrones sont présents. En (c), la localisation réelle du partenaire relativement au champ de vision de Nao a été représentée (vérité terrain).

Au départ, aucun stimuli visuel n'est présenté à Nao, le focus d'attention se positionne alors aléatoirement entre -30° et 30° . Après 500 unités de temps (16.6 sec.), un mouvement rythmique est introduit sur la gauche de Nao (-28.3°). Le focus d'attention est alors orienté vers la zone en synchronie (résultat de l'interaction). Lorsque le partenaire d'interaction de Nao bouge légèrement sur la droite (-2.7°), l'architecture force la ré-orientation du focus d'attention sur la zone en synchronie. Ensuite, l'agent bouge sur la gauche (25.4°) et le focus d'attention suit encore. Enfin, cette séquence est répétée plusieurs fois dans le but de vérifier si le focus d'attention continue de suivre le partenaire.

4.2 Reconnaissance du partenaire pour le maintien et le réengagement de l'interaction.

Précédemment, nous avons présenté un modèle de sélection du partenaire capable de focaliser l'attention du robot sur les régions qu'il détecte synchrones avec sa propre dynamique. Ainsi, si le partenaire humain arrête de bouger le robot n'est pas capable de maintenir l'attention visuelle, il y a alors potentiellement rupture de l'interaction.

Dans l'optique de mettre en place des interactions homme robot réalistes, les

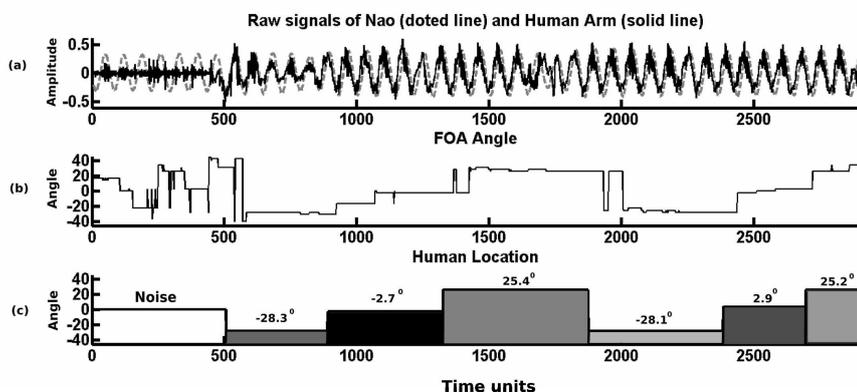


FIGURE 4.6 – (a) Représentation des oscillations du bras de Nao au cours de l'interaction (b) Fluctuation de l'orientation du focus d'attention en fonction des mouvements rythmiques perçus, (c) Position réelle du partenaire relativement au champ de vision de Nao.

agents doivent être capable d'échanger leurs rôles (turn-taking). Chacun d'entre eux doit pouvoir être le meneur au cours de l'interaction. Dans ce cas, l'autre pourrait arrêter éventuellement de bouger. Pour maintenir le focus d'attention du robot, nous avons alors étendu le modèle précédent et développé un nouveau mécanisme attentionnel permettant de localiser le partenaire humain soit par le biais de la synchronie soit par la reconnaissance visuelle de la forme du partenaire.

Ceci permettra de réengager l'interaction sans que le partenaire doive se synchroniser à nouveau avec le robot.

Nous nous sommes alors positionnés sur une approche ascendante (bottom up) basée sur la détection de synchronie entre le robot et son partenaire. Ce modèle utilise des vignettes (imagettes) basse résolution pour caractériser la forme du partenaire. Les vignettes sont sélectionnées autour de points d'intérêts. La forme apprise est alors mise à jour afin de pouvoir l'adapter à plusieurs vues du partenaire durant l'interaction. Un modèle de poursuite d'objet ("tracking lisse") a enfin été ajouté afin de pouvoir obtenir un suivi dynamique (focus d'attention) du partenaire.

4.2.1 Setup Experimental

Nous avons adapté le setup pour nos expériences sur robot mobile. Dans un premier temps, nous avons mis en place un setup expérimental simplifié dans lequel le robot est capable de bouger son bras ajouté (témoin de l'état rythmique interne du robot) et de bouger "uniquement" en rotation. Ceci signifie que la navigation du robot n'est pas ici considérée, elle sera traitée dans les modèles présentés

dans les chapitres suivants. La caméra sera ici embarquée sur le robot et pourra tourner suivant l'axe vertical. La fréquence d'acquisition des images est voisine de 30 Hz.

Une description plus détaillée de l'électronique embarquée sur le robot est présente en annexe. Dans la deuxième partie de nos expériences, le mouvement de la tête du robot sera désolidarisé de celui du corps permettant ainsi un mouvement plus naturel. Néanmoins, le mouvement de la tête et du corps du robot resteront corrélés.

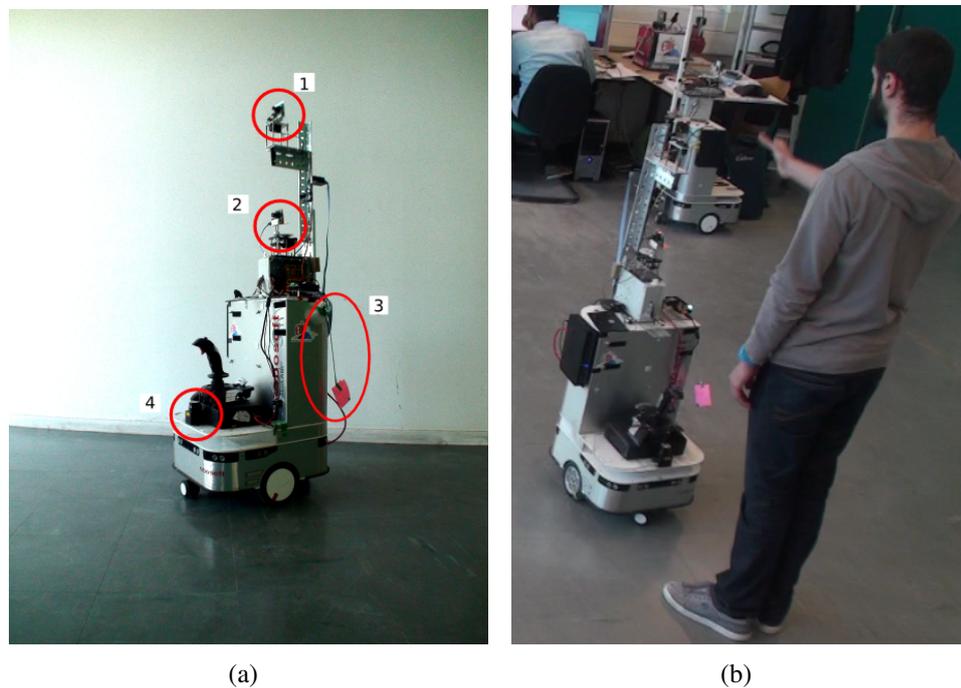


FIGURE 4.7 – Setup expérimental adapté dans le cas d'un robot mobile. (a) Plateforme robotique avec (1) la caméra simulant les mouvements de la tête au cours de l'interaction, (2) la caméra utilisée pour le système de navigation, (3) le bras oscillant du robot et (4) le laser pour la détection d'obstacles. (b) Exemple d'interaction homme robot.

4.2.2 Présentation du modèle de reconnaissance d'objet.

Comme nous l'avons introduit au début de ce chapitre, nous souhaitons ici utiliser la synchronie pour focaliser l'attention visuelle du robot sur le partenaire synchrone et ainsi pouvoir apprendre la forme de ce dernier. Nous allons ici détailler l'algorithme de reconnaissance de formes que nous utiliserons à cet effet. Dans la littérature du traitement d'images par ordinateur, on peut trouver de nom-

breux travaux qui ont été publiés concernant la détection, la reconnaissance et le suivi de la personne. Ces travaux peuvent être classifiés suivant diverses taxonomies [Aggarwal and Cai, 1997], [Gavrila, 1999], [Moeslund and Granum, 2001]. Un moyen simple de classer ces études est de considérer l'utilisation (ou non) d'un modèle explicite de la forme de la personne. En effet, pour la détection ou le suivi de la personne dans des séquences d'images, une première méthode consiste à définir un modèle 2D ou 3D de la forme de la personne. Le positionnement de segments et points sur les différentes parties du corps permet alors de construire le modèle [Haritaoglu et al., 1998], [Cham and Rehg, 1999], [Rehg and Kanade, 1994]. Une autre possibilité est de s'affranchir d'une connaissance a priori de la forme du corps humain et d'adopter une approche ascendante (bottom up) qui utilisent la combinaison de caractéristiques basse résolution comme par exemple les contours [Goldenberg et al., 2001] ou les points d'intérêts [Gabriel et al., 2005], [Fablet and Black, 2002]. Dans la pratique, l'efficacité de ces méthodes prometteuses dépend grandement de l'application que l'on souhaite en tirer : environnement intérieur ou extérieur, utilisation en temps réel, caméra fixe ou mobile, etc... Malheureusement, une majorité de ces algorithmes imposent de très fortes contraintes de puissance de calcul et n'ont pas de plausibilité neuronale.

Notre modèle neuronal de reconnaissance de la forme du partenaire s'inspire du modèle de reconnaissance d'objet de Leprêtre [Lepretre et al., 2000]. Le principe général de ce modèle est le suivant : le robot va apprendre des vues locales de l'objet par la sélection de points d'intérêts. Comme illustré dans la figure 4.8, on extrait dans un premier temps le gradient de l'image. Le résultat est alors convolué avec un filtre de type Différence de Gaussienne (DoG). On obtient alors une carte de saillance qui met en évidence les régions de l'image représentant des coins. On sélectionne alors les maxima locaux à partir de cette carte. On extrait alors des

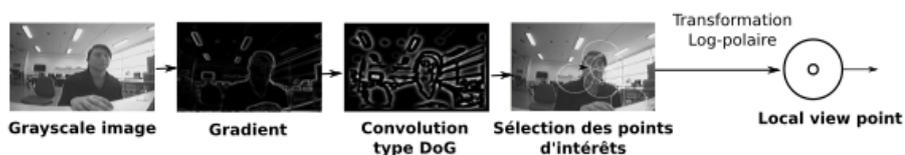


FIGURE 4.8 – Étapes successives du traitement d'images pour la sélection des points d'intérêts.

vignettes locales qui rassemblent les pixels autour des points d'intérêts. La taille de ces vignettes est de 16*16 pixels. Ces vignettes subissent une transformation log-polaire dans le but de rendre le modèle robuste aux changements d'échelles et aux légères rotations. Elles servent alors d'entrée à un réseau de neurones de type ART : le Selective Adaptive Winner (SAW) (voir figure 4.9). En fonction du seuil de vigilance du SAW, si les nouvelles vignettes sont trop différentes de celles

déjà apprises de nouveaux neurones seront recrutés. Puis, les vignettes les mieux reconnues vont être sélectionnées par un réseau de neurones de type Winner Take All.

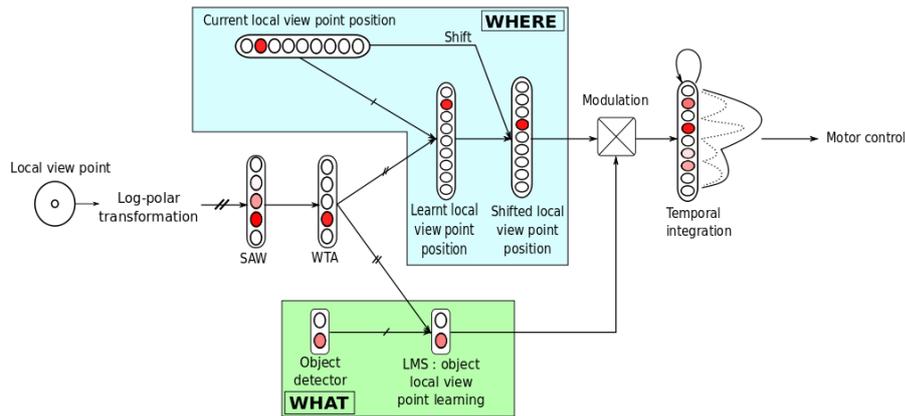


FIGURE 4.9 – Modèle général de reconnaissance d'objet.

Le modèle présenté en figure 4.9 peut être divisé en deux parties. La reconnaissance du "what" : quel est cet objet et de la localisation "where" : où est l'objet.

Un premier algorithme de type LMS (minimisation de l'erreur par la méthode des moindres carrés, voir Chapitre 3) est utilisé pour apprendre la forme de l'objet et un autre pour la localisation. Concernant la localisation, on utilise un LMS pour réaliser un apprentissage associatif entre la position en abscisse et en ordonnée et le centre de l'objet. Après une phase d'apprentissage, chaque vignette locale va prédire la position du centre de l'objet (voir figure 4.10). Si la plupart des prédictions concordent sur la même position l'objet sera considéré comme reconnu. Dans le cas contraire, plusieurs positions du centre seront possibles et on n'arrivera pas à identifier un gagnant. Si l'objet est déplacé dans le champ de vision, la prédiction sera aussi décalée et l'objet sera reconnu.

4.2.3 Mécanisme attentionnel et apprentissage de la silhouette du partenaire.

Pour l'apprentissage de la forme du partenaire, on utilisera le modèle de reconnaissance d'objet présenté ci-dessus. Pour s'assurer que le robot apprenne automatiquement la forme du partenaire souhaité au cours de l'interaction (et non pas celle d'autres personnes ou objets), nous avons ajouté les conditions suivantes :

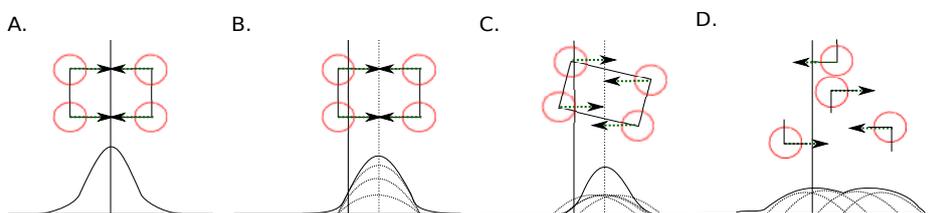


FIGURE 4.10 – Reconnnaissance d’objet. A) Apprentissage de l’objet au centre de l’image. B) Prédiction de la position du centre de l’objet après apprentissage. C) Influence de la rotation sur la prédiction de la position du centre de l’objet. D) Les différents points d’intérêts prédisent des positions du centre non concordantes : on en déduit que l’objet n’est pas reconnu.

- l’apprentissage de la forme ne s’effectue que si le focus d’attention par le biais de la synchronie a été réalisé. Ceci dans le but d’assurer la présence du bon partenaire dans le champ de la caméra.
- La carte de saillance obtenue par le filtrage de type DoG (voir section précédente) est modulée par l’intensité du flot optique dans le but de focaliser la sélection des points d’intérêts sur le partenaire en mouvement (lorsqu’il interagit avec le robot).

Présentation du scénario

Dans le but de tester les capacités de notre modèle neuronal permettant la détection du partenaire, nous avons réalisé plusieurs expériences dans des environnements réels et non contraints avec un robot mobile de type robulab.

Le scénario de l’expérience est le suivant :

- le partenaire humain bouge son bras en face du robot pour lui apprendre une fréquence préférentielle d’interaction.
- Après cette phase d’apprentissage, lorsqu’une personne interagira avec le robot avec une dynamique proche de celle qui a été apprise (la fréquence apprise peut être perçue grâce aux oscillations du bras du robot, voir figure 4.7), le robot sélectionne et localise ce partenaire favori en se basant sur un critère de détection de synchronie. Il commence alors à apprendre la forme du partenaire.
- A la fin de ces deux phases d’apprentissage, le robot est capable de localiser et de focaliser son attention sur le partenaire en combinant le modèle de détection de synchronie et de reconnaissance visuelle.
- Enfin, le robot est capable de suivre son partenaire et ceci en utilisant le système de poursuite lisse (comme nous l’avons précisé précédemment, il

est difficile d'assurer la stabilité du modèle de reconnaissance lorsque le robot est en mouvement).

Fonctionnement du modèle

Le modèle présenté dans la figure 4.11 fonctionne de la façon suivante : dans un premier temps, le robot apprend une fréquence préférentielle au cours d'une phase d'interaction avec le partenaire. Cette fréquence joue un rôle important dans la sélection du partenaire. Par exemple, si deux personnes tentent d'interagir avec le robot, celle qui aura la fréquence propre la plus proche sera sélectionnée comme étant le "bon partenaire".

Après cette phase d'apprentissage, le partenaire commence à bouger avec une dynamique proche de la fréquence apprise, le robot sera alors capable de localiser le partenaire humain dans son champ de vision. La prédiction de la position du partenaire est alors utilisée pour permettre au robot de s'orienter en face du partenaire. Le contrôle moteur du robot est réalisé à partir d'un champ de neurones dynamiques qui permet de maintenir la stabilité du comportement [Amari, 1977], [Schöner et al., 1995]. Ensuite, lorsque le focus d'attention est réalisé, le modèle de reconnaissance commence à apprendre la forme du partenaire en sélectionnant des points d'intérêts dans les zones où l'intensité du mouvement est la plus importante. Statistiquement, la majorité des points d'intérêts auront été sélectionnés sur le partenaire.

Dans le but de maintenir une bonne reconnaissance du partenaire humain, différentes vues du partenaire ont été apprises. Pour permettre le raffinement du modèle de la forme du partenaire, nous avons introduit un signal de vigilance basé sur la détection de synchronie qui permet au robot d'adapter son apprentissage lorsque le partenaire tente d'attirer une nouvelle fois son attention.

Ensuite, nous entrons dans une phase de suivi visuel du partenaire. Au cours de ce suivi, la stabilité de la sélection et reconnaissance des points d'intérêts n'est pas garantie. Par conséquent, nous avons développé un système de poursuite lisse qui a l'avantage d'être très réactif et qui permettra de faire le lien entre les phases statiques et les phases dynamiques. Ce modèle se base sur la continuité du mouvement et s'inspire des travaux de Ancona [Ancona and Poggio, 1995]. Ainsi, à chaque itération de l'algorithme, nous allons pouvoir estimer la position la plus probable du partenaire dans le voisinage de la position à l'itération précédente. Voici les grandes étapes de cet algorithme :

- Une vignette globale est sélectionnée sur le partenaire.
- A chaque itération, on va rechercher dans l'image perçue par le robot et dans le voisinage de la position à l'itération précédente, l'imagette la plus ressemblante.

- La position de cette imagerie sera stockée en mémoire.
- L'imagerie trouvée sera moyennée avec la précédente de façon à garder une trace du passé. La mise à jour de la vignette au cours du temps respectera l'équation suivante :

$$V_{t+1} = (1 - \alpha_c) * V_t + \alpha * O_{t+1} \quad (4.6)$$

$$\alpha_c = \alpha \cdot \left(1 - \frac{\sum_{i \in nb_{pixel}} ||O_{t+1}(i) - V_t(i)||}{nb_{pixels} * 255}\right) \quad (4.7)$$

Dans ces équations, V_t représente l'imagerie locale apprise au moment de l'initiation d'interaction avec le partenaire à l'instant t , O_{t+1} représente l'imagerie correspondant au maximum de corrélation dans le champ de la caméra du robot. La vitesse de mise à jour de la vignette dépend du paramètre α et du calcul de l'erreur entre V_t et O_{t+1} . Ainsi, l'actualisation de la vignette dépendra de la similarité entre O_{t+1} et V_t . Si les imageries sont trop différentes, il y aura peu d'adaptation.

Pour réduire le coût computationnel, nous avons limité le champ de recherche à un voisinage de 15 pixels sur l'axe horizontal et 13 pixels sur l'axe vertical. Ces valeurs peuvent être modifiées en fonction de la vitesse d'exécution du programme. De plus, en fonction du paramètre α compris entre 0 et 1, on pourra donner plus ou moins d'influence au passé. En fonction de la valeur choisie, l'algorithme sera plus ou moins robuste aux changements de position du partenaire en face ou à côté du robot.

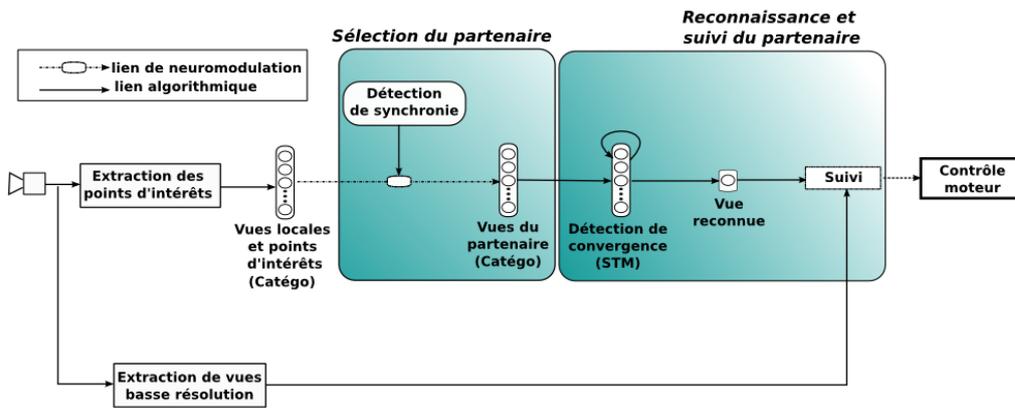


FIGURE 4.11 – Modèle général du mécanisme attentionnel pour le maintien d'interaction entre le robot et son partenaire humain.

Ainsi, la coopération des différentes stratégies pour localiser et suivre le partenaire permet d'avoir un modèle capable de maintenir l'attention du robot sur son partenaire humain au cours de l'interaction.

4.2.4 Résultats expérimentaux.

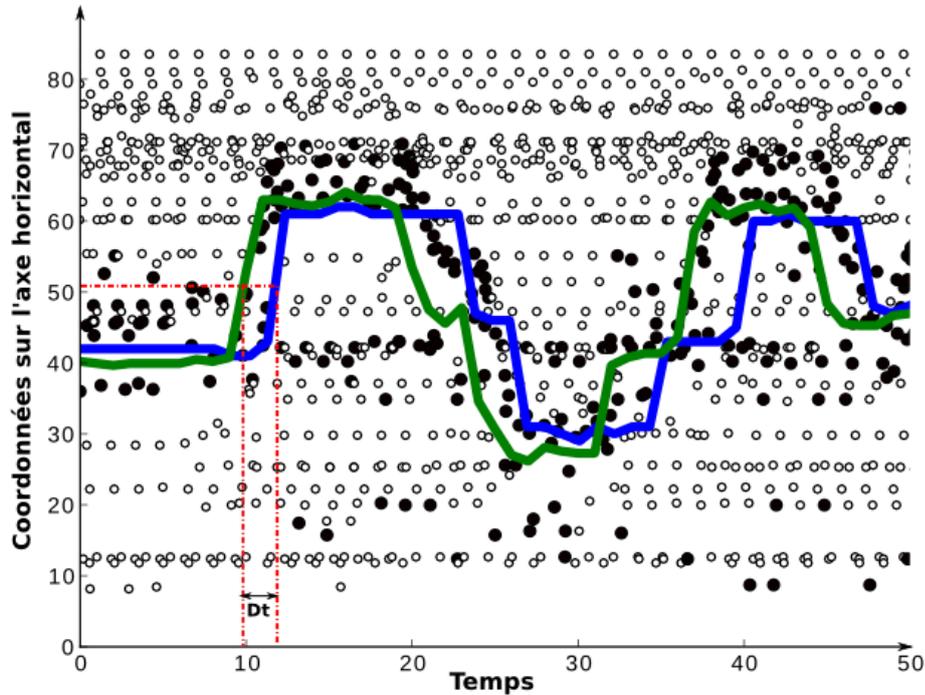


FIGURE 4.12 – Résultat de la coopération des stratégies de détection de synchronie et reconnaissance du partenaire. On peut observer un délai temporel Dt entre la position réelle (en vert) et la position prédite (en bleu). Les points noirs et blancs représentent les positions des points d'intérêt sélectionnés par le modèle de reconnaissance. Les points noirs correspondent aux points d'intérêt catégorisés comme appartenant au partenaire humain.

Dans la figure 4.12, on peut voir une comparaison entre la position réelle du partenaire dans le champ visuel du robot et la position (sur l'axe des x) prédite, après apprentissage, par notre modèle dans un cas où le suivi du partenaire n'est pas actif (caméra et robot statiques). Ceci démontre l'efficacité de la coopération des stratégies. Ensuite, pour valider la sélection des points d'intérêt, nous avons tracé dans cette figure tous les points d'intérêt et en particulier ceux catégorisés comme appartenant au partenaire humain (en noir) et les autres (blancs). On peut noter une certaine latence (délai) temporelle Dt , pouvant introduire une gêne lors de l'interaction (voir figure 4.12) et que nous expliquons par la présence d'intégrateurs temporels (permettant la stabilité de la reconnaissance) dans le modèle de détection et de reconnaissance.

Le modèle de poursuite lisse pour le suivi du partenaire va alors permettre de s'affranchir de ce problème de latence. Pour valider le fonctionnement de notre

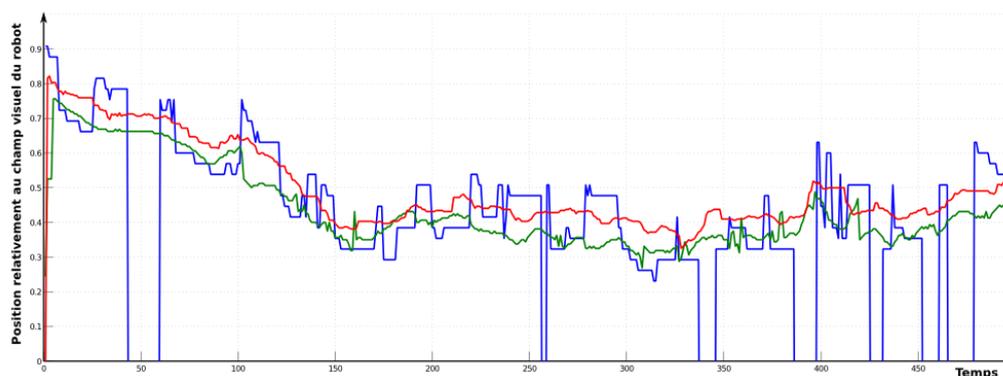


FIGURE 4.13 – Résultats obtenus pour le suivi du partenaire humain. La courbe rouge représente la position réelle du partenaire dans le champ de la caméra du robot. La courbe bleue représente le centre de gravité de la zone en mouvement dans l'image. Enfin, la courbe verte correspond à la position du partenaire calculée par notre modèle de suivi.

modèle en condition dynamique, nous avons dans un premier temps testé dans le cas où la vitesse linéaire du robot est nulle. Seule une rotation pour le suivi visuel du partenaire est possible. Dans la figure 4.13, on peut voir une comparaison entre la position "réelle" (les images ont été annotées manuellement) de la personne dans l'image et celle prédite par le système de poursuite lisse. Dans cette figure, la courbe rouge représente la position réelle du partenaire dans le champ de la caméra du robot. Cette position a été obtenue grâce à une annotation manuelle des images (sélection d'un point particulier). La courbe verte correspond à la position du partenaire calculée par notre modèle de suivi. On constate un décalage de position entre la position réelle et la position prédite. Lors de la phase d'initiation d'interaction le centre de l'image apprise était un peu décalée par rapport au point de référence ce qui explique le décalage obtenu. La courbe bleue représente le centre de gravité de la zone en mouvement dans l'image. On remarque des sauts de positions lorsqu'il n'y a plus de mouvements. Ainsi, la coopération du modèle de détection et suivi du partenaire permet alors au robot de maintenir l'interaction. De plus, l'ajout de la poursuite lisse permet de supprimer la latence temporelle constatée dans l'expérience précédente.

Nous avons aussi testé la robustesse du modèle de reconnaissance de forme du partenaire. Après la phase d'apprentissage, un humain jouant le rôle de distracteur s'est placé à côté du partenaire dans le champ visuel du robot. Nous constatons que si cette personne interagit avec une fréquence qui diffère de celle qui a été apprise, le robot gardera son focus d'attention sur le partenaire favori. Au contraire (ou si les deux personnes arrêtent de bouger), le robot doit être capable de discriminer les deux stimuli grâce à la reconnaissance du partenaire. Ce cas est illustré dans la figure 4.14 dans laquelle le partenaire favori est à droite alors que

le distracteur est du côté gauche. Une analyse statistique à montrer que 58% des points d'intérêts (points rouges) situés sur le partenaire préféré ont été correctement classifiés. Sur les 42% restants (points blancs), 15% ont été sélectionnés sur le distracteur et 27% sur le fond de l'image. Cette analyse montre que le robot est capable de localiser son partenaire d'interaction malgré la présence d'autres interacteurs potentiels dans son champ visuel. De plus, on pourrait croire que 58% est un niveau de reconnaissance très faible mais il faut considérer que ce résultat est obtenu après seulement quelques secondes d'interaction.

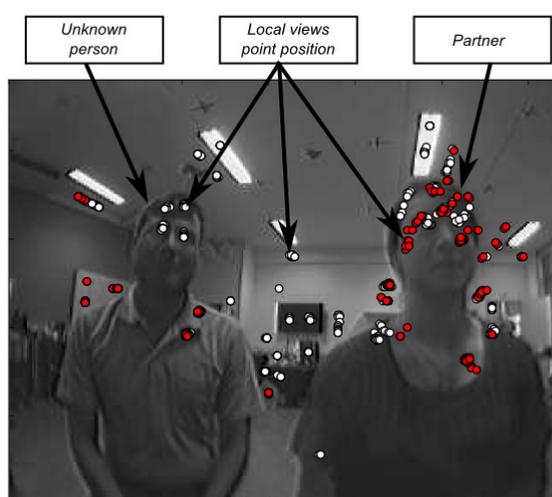


FIGURE 4.14 – Image obtenue au cours d'une expérience : à droite on peut voir le partenaire qui a été appris et à gauche le distracteur. Les points représentent la position des points d'intérêts qui ont été sélectionnés. Les rouges sont considérés comme appartenant au partenaire et les blancs comme du bruit.

Nous avons étendu ce modèle pour permettre au robot de reconnaître plusieurs vues du partenaire ou même plusieurs partenaires (voir figure 4.15). Dans ce cas, le robot est statique lorsque trois personnes essayent d'engager l'interaction avec le robot. Deux d'entre elles ont déjà été synchronisées avec le robot mais pas la troisième. Par conséquent, le robot a seulement appris à reconnaître les deux partenaires synchrones. Ceci explique que le suivi visuel n'est enclenché que pour les partenaires synchrones. On notera que le déclenchement se base sur le dépassement d'un seuil de reconnaissance qui a été choisi de manière empirique.

Considérons maintenant le scénario complet décrit au début de cette section. Premièrement, le robot commence à se déplacer en focalisant aléatoirement son attention par manque de régions saillante dans son champ de vision (courbe noire). A l'instant $t = 40$ sec., une personne commence à interagir avec une fréquence proche de celle apprise par le robot. Par conséquent, le réseau de neurones

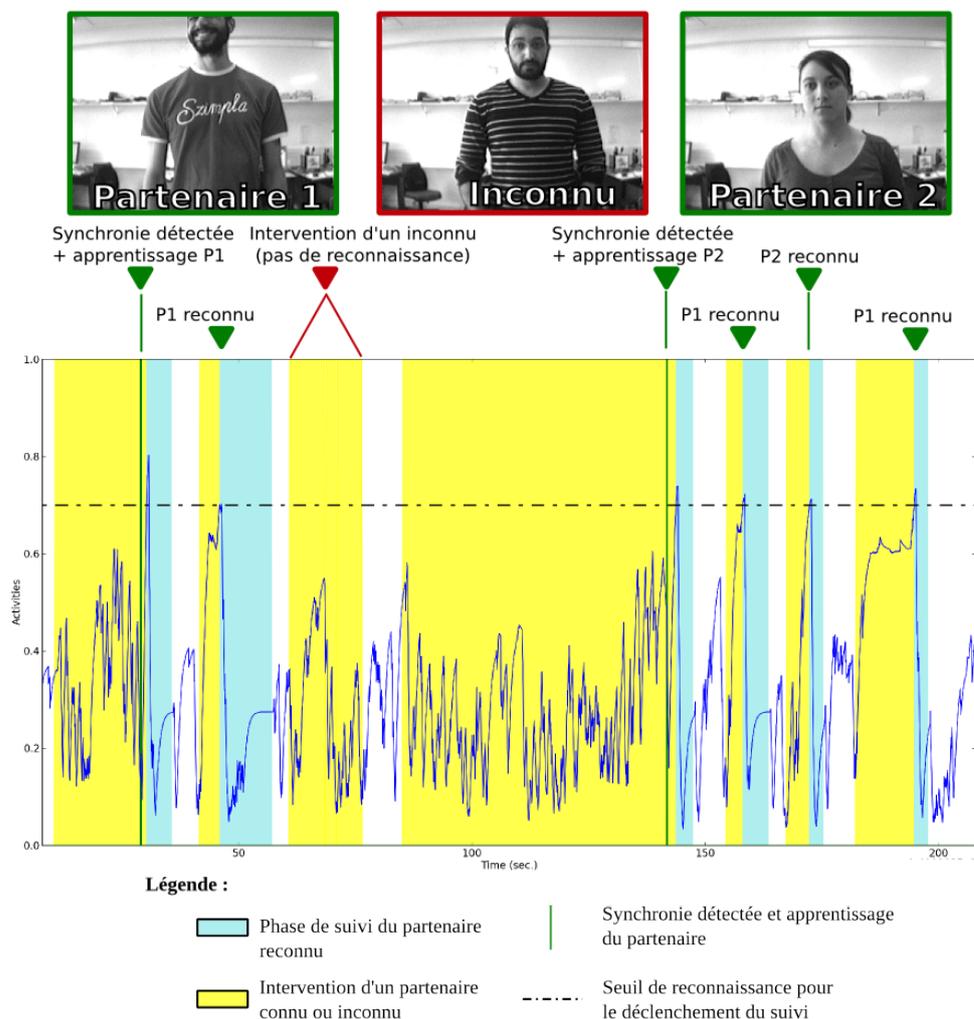


FIGURE 4.15 – Séquences d’interactions Homme/Robot avec trois partenaires. Les deux partenaires présentés sur la gauche ont déjà interagit de manière synchrone avec le robot. On remarque que le robot est capable de les reconnaître et de les suivre visuellement après chaque intervention. De plus, on remarque bien que la troisième personne (qui n’a pas interagit préalablement) n’arrive pas à engager l’interaction.

permettant le focus d’attention basé sur la synchronie sélectionne le partenaire et prédit sa position (courbe bleue). Le champ de neurones dynamiques contrôlant les mouvements du corps du robot oriente le Robulab de manière à centrer le partenaire dans son champ visuel. Lorsque le focus d’attention du robot est valide (synchronisation entre les partenaires d’interaction) le modèle de reconnaissance commence à apprendre (zones sur fond vert). A partir de l’instant $t = 40$ sec. jusqu’à l’instant $t = 80$ sec., on peut noter que l’apprentissage s’est arrêté puis

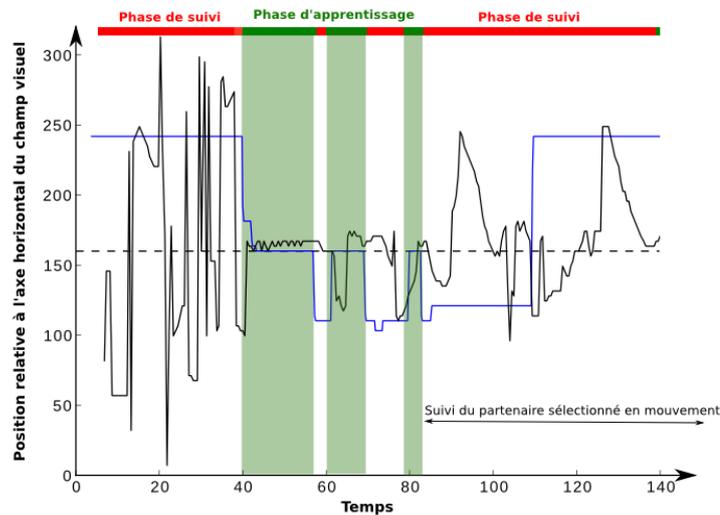


FIGURE 4.16 – Sélection et suivi du partenaire. Résultat expérimental obtenu dans des conditions réelles. La courbe bleue correspond à la position sur l’axe horizontal du partenaire. La courbe verte correspond à la zone de focus d’attention du robot. On remarque bien l’alternance des phases d’apprentissage et des phases de suivi. L’apprentissage est déclenché lorsque le focus d’attention du robot se concentre sur le partenaire.

relancé relativement à la détection de synchronie entre le robot et son partenaire. Ceci permet d’affiner l’apprentissage de la forme du partenaire. Comme nous pouvons le voir dans la figure 4.16, à partir du moment $t = 80$ sec., même si le robot perd son focus d’attention basé sur la synchronie, il est capable de suivre le partenaire grâce à l’apprentissage de la forme du partenaire.

4.3 Discussions

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche qui s’inscrit dans la continuité des travaux réalisés au laboratoire sur la sélection du partenaire par le biais de la synchronie. Les résultats précédents avaient déjà démontré que si plusieurs personnes tentaient d’interagir (avec le robot) alors le robot sélectionnait la personne ayant une fréquence d’interaction la plus similaire à la sienne. De plus, l’algorithme permettant le focus d’attention force le robot à s’orienter face à l’agent synchrone. Malgré tout, si le partenaire favori arrête de bouger, le robot ne pouvait plus le localiser. Nous avons alors proposé un modèle intégrant la reconnaissance du partenaire.

Dans un premier temps, l’initiation d’interaction entre l’homme et le robot est réalisée grâce au modèle de synchronie. Une fois le partenaire sélectionné, le

robot est alors capable de le localiser et de le suivre grâce à la reconnaissance visuelle. L'apprentissage de cette reconnaissance est affiné et modulé par la détection de synchronie. Pour pallier au manque de stabilité et de réactivité du modèle de reconnaissance nous avons ajouté un système de poursuite lisse qui permet le suivi du partenaire avec un robot mobile. La coopération entre les différentes stratégies prodigue au robot de nouvelles capacités pour sélectionner et suivre le bon partenaire. On constate alors l'émergence de la possibilité de réengager l'interaction entre les agents par le biais soit de la synchronie soit de la reconnaissance.

Dans le but de rendre les interactions plus naturelles, nous proposons maintenant d'étendre le modèle afin de permettre l'étude d'adaptation rythmique durant l'interaction entre un homme et un robot mobile entrain de naviguer. Dans le chapitre suivant, nous présenterons alors une architecture permettant la synchronisation lors de la marche côte à côte entre un robot et son partenaire humain.

Synchronisation lors d'une tâche de navigation : adaptation du rythme d'interaction

5.1 Introduction

Dans le chapitre 4, nous avons montré que les phénomènes d'entraînement et de synchronisation avait une influence sur l'initiation et le maintien de l'interaction homme robot. Dans les expériences précédentes, nous nous sommes limités au cas où le robot était d'abord statique puis nous avons élargi notre champ d'étude au cas où le robot peut tourner sur lui-même. Nous avons notamment développé un modèle qui utilise la synchronie comme moyen de moduler l'apprentissage de nouvelles compétences (reconnaissance de la forme du partenaire).

Maintenant, nous nous intéressons au cas où le robot est mobile et donc potentiellement capable de naviguer. En particulier, nous mettrons en place un système permettant l'adaptation du rythme du robot à la fréquence de marche du partenaire au cours d'une tâche de navigation. Le modèle neuronal présenté ici va permettre au robot d'adapter sa vitesse de locomotion et le rythme de balancement de son bras relativement à celle de l'humain. Pour cela, nous utiliserons le flot optique généré par le mouvement de la caméra du robot pour en extraire les oscillations des bras/jambes du partenaire d'interaction.

Lorsque deux personnes marchent côte à côte, leurs mouvements (fréquence d'oscillation des bras et des jambes) apparaissent comme étant interdépendants et couplés à un certain degré (voir figure 5.1) [van Ulzen et al., 2008]. Cette synchronisation des mouvements est naturelle et ne requiert pas d'effort de la part des deux partenaires. Elle est probablement une conséquence du phénomène d'entraî-



FIGURE 5.1 – Exemple de synchronisations de personnes. A gauche, une foule qui applaudit. Au centre, trois personnes marchant côte à côte. A droite, sportifs sur des tapis de course. Plusieurs situations où l'on remarque que les mouvements des participants sont synchrones.

nement dont nous parlions précédemment.

Ce qui nous intéresse ici, c'est la capacité des personnes à adapter non intentionnellement leur vitesse, la taille et la fréquence de leurs pas en fonction du partenaire [Zivotofsky et al., 2012]. Ce phénomène a été étudié qualitativement dans [van Ulzen et al., 2010] et [Nessler et al., 2009]. D'un point de vue quantitatif, les observations de Zivotofsky et al. ont montré que dans 50 % des cas les partenaires étaient synchronisés [Zivotofsky and Hausdorff, 2007]. De plus, ils ont mis en évidence l'importance du retour sensoriel sur ce phénomène (auditif, visuel ou tactile). Pour cela, ils ont demandé à 14 couples de personnes de marcher sur 70 mètres sous différentes conditions (modification du retour sensoriel). Il en ressort que les retours auditif et tactile améliorent la synchronisation. [Nessler et al., 2009] ont étudié l'aspect non intentionnel de la synchronisation lors de la marche. Dans cette étude, il a été demandé à 20 couples de participants de marcher côte à côte. Le résultat obtenu montre que la majorité des couples se synchronisent en fréquence de manière non-intentionnelle.

Dans la lignée de cet état de l'art et dans le cadre applicatif de cette thèse (robot compagnon) nous nous sommes intéressés à l'adaptation rythmique et aux synchronisations lors d'une marche côte à côte entre un robot et un humain. Nous défendons ici l'idée qu'un robot compagnon doit être capable de s'adapter au rythme du partenaire et de lui présenter un retour sensoriel (visuel, auditif ou tactile) représentatif de ses dynamiques internes. L'hypothèse sous-jacente est que l'émergence d'une synchronisation par effet d'entraînement bidirectionnel et éventuellement non-intentionnelle permet une interaction plus intuitive et naturelle qui permet un allègement de la charge cognitive chez l'agent humain et donc laisser place à d'autres aspects plus "intentionnels" de l'interaction.

Nous allons de ce fait étendre le modèle présenté dans le chapitre 4 pour permettre au robot d'adapter sa vitesse de locomotion à partir des stimuli visuels collectés grâce à l'étude du flot optique acquis par la caméra. L'extraction des

mouvements des bras et des jambes du partenaire donnera des informations sur la fréquence de marche du partenaire. Nous ne nous intéresserons pas ici aux retours auditifs et tactiles pour le robot mais cette piste pourrait être envisagée.

5.2 Setup expérimental

Lors de nos expériences, nous avons utilisé un Robulab 10 de Robosoft et un ordinateur à distance. Le robot mesure environ 1m50, pèse un peu plus de 15kg et est équipé d'un ordinateur embarqué. Pour l'évitement d'obstacle, il possède un laser Hokuyo permettant d'obtenir une vision à 4m sur 180 degrés de l'environnement. Le robulab est doté de quatre roues : deux roues pour le contrôle moteur et deux autres pour permettre une stabilité du robot lors des déplacements. Pour la récupération d'images de résolution 320 par 240 pixels, on utilise une caméra USB3 de la marque e-con systems. Un petit bras qui oscille a été ajouté sur le robot pour cette expérience pour donner un retour visuel et auditif (mouvement du servo-moteur) de la fréquence interne du robot (voir figure 5.2).

Les expériences ont été réalisées en simulation et en environnement réel intérieur. Le partenaire se situait à environ un mètre du robot de façon à éviter de déclencher l'évitement d'obstacle et à permettre au robot de percevoir les jambes du partenaire humain dans son champ de vision. Cette distance peut être augmentée ou réduite en fonction de l'angle d'ouverture de la caméra.

Pour l'analyse de l'interaction, nous analyserons les deux signaux suivants : les stimuli visuels perçus par le robot (flot optique généré par les mouvements des bras et jambes du partenaire) et la dynamique interne du robot.

5.3 Etude du flot optique généré par une caméra en mouvement.

En robotique mobile, si nous désirons travailler sur du flot optique ou le mouvement au sens large, la question de la gestion des mouvements générés par le robot lui-même (lors de ses déplacements) se pose légitimement et assez rapidement.

Considérons donc le cas d'une caméra mobile (sur robot par exemple) et intéressons-nous au lien entre la vitesse de déplacement de la caméra et le flot optique engendré entre les images.

Soit une caméra en mouvement ayant une vitesse de translation $v(t) = (v1(t), v2(t), v3(t))$ et de rotation $\omega(t) = (\omega1(t), \omega2(t), \omega3(t))$. Alors le flot op-



(a)



(b)

(c)

FIGURE 5.2 – Setup expérimental. (a) Photographie d'interaction homme robot prise au cours des expériences. (b) et (c) Représentations du robot.

tique $u(x, y, t)$ en un point (x, y) du plan rétinien vérifie [Jonchery, 2006] :

$$u(x, y, t) = \frac{1}{d}v(t) \begin{pmatrix} -1 & 0 & x \\ 0 & -1 & y \end{pmatrix} + \omega(t) \begin{pmatrix} xy & -(1+x^2) & y \\ 1+y^2 & -xy & -x \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

On fera alors l'hypothèse pour notre robot que la vitesse de translation est uniquement sur l'axe horizontal soit $v_2(t) = v_3(t) = 0$ et on ne prendra pas en compte la vitesse de rotation $\omega(t) = 0$. Par conséquent, on obtient la relation suivante :

$$u(x, y, t) = -\frac{1}{d}v_1(t) \quad (5.2)$$

Ainsi, nous pouvons considérer que le flot optique généré par la caméra

en mouvement de notre robot est proportionnel à la vitesse de déplacement et inversement proportionnel à la distance aux objets.

Une vérification expérimentale de cette proportionnalité a été réalisée.

Dans un premier temps, nous avons étudié la relation entre le flot optique perçu par le robot lorsqu'il se déplace (en roulant) à des vitesses constantes. Nous nous sommes placés dans un environnement où les objets sont à une distance fixe du robot. Nous avons alors vérifié que le flot optique généré par le robot en mouvement est proportionnel dans un premier temps à la vitesse de déplacement du robot. On notera que ces résultats ont été obtenus grâce à l'étude de l'histogramme de la norme des vecteurs vitesse du flot optique sur l'axe horizontal (voir figure 5.3).

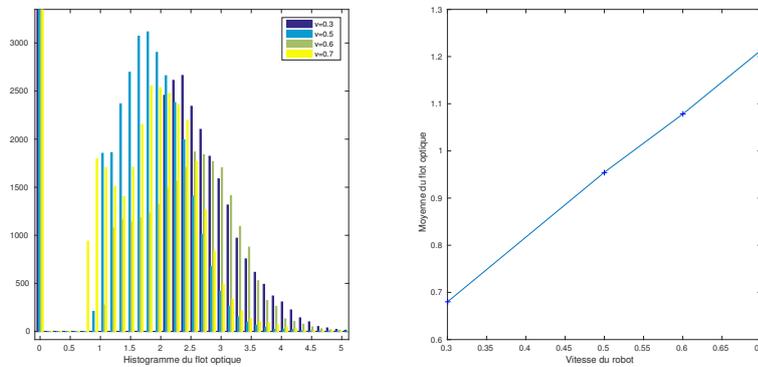


FIGURE 5.3 – Histogramme des vecteurs vitesse du flot optique filtré sur l'axe horizontal pour différentes vitesses d'avancement du robot.

Maintenant, nous allons nous intéresser au lien entre la vitesse de déplacement et la distance aux objets. On enregistre alors plusieurs séries images avec le robot à différentes distances d'un mur et à vitesse constante. On obtient alors les résultats présentés en figure 5.4.

Ainsi, on remarque qu'à partir d'une certaine distance (environ 2 mètres) par rapport aux objets, le flot optique généré par le mouvement de la caméra du robot est négligeable. Par conséquent, lorsque les objets seront éloignés du robot, il n'y aura pas de perturbations liées au fond de l'image (environnement). Ces conditions particulières pourraient permettre de simplifier notre modèle.

Malheureusement, lorsque le robot évolue dans un environnement intérieur la distance des objets par rapport au robot et relativement réduite.

Par conséquent, il est nécessaire de mettre en place un système permettant de compenser le flot optique généré par le mouvement propre du robot.

A partir du résultat obtenu, il sera alors possible d'extraire et détecter les oscillations des jambes du partenaire humain.

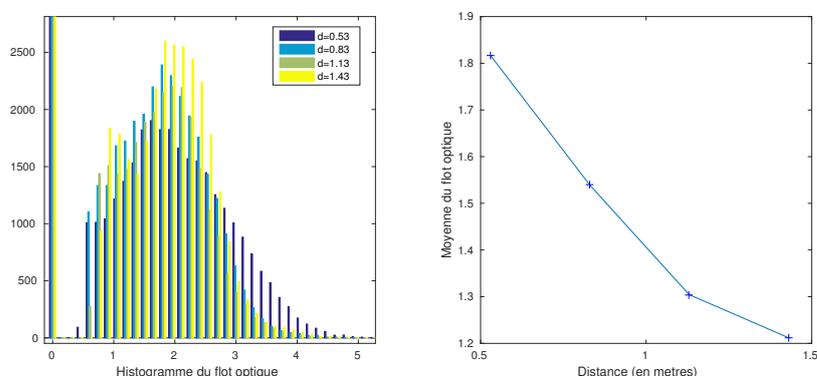


FIGURE 5.4 – Histogramme des vecteurs vitesses du flot optique filtré sur l'axe horizontal pour différentes distances fixes du robot aux objets.

5.4 Compensation du flot optique propre au mouvement du robot.

5.4.1 Compensation du flot optique

Lorsque le robot se déplace, deux mouvements indépendants peuvent être perçus dans son champ visuel : le mouvement propre au déplacement du robot et celui généré par le mouvement de personnes ou autres robots présents dans le champ de vision du robot. Comme ces deux composantes du flot sont mélangées et difficiles à différencier, le robot devra apprendre dans un premier temps à prédire et compenser le flot généré par son propre déplacement. Il sera alors possible d'extraire et analyser les mouvements "relatifs" du partenaire. Pour résoudre ce problème, nous sommes inspirés de l'approche Perception-Action qui permet au robot d'apprendre les associations entre les modalités sensorielles et les actions réalisées par le robot. Par exemple, lorsque le robot est en mouvement il existe un lien entre ses actions (vitesse du robot) et les stimuli visuels (i.e. flot optique perçu par le robot) qui sont induits par ce mouvement.

Après une phase d'apprentissage, le robot sera capable de prédire le flot optique qu'il devrait percevoir et par conséquent de le compenser.

L'architecture qui a été proposée dans un premier temps est illustrée figure 5.5. Un algorithme de flot optique est utilisé pour extraire les vecteurs vitesse des zones en mouvement des images acquises grâce à la caméra embarquée. Les régions les plus contrastées étant plus pertinentes, le résultat obtenu est modulé par l'intensité du gradient de l'image. Le flot optique modulé alimente alors un réseau de neurones permettant un filtrage du flot optique suivant les orientations. Ce

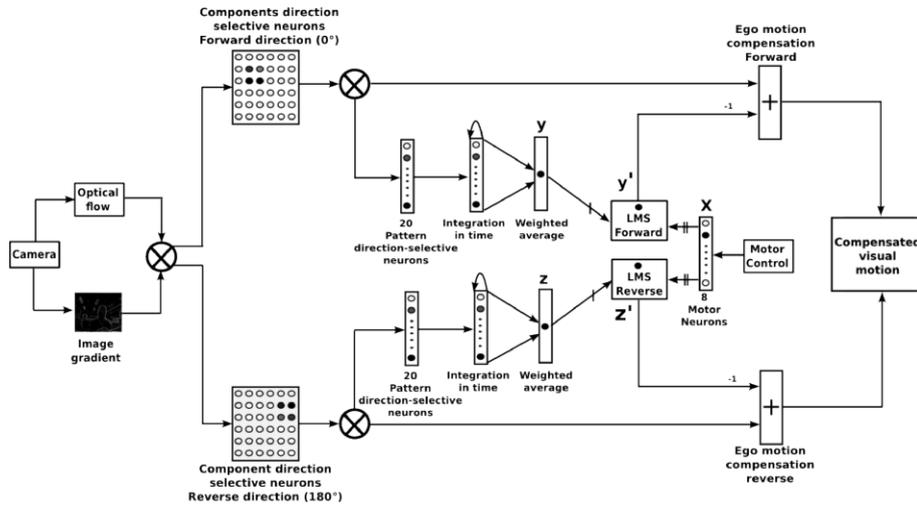


FIGURE 5.5 – Architecture proposée pour la compensation du flot optique pour un robot navigant en ligne droite. Cette figure est le modèle proposé par [Hasnain et al., 2014].

réseau de neurones simule la fonction des aires V1 et MT du cerveau qui sont sensibles aux directions des mouvements ("component direction-selective neurones") [Movshon et al., 1985], [Cruz-Martín et al., 2014]. Il permet alors de filtrer le flot optique modulé en fonction de la direction souhaitée.

L'activité (A_i) en sortie de ce réseau de neurones est proportionnelle à la distance entre la direction du flot optique et la direction de référence du suivant l'équation (5.3) où β représente la direction du flot optique, β_i représente la direction de référence du neurone i , et τ_1 est le coefficient permettant de réguler la dynamique de l'activité du neurone en fonction de la direction du flot optique.

$$A_i = \exp\left(-\frac{(\beta - \beta_i)^2}{2\tau_1^2}\right) \quad (5.3)$$

Dans ce modèle, nous utiliserons seulement deux directions préférentielles pour β : 0° (robot avance) et 180° (le robot recule). Nous justifions ce choix par le fait que lorsque le robot avance ou recule en ligne droite, le flot optique perçu par le robot sera horizontal. La sortie de ce réseau de neurones est ensuite injectée dans un réseau de neurones (20 neurones) réalisant un histogramme des activités du flot optique directionnel. Le résultat obtenu est ensuite intégré dans le temps pour permettre d'identifier le flot optique prépondérant lorsque le robot avance à une vitesse linéaire fixée. Au cours de la phase d'apprentissage, le robot avance avec sept valeurs de vitesse différentes et une lorsqu'il recule. On justifie ce choix car notre objectif est de permettre au robot de compenser le flot optique généré par son propre mouvement lorsqu'il suit son partenaire.

La valeur analogique de la vitesse du robot a été transformée en valeur numérique grâce à huit neurones. Les neurones s'activent en fonction de la valeur de la vitesse en entrée. Pour apprendre l'association Perception-Action, on utilise un réseau de neurones de type LMS qui correspond à un conditionnement classique. Les neurones s'activant en fonction de la valeur de la vitesse représentent l'entrée inconditionnelle du LMS alors que la vitesse prépondérante du flot optique représente l'entrée conditionnelle. Ainsi, le réseau de neurones (LMS) apprendra à prédire la valeur du flot optique à compenser lorsqu'il se déplace à une vitesse donnée.

Enfin, après la phase d'apprentissage, lorsque le robot commencera à bouger à une vitesse donnée, le LMS permettra de compenser le flot optique généré par le mouvement du robot.

Cet algorithme de compensation de mouvement sera intégré aux modèles qui seront présentés dans les sections suivantes où les résultats expérimentaux seront présentés.

5.4.2 Suivi du partenaire à l'aide du flot optique

Maintenant, considérons le cas où le robot est immobile mais qu'une personne entre dans le champ de vision du robot. La perception visuelle du robot est alors modifiée créant alors une ambiguïté visuelle (flot optique apparent alors que le robot ne bouge pas). Si on doit rétablir une certaine cohérence de sa perception, le robot doit alors modifier sa vitesse et adopter celle en lien avec le flot optique perçu. Cette approche s'inspire de précédents travaux de [Gaussier et al., 1998]. Ces travaux proposent une explication au phénomène d'imitation bas niveau qui pourrait être une propriété émergente d'un simple homéostat perception-action basé sur l'ambiguïté de la perception. Plus précisément, un apprentissage pavlovien conditionné est réalisé entre les actions et les retours sensoriels. Après apprentissage, si un stimulus sensoriel est perçu, le robot réalise automatiquement l'action en lien avec ce dernier faisant ainsi émerger une imitation immédiate. Une approche similaire a donc été envisagée, en partant de l'apprentissage réalisé pour la compensation de mouvement propre (voir section précédente). Cette méthode permet à un robot mobile d'imiter un humain qui arrive dans son champ visuel et de le suivre sur une marche côte à côte.

Malheureusement, cette approche possède une limitation importante qui est liée à la séparation des phases d'apprentissage et d'utilisation. De plus, elle ne prend pas en compte la dépendance du flot optique à la distance du robot par rapport aux objets présents dans son environnement. Un apprentissage est alors

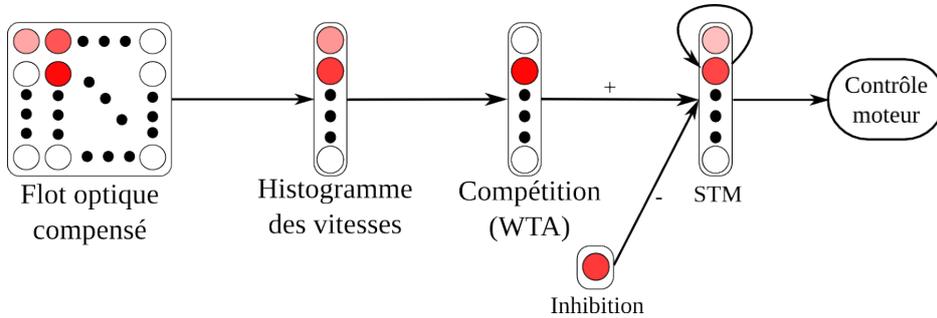


FIGURE 5.6 – Adaptation de la vitesse du robot pour le suivi du partenaire en mouvement.

associé à un environnement particulier dans lequel le robot pourra alors compenser son flot optique propre et suivre le partenaire.

Rappelons que notre objectif est d'apprendre à un robot une trajectoire en interaction avec un partenaire. Il est donc primordial que le robot soit capable d'adapter son apprentissage online. Nous proposons alors un autre modèle qui regroupe la phase d'apprentissage et la phase d'utilisation. Dans ce modèle, illustré figure 5.6, la vitesse d'adaptation du LMS sera rapide et permettra d'apprendre une moyenne temporelle de la valeur à compenser. Ainsi, le système s'adaptera rapidement pour compenser le flot optique.

Pour permettre l'adaptation du robot en vitesse, le modèle utilisé est présenté figure 5.6. A partir du flot optique compensé, on réalise un histogramme de la norme des valeurs. Ensuite, un réseau de neurone du type Winner Take All permettra de trouver la valeur du flot la plus présente dans l'image. Le résultat obtenu est alors intégré temporellement pour permettre au robot d'avoir un comportement plus fluide. La perception d'un mouvement vers l'avant fera accélérer le robot et inversement la perception d'un mouvement vers l'arrière fera ralentir le robot. Ainsi, chaque accélération du partenaire sera alors perçue comme un déséquilibre pour le robot qui accélérera pour compenser. On aura alors un comportement d'imitation résultant d'un phénomène d'entraînement. Expérimentalement, on remarquera que le fonctionnement de ce système repose sur la dynamique d'interaction entre le robot et le partenaire. Il subsistera bien entendu un flot optique résiduel lié à une certaine latence de notre système (inertie du LMS) mais aussi aux mouvements oscillatoires des jambes/bras du partenaire présents dans le champ de la caméra du robot. Ce modèle sera par la suite testé par des utilisateurs naïfs (voir section 5.7).

5.5 Extraction du rythme de marche du partenaire humain.

Une fois le mouvement propre du robot compensé et que ce dernier est capable de suivre le partenaire humain qui marche à côté de lui, il est maintenant nécessaire d'extraire le rythme de la marche de l'humain afin de pouvoir synchroniser le bras du robot avec la fréquence de marche du partenaire humain. Pour ce faire, il est primordial dans un premier temps d'extraire les signaux pertinents induits par les oscillations des membres (jambes, bras) de l'humain au cours de la marche. Pour cela, pour se rapprocher d'un modèle biologique plausible, nous analyserons des primitives visuelles bas niveau pour identifier le mouvement humain.

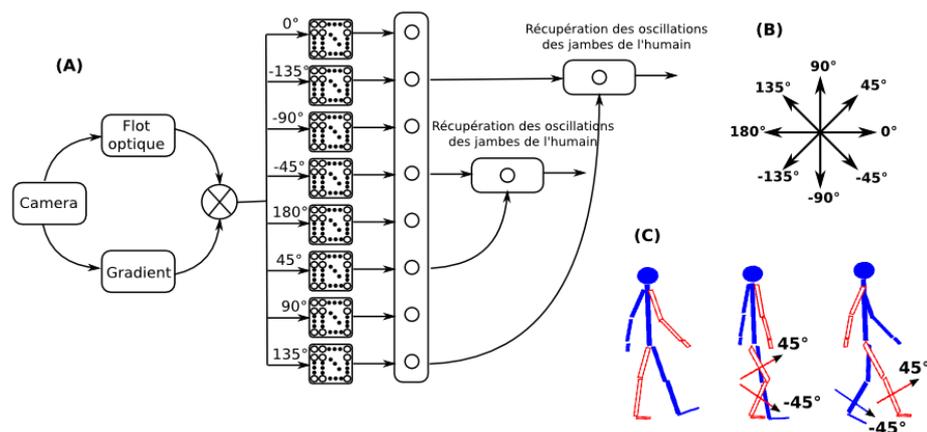


FIGURE 5.7 – Extraction des oscillations des jambes de l'humain. (A) Pour extraire les signaux induits par la marche du partenaire, le flot optique est filtré suivant huit neurones s'activant en fonction de l'orientation du flot optique. (B) Ce schéma représente les huit directions préférentielles des neurones dans le plan de la caméra. (C) Description des mouvements d'une personne qui marche.

Replaçons-nous dans le scénario précédent. C'est-à-dire, dans la situation où le robot imite et suit son partenaire qui est en train de marcher. Le flot optique du robot est alors compensé grâce au modèle que nous venons de présenter. Le résultat de la compensation dans ce scénario correspond au flot induit par le mouvement du partenaire d'interaction. Il est alors filtré suivant 8 directions par les neurones directionnels (voir figure 5.7). Les activités des neurones du flot optique directionnel sont alors sommées pour construire les "pattern direction-selective neurons".

Les signaux obtenus sont présentés dans la figure 5.8. On remarque que

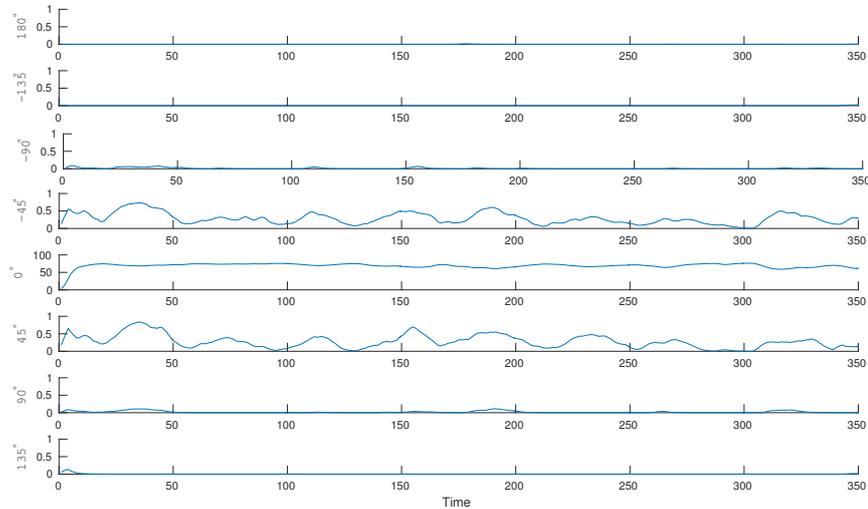


FIGURE 5.8 – Activité des neurones directionnels lorsqu'un robot et un humain marche côte à côte.

lorsque le robot et le partenaire marchent côte à côte, trois neurones sont actifs. Le neurone dont la direction est 0° a une activité constante qui correspond à la direction de déplacement du partenaire. Les neurones dont les directions préférentielles sont -45° et 45° s'activent de façon intermittente en fonction des mouvements d'oscillations des jambes et des bras du partenaire.

Lorsqu'une personne marche côte à côte avec un robot, si l'on somme les activités des neurones dont les directions préférentielles sont -45° et 45° on obtient un signal quasi-périodique dont la fréquence est de 0.8 Hz. Ce signal que l'on notera f par la suite sera utilisé pour synchroniser le comportement du robot avec celui de son partenaire.

5.6 Synchronisation du bras du robot avec les oscillations des jambes du partenaire.

Dans cette partie, nous expliquerons le modèle neuronal permettant au robot de synchroniser son rythme avec celui de son partenaire humain. L'objectif est d'adapter la fréquence de marche du robot avec celle de l'humain. Malheureusement, notre robot ne possède pas de jambes et se déplace en roulant. Par conséquent, nous avons eu l'idée de rajouter à notre robot un bras oscillant très simpliste (voir annexe). La principale raison de cette modification est de créer un

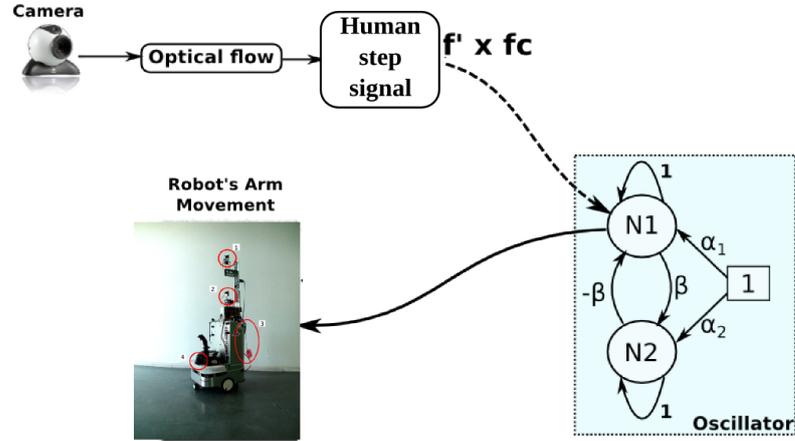


FIGURE 5.9 – Modèle d’entraînement adapté à notre application.

retour sensoriel de la fréquence du robot pour l’humain. En effet, la synchronisation est meilleure lorsque celle-ci est bidirectionnelle (conséquence du phénomène d’entraînement présenté dans le chapitre 2).

Ainsi, notre objectif est d’arriver à synchroniser le mouvement du bras du robot avec les oscillations des jambes et bras du partenaire humain. Le modèle utilisé correspond au modèle d’entraînement présenté dans la figure 5.9.

Ce modèle est similaire à celui présenté dans le chapitre 4. Les entrées du modèle sont les images enregistrées par la caméra du robot. A partir de cette image, on extrait le flot optique puis on filtre grâce au flot optique directionnel (voir section précédente). On obtient alors le signal f qui représente l’énergie visuelle induit par les mouvements des jambes de l’humain. Ce signal est alors utilisé pour entraîner l’oscillateur du robot. L’influence de ce signal est modulé par le facteur de couplage fc (voir équation (5.4)).

$$N_1(n + 1) = N_1(n) - \beta \cdot N_2(n) + \alpha_1 + f \cdot fc \quad (5.4)$$

Nous allons maintenant nous intéresser au scénario de nos expériences. Au départ, le robot est immobile. Lorsqu’une personne entre dans son champ visuel, le robot va automatiquement l’imiter et commencer à le suivre à l’aide du modèle décrit section 5.4. Le modèle d’entraînement décrit ci-dessus adapte alors les oscillations du bras du robot en fonction du signal (flot optique) généré par les balancements des bras et jambes de l’humain.

La figure 5.10 illustre le résultat d’un premier test de validation du fonctionnement du modèle. Sur cette figure, on a tracé les signaux enregistrés par le robot. En rouge, on retrouve le signal du robot et en bleu celui de l’humain (extrait à partir du flot optique directionnel). Une analyse par PLV (courbe verte) nous a

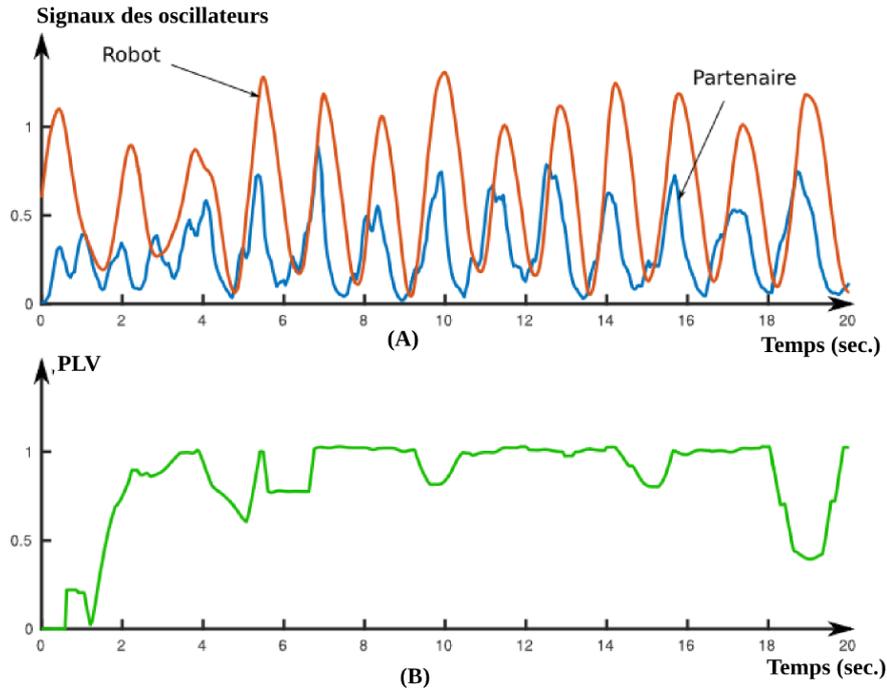


FIGURE 5.10 – Résultat de la synchronisation entre le robot et son partenaire. (A) En rouge, le signal correspondant à l'oscillateur du robot. En bleu, le signal extrait à partir du flot optique correspondant aux oscillations des jambes du partenaire. On remarque que les agents se synchronisent après une courte phase d'interaction. (B) La courbe verte correspond à l'analyse par PLV du niveau de synchronie au cours du temps.

permis de noter qu'après une phase d'interaction, il y a synchronisation entre les rythmes des deux partenaires.

5.7 Évaluation du modèle de synchronisation avec des utilisateurs naïfs

Nous avons présenté un modèle qui permet au robot mobile d'adapter son rythme à celui de son partenaire. Dans cette partie, nous allons alors étudier le point de vue de l'utilisateur naïf. Dans un premier temps, nous nous intéresserons à l'apport de ce modèle au cours d'interactions de type "synchronisation au cours de la marche" entre un utilisateur naïf et un robot. Nous présenterons le protocole mis en place pour l'évaluation du système d'adaptation du rythme du robot lorsqu'il se déplace avec l'utilisateur. Cette expérience va nous permettre d'étudier l'influence des différents paramètres (vitesse, suivi ou non du partenaire, bras en mouvement ou non) sur le ressenti de l'utilisateur et la capacité à se synchroniser

avec le robot. Cette expérience correspond à une première étude de notre modèle, il n'y aura donc pas d'analyse quantitative pour valider les résultats. Néanmoins, cette dernière devra être réalisée dans le cadre des études liées au projet ANR DIRAC qui se basent sur les modèles développés dans cette thèse.

Participants

Une dizaine d'étudiants (5 hommes et 5 femmes) de l'Université de Cergy-Pontoise ont participé en tant qu'utilisateurs naïfs à ces expériences. Leur âge est compris entre 18 et 25 ans et leur taille entre 150 et 195 cm. Tous les étudiants sont en bonne santé physique, psychologique et neurophysiologique. L'expérience dure en moyenne dix à quinze minutes.

Protocole

Intéressons-nous maintenant au protocole de l'expérience. Le robot mobile peut avancer à des vitesses variant de 0 à 3 km/h environ. Il est capable d'adapter sa vitesse en fonction de celle de la personne marchant à côté de lui (jusqu'à sa vitesse maximale). Le robot possède un bras oscillant dont la fréquence peut (en fonction des conditions) soit s'adapter uniquement à la vitesse d'avancement du robot (propre rythme du robot) soit se synchroniser sur le rythme de marche du partenaire.

Il a été demandé aux différents participants dans un premier temps de marcher comme il le souhaite avec le robot d'un point A à un point B sans autres précisions (conditions 1 et 2) puis d'accompagner volontairement le robot (conditions 3 à 6). Les conditions sont les suivantes :

- Condition 1 : le robot adapte sa vitesse en fonction de la vitesse de son partenaire. Le bras du robot n'oscille pas.
- Condition 2 : le robot adapte sa vitesse et synchronise la fréquence de son bras sur le rythme de son partenaire.
- Conditions 3-4-5 : la vitesse du robot est fixée (1, 2, 3 km/h). Le bras du robot n'oscille pas. On demandera à la fin de ces trois conditions une vitesse préférentielle parmi celles proposées.
- Condition 6 : la vitesse du robot est fixée à la vitesse préférentielle choisie par le participant (parmi celles des conditions 3,4 et 5). Le bras du robot oscille à une fréquence adaptée à sa vitesse d'avancement mais ne s'adapte pas au rythme de l'humain.

Au cours de l'expérience, on présentera les conditions dans l'ordre suivantes : 1 et 2 ou 2 et 1 de façon aléatoire, puis les conditions 3-4-5 aléatoirement aussi puis la condition 6.

Dans les deux premières conditions, on pourra parler de non intentionnalité dans le sens où l'humain marche comme il le souhaite sans volonté consciente de s'adapter au robot. Dans les conditions suivantes, nous nous placerons dans le cas d'interaction intentionnelle. Ceci explique le fait que les conditions 1 et 2 soient réalisées avant les conditions intentionnelles afin de ne pas biaiser les résultats.

Méthode d'évaluation

Pour une évaluation qualitative du modèle, on a demandé à l'utilisateur de répondre à un même questionnaire après chaque condition. Les questions sont les suivantes :

- Marcher avec le robot était plutôt : Très agréable, Agréable, Désagréable, Très désagréable
- La vitesse du robot est-elle un problème ? : Trop rapide, Adéquate, Trop lent.
- Le robot cherchait-il à vous suivre ? : Oui, Non, Je ne sais pas

Les résultats des questions ont été transformés en notes. Quelle que soit la méthode de notation, on réalise alors une moyenne sur les participants en séparant homme et femme. Pour la première question, les notes vont de 0 (très désagréable) à 4 (très agréable). Pour la deuxième question, les notes peuvent aller de -1 (vitesse trop lente) à 1 (vitesse trop rapide). Une note égale à zéro correspond à une vitesse confortable. Enfin, pour la question 3, on veut vérifier si le participant est capable de déterminer si le robot le suit ou non. On notera que si le participant considère que le robot le suit alors la note sera égale à 1 et -1 sinon. La valeur de référence est représentée en gris figure 5.11. Cette valeur de référence vaut 1 si le robot suit le partenaire et -1 sinon.

Au cours de cette étude, nous avons aussi étudié où se situait l'attention visuelle du partenaire au cours de la tâche. On a tracé ensuite, figure 5.11, pour chaque condition, un graphe représentant le statut de l'attention (en bleu : focus d'attention sur le robot, en blanc : le focus n'est pas sur le robot) au cours du temps (axe des abscisses, 0 : début de l'expérience, 1 fin de l'expérience). Cette étude a été réalisée à posteriori, à partir d'une séquence vidéo, pour un seul candidat.

Résultats

A partir des résultats expérimentaux obtenus, nous avons réalisé une étude statistique (voir figure 5.11). Il est néanmoins important de souligner qu'on ne pourra tirer des conclusions fermes à partir de ces résultats à cause du manque de participants. La figure 5.11 rassemble les résultats des questionnaires :

- question 1 : on remarque une dynamique inversée entre les hommes et les femmes. Les femmes ont tendance à préférer le cas où le robot s'adapte (condition 1 et 2). Néanmoins, la différence entre les conditions n'est pas significative.
- question 2 : les résultats montrent que le robot est trop lent sauf à la vitesse maximale (condition 5). Il existe une gêne pour le participant liée à la vitesse du robot qui s'illustre parfaitement par le résultat de la condition 6. Dans cette condition, le participant a choisi sa vitesse préférée, néanmoins le résultat montre qu'il reste tout de même gêné par la vitesse du robot.
- question 3 : On remarque globalement que les utilisateurs n'ont pas été capables, dans cette étude, de déterminer si le robot les suivait ou non. La seule condition pour laquelle on s'approche de la vérité est la condition 2.

Ces tests avec des utilisateurs non-experts ont permis de mettre en évidence une limitation technique liée à la vitesse. Cette limitation rend l'interaction avec le robot désagréable du point de vue des utilisateurs.

On peut aussi noter que, sans doute à cause de ce désagrément lié à la vitesse, les participants ont eu de grandes difficultés à juger du fait que le robot soit en train de les suivre ou pas. La seule exception est la condition 2 où le robot s'adaptait au rythme de l'humain aussi bien en déplacement qu'en oscillation du bras. Étant donné que ce résultat ne se vérifie pas dans la condition 1 qui est similaire à la 2 mais sans les oscillations du bras, ce dernier peut s'expliquer par la présence du retour sensoriel (oscillations du bras du robot que l'humain peut voir et entendre) qui donne une indication aux participants sur le rythme du robot et qui permet une adaptation mutuelle et bidirectionnelle des deux agents.

Intéressons-nous maintenant à l'étude du focus d'attention du partenaire au cours de l'expérience. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 5.12. Pour cela, nous avons enregistré les candidats au cours de l'expérience. A posteriori et à partir des images enregistrées nous avons étudié comment se comporter le candidat vis-à-vis du robot. On remarque que dans les conditions où le robot s'adapte (conditions 1 et 2), le partenaire porte son attention visuelle sur le robot seulement à la fin de l'expérience. Dans la condition 5, le partenaire porte son regard sur le robot périodiquement comme pour vérifier que ce dernier le suit. On peut faire l'hypothèse que la vitesse d'avancement du robot ne convient pas au partenaire. Dans la condition 4, on remarque le même profil que dans les conditions 1 et 2, la vitesse pourrait mieux convenir au partenaire a priori. Malheureusement, le résultat n'est pas validé par le choix du participant qui pour la condition 6 choisit la vitesse préférentielle correspondant à la condition 5. Lorsque l'on observe le profil de la condition 6, on remarque que le partenaire passe son temps à regarder le robot.

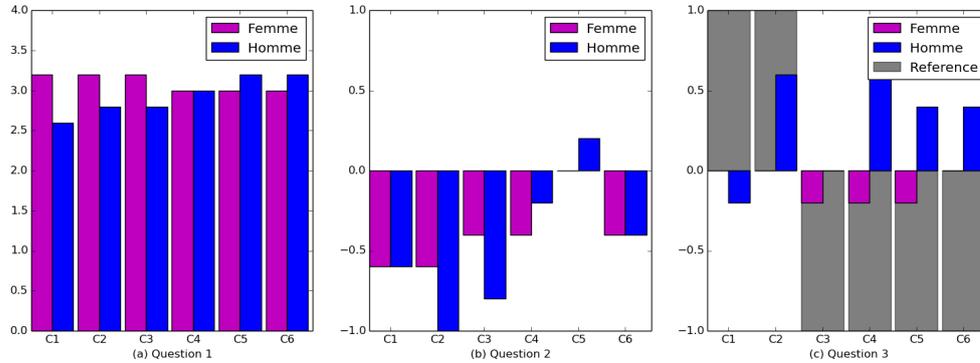


FIGURE 5.11 – Résultats statistiques des expériences avec les utilisateurs naïfs. On compare les résultats obtenus pour un groupe de femme et un groupe d’homme. (a) Résultats de la première question, on remarque une dynamique inversée entre les hommes et les femmes. Les femmes ont tendance à préférer le cas où le robot s’adapte (condition 1 et 2). (b) Résultats de la question 2, les résultats montrent que le robot est trop lent sauf à la vitesse maximale. (c) Résultats de la question 3, en gris on a tracé la valeur de référence.

Pour conclure et plus globalement, on remarque que lorsque le robot adapte sa vitesse (conditions 1 et 2), l’humain passe moins de temps à vérifier son comportement.

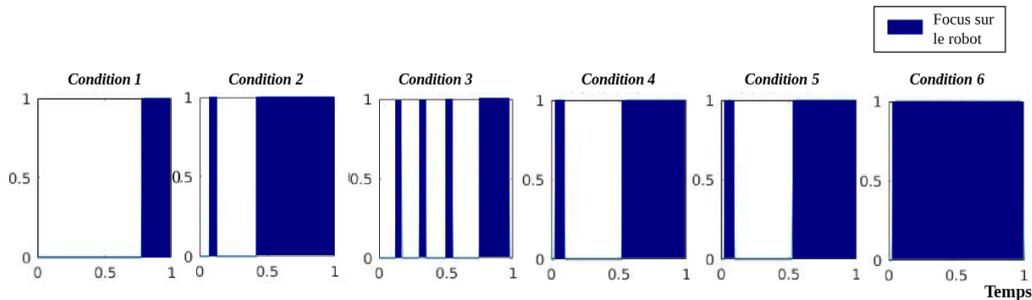


FIGURE 5.12 – Étude de l’attention du partenaire au cours de l’interaction. Le focus d’attention du partenaire sur le robot est représenté par les phases en bleu foncé. On obtient les profils des différentes conditions de l’expérience.

A partir de l’étude de l’attention visuelle du partenaire, nous avons pu obtenir des résultats intéressants. Malgré tout, pour valider ses premiers résultats, il sera nécessaire de réaliser une étude quantitative qui permettra d’enrichir cette étude qualitative.

De plus, il reste encore à étudier les signaux enregistrés et l’index de synchronie entre les oscillations du bras du robot et celle des jambes du partenaire.

Malheureusement, cette étude restera en perspective dans le cadre de cette thèse.

5.8 Discussions.

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle neuronal permettant à un robot capable de suivre son partenaire humain. Le robot adapte sa vitesse automatiquement et synchronise les mouvements de son bras avec les oscillations des jambes de son partenaire. Ce modèle se base sur l'extraction de primitives bas niveau : proprioception et flot optique visuel. Dans ce modèle bio-inspiré, le robot apprend les contingences entre son contrôle moteur (vitesse linéaire du robot) et le flot optique visuel induit par le mouvement relatif son déplacement. Cet apprentissage lui permettra de prédire et compenser le flot visuel généré par son propre déplacement. Le robot va alors extraire le mouvement lié au déplacement du partenaire et pourra alors le suivre. De plus, l'architecture permet d'extraire du flot optique le signal périodique induit par les oscillations des jambes et des bras du partenaire. Un système neuronal similaire à celui présenté dans le chapitre 4 est utilisé pour adapter en fréquence les mouvements du bras du robot. Ce bras s'adapte en fonction du rythme du partenaire présent dans le champ visuel du robot.

Dans un premier temps, le modèle a été testé dans le but de valider la capacité à se synchroniser avec une personne qui marche côte à côte avec le robot. D'autres tests avec des utilisateurs non-experts ont permis de mettre en évidence une limitation technique liée à la vitesse du robot. Cette limitation rend l'interaction avec le robot désagréable du point de vue des utilisateurs.

A partir d'une étude du focus d'attention de l'humain au cours de l'interaction, nous avons pu constater que l'architecture présentée permet de réduire la charge attentionnelle du partenaire humain.

Dans les chapitres suivants, nous évaluerons ce modèle au cours d'une tâche de navigation. On notera que ce modèle a été développé pour des interactions de suivi en ligne droite. Par conséquent, on suppose que les changements de direction généreront des ruptures de rythme au cours de l'interaction homme robot. Ces ruptures de rythme seront utiles au robot pour détecter de la nouveauté ou une situation d'échec.

A contrario, les phases de synchronisation pourront servir de signal de renforcement pour l'apprentissage du robot (trajectoire ou forme du partenaire).

Une dernière remarque sur ce modèle concerne le paramétrage de la fréquence par défaut de l'oscillateur contrôlant le bras du robot. Cette fréquence est liée proportionnellement à la vitesse d'avancement linéaire du robot. Nous nous sommes appuyés sur une étude de [Snaterse et al., 2011] pour justifier cette hypothèse. Malgré tout, nous avons voulu vérifier cette hypothèse pour une étude

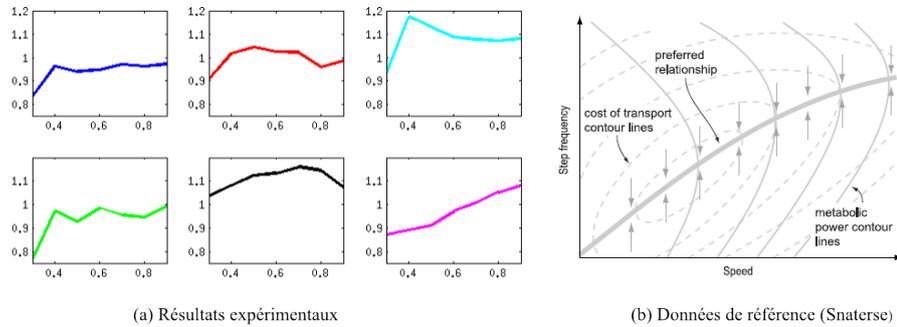


FIGURE 5.13 – Etude de la relation entre vitesse d’avancement et fréquence de marche pour six participants. En (a), les résultats obtenus et (b), la courbe de référence obtenue par [Snaterse et al., 2011]

rapide au cours d’interaction homme robot. On a alors demandé à six participants de marcher à côté du robot et à la même vitesse que celui-ci. Dans la figure 5.13a, nous avons tracé la fréquence de marche des participants en fonction de la vitesse du robot. Dans la figure 5.13b, on a repris les courbes de référence obtenues par [Snaterse et al., 2011]. On remarque, grâce aux courbes obtenues, que notre hypothèse se valide que très rarement. Ce qui montre que lorsque l’on contraint une personne à marcher à un rythme de marche différent, la relation de proportionnalité n’est pas respectée. Ceci témoigne d’une gêne pour les participants lorsque la vitesse n’est pas adaptée.

Apprentissage de tâches sensori-motrices par suivi du partenaire.

Dans les chapitres précédents, nous avons proposé une architecture neuronale bio-inspirée qui tient compte de la dynamique des interactions entre individus. Cette architecture s'inspire des interactions sociales et se base sur le phénomène d'entraînement et de coordination interpersonnelle. Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à l'apprentissage de tâches de navigation à un robot. Le partenaire humain devra montrer au robot la tâche à réaliser sans avoir recours à un joystick, une laisse ou une interaction verbale. Dans un premier temps, nous ferons un bref état de l'art sur les modèles de navigation en robotique qui permettra d'expliquer notre positionnement (apprentissage d'associations Lieu/Action). Ensuite, nous donnerons une définition aux notions d'apprentissage "prescriptif" et "proscriptif" et nous expliquerons pourquoi il est important de concevoir des interactions homme/robot qui permettent d'obtenir un apprentissage proscriptif. Enfin, nous présenterons notre modèle pour l'apprentissage d'une tâche de navigation en interaction avec le partenaire humain sélectionné grâce au critère de synchronie. Puis, nous montrerons les premières expériences réalisées avec des utilisateurs experts.

6.1 Navigation en robotique et positionnement.

Dans cette section, nous ferons un bref état de l'art des méthodes utilisées pour la navigation des robots. Nous nous concentrerons sur une comparaison entre l'approche de la robotique classique et la robotique bio-inspirée. Enfin, nous expliquerons notre positionnement.

6.1.1 Navigation en robotique classique.

Selon le point de vue de l'approche classique de la navigation robotique, la construction d'une carte précise de l'environnement est nécessaire pour qu'un agent parvienne à planifier ses actions et puisse naviguer de manière autonome dans cet environnement. Selon Newman, cette capacité est considérée comme primordiale pour la durée de vie d'agents mobiles autonomes [Leonard and Newman, 2003]. La cartographie d'un environnement inconnu est généralement considérée comme l'un des problèmes les plus importants pour atteindre une réelle autonomie en robotique mobile [Thrun et al., 2002], [Leonard and Newman, 2003]. Les premiers modèles internes de l'environnement ont été proposés par Nilson puis Moravec et al. dans les années 80 [Nilsson, 1984] [Moravec and Elfes, 1985]. Le modèle est basé sur une grille représentant l'espace libre et occupé par les obstacles (occupancy grid). Une méthode alternative basée sur une représentation métrique a ensuite été proposée par Chatila et Laumond [Chatila and Laumond, 1985]. D'autres approches proposent une cartographie topologique (décrivant les connexions entre lieux) [Kuipers and Byun, 1991]; [Mataric, 1992]. A partir des années 90, le domaine est dominé par l'approche probabiliste, dont les travaux de Smith, Self, et Cheeseman [Smith et al., 1990] introduisent un cadre statistique pour répondre au problème du SLAM (c'est à dire, parvenir à cartographier l'environnement tout en s'y localisant dans le même temps). Ces approches probabilistes sont principalement représentées par 2 grandes familles : l'une d'elle utilise la méthode du filtrage de Kalman [Kalman, 1960], tandis que l'autre se base sur l'algorithme Expectation Maximization [Dempster et al., 1977] pour réaliser ces estimations.

Le filtre de Kalman permet d'estimer les états d'un système linéaire dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées. Il est utilisé dans une large gamme de domaines technologiques (radar, vision électronique, communication, ...). Ce filtre fait l'hypothèse que le bruit est purement gaussien, ce qui est une approximation insuffisante dans de nombreux cas. De plus, il ne permet de traiter que des problèmes impliquant des dépendances linéaires entre les différentes variables [Thrun et al., 2002]. Une variante, le filtrage de Kalman étendu permet de traiter les problèmes non-linéaires [Julier and Uhlmann, 2004]. Le filtrage particulaire est une méthode permettant de ne pas se limiter à de telles hypothèses de bruit gaussien et de linéarité, mais cette technique présente un coût computationnel important [Gordon et al., 1993]. Cette technique est utilisée pour la localisation de robot mobile par Thrun et al. [Thrun, 2002]. De nombreuses variantes de ces méthodes existent, mais leur description et comparaison est en dehors du champ de cet état de l'art. Ces méthodes probabilistes tentent de résoudre 5 problèmes majeurs liés à la cartographie autonome [Thrun et al., 2002] :

- les bruits de mesures ne sont pas statistiquement indépendants. La nature de

ces bruits dépend fortement du contexte. Par exemple, l'utilisation d'une caméra panoramique non calibrée crée une erreur de localisation des amers dépendante de l'orientation. S'affranchir d'un bruit non-centré (biaisé) s'avère extrêmement compliqué. De même, pour une navigation à l'estime, le cumul d'erreurs affecte la manière dont les futures mesures seront interprétées.

- la dimensionnalité de la représentation augmente considérablement avec la taille de l'environnement et la précision du modèle, ce qui implique une quantité de mémoire importante.
- le problème le plus dur à résoudre est celui de la correspondance qui survient lors de la clôture d'une boucle au sein d'une trajectoire (correspondance ou loop closing problem) [Williams et al., 2009]. La difficulté réside dans le fait de déterminer si plusieurs mesures, enregistrées à des moments différents, correspondent à la même entité physique dans l'environnement. Ce phénomène provient de la nature ambiguë de la perception, phénomène bien connu en psychologie et expliqué par la théorie de la "Gestalt" [Smith, 1988].
- l'aspect dynamique du monde réel peut rendre inopérant le système si des éléments essentiels à la localisation viennent à disparaître. Il est alors nécessaire d'effectuer un réapprentissage pour s'adapter à ces changements
- le système doit pouvoir planifier son chemin au sein d'un environnement partiellement connu. Les solutions doivent bien souvent faire face à un compromis entre réactivité et fiabilité.

L'utilisation de méthodes statistiques [Thrun et al., 2002] permet de s'affranchir du problème de la navigation en environnement inconnu mais implique de nombreux passages dans chaque lieu, ce qui reste incompatible avec le besoin d'une grande réactivité au stade initial. En restant dans le cadre de l'approche classique de la robotique, les méthodes basées sur la construction de modèles internes du monde sans a priori sont finalement celles qui donnent les meilleurs résultats. Assez récemment une telle méthode a permis des performances impressionnantes de navigation en intérieur sur le long terme (plusieurs semaines) avec changements environnementaux [Andreasson et al., 2005].

Cependant, le passage à l'échelle à des environnements plus larges et moins structurés (extérieurs) pose encore de nombreux problèmes tels que l'explosion de la taille mémoire du modèle interne, l'odométrie non fiable sur terrains accidentés ou encore le recollement de cartes. D'autres méthodes plus ad-hoc donnent de bons résultats en réponse à des problèmes spécifiques. Les travaux de Leonard et Newman [Leonard and Newman, 2003] montrent, par exemple, qu'il est possible de développer un algorithme dont le temps de convergence est constant dans

le cas où le robot est autorisé à faire des visites répétées de toutes les régions de l'environnement. Steux et Hamzaoui [Steux and Hamzaoui, 2010] sont parvenus à développer un algorithme léger et très simplifié de SLAM dont le code ne dépasse pas 200 lignes. Cet algorithme permet au robot d'atteindre une vitesse de 2.5 m/s en embarquant l'ensemble des calculs sur un processeur ARM9. Nguyen et al [Nguyen et al., 2006] propose un modèle également très léger basé sur l'hypothèse d'un environnement formé de plans orthogonaux (ce qui est souvent le cas en intérieur) permettant ainsi de simplifier considérablement la complexité des calculs. Bien que très utilisées dans certains domaines précis, ces méthodes requièrent la plupart du temps un scanner laser précis et donc très coûteux. De plus, elles sont fortement dépendantes du modèle a priori du monde.

Des travaux récents visent justement à s'adapter aux déplacements et à l'occlusion d'amers visuels et à se remettre à jour dynamiquement [Lee et al., 2006]. D'autres méthodes donnent de bons résultats dans des environnements fortement dynamiques comme l'algorithme développé par Foka et Trahanias [Foka and Trahanias, 2010]. L'algorithme permet à un robot mobile de se localiser et naviguer dans un milieu encombré (une foule d'êtres humains par exemple).

Des approches ensemblistes sont également utilisées pour la robotique sous-marine [Jaulin, 2009], [Jaulin, 2011] pour s'affranchir des conditions données par l'environnement (Les fonds marins sableux sont des lieux très pauvres en amers et présentant de fortes redondances). Malgré de nombreux progrès réalisés dans ce domaine, le SLAM présente tout de même des défis importants. Aujourd'hui, il existe de nombreuses méthodes pour cartographier et se localiser simultanément dans un environnement si celui-ci est statique, structuré et de taille limitée. La navigation au sein d'environnements complexes, dynamiques, non-structurés et de grandes tailles restent encore un problème de recherche largement ouvert [Thrun et al., 2002].

6.1.2 Navigation en robotique bio-inspirée.

Basée sur les nombreuses études des solutions utilisées chez l'animal pour naviguer, une approche concurrente de la navigation robotique classique s'est développée en proposant des modèles inspirés de la biologie. Cette approche a permis l'apparition de robots réactifs, rapides et capables de comportements simples et robustes. A l'inverse de l'intelligence artificielle classique, les solutions obtenues sont souvent sous-optimales mais adaptatives et se prêtent particulièrement bien aux environnements inconnus. Certaines approches bio-inspirées se veulent également biologiquement plausible et, de ce fait, permettent un enrichissement mutuel des disciplines de la robotique et des sciences du vivant. Les expériences robotiques permettent de confirmer ou d'infirmer certaines hypothèses sur les modèles.

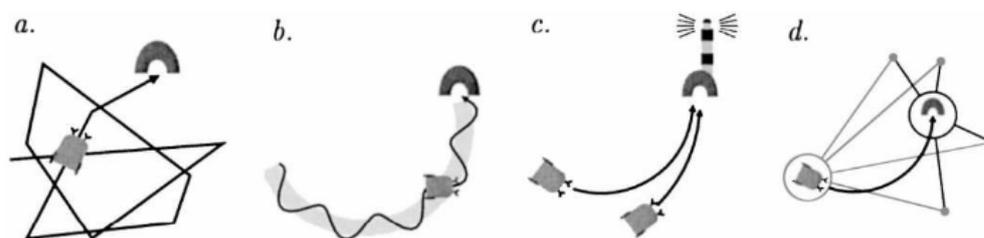


FIGURE 6.1 – Hiérarchie des stratégies locales de retour au nid (homing) selon Franz et Mallot. Figure extraite de [Franz and Mallot, 2000]. (a) Exploration aléatoire. (b) Suivi de piste ou de sentier. (c) Visée du nid (nécessite un indice sensoriel saillant sur le nid). (d) Guidage vers le nid par le biais de relations spatiales entre amers environnants.

A partir des classifications proposées par les éthologues [Gould, 1986], différents modèles d'architecture de contrôle pour la navigation ont été proposés [Trullier and Meyer, 1997]. Mallot et Franz proposent de faire une distinction hiérarchique entre stratégies locales de retour au nid (figure 6.1) et stratégies de recherche de chemin (figure 6.2) [Franz and Mallot, 2000]. Un classement hiérarchique existe également au sein de chacune des deux catégories. Parmi les stratégies locales : l'agent a recours à une exploration aléatoire en l'absence d'indice sensoriel. Il peut suivre un sentier si celui-ci existe (dépôt de phéromones ou traces visuelles par exemple). Il peut viser le nid par remontée de gradient si un indice sensoriel saillant y est présent. Enfin, l'agent peut rejoindre le nid par l'apprentissage de relations spatiales entre celui-ci et des amers proches, sans codage de la position du nid lui-même.

Parmi les stratégies de recherche de chemin : Si l'environnement est relativement statique, un chemin peut être appris par une séquence simple d'associations entre états (lieux) et actions (direction à suivre). Dans le cas d'apparition d'obstacles, des chemins multiples peuvent être appris par la construction d'une topologie entre lieux proches. L'agent connaît ainsi une autre route en cas d'échec sur la première (navigation topologique). Enfin, l'exploration des alentours permet de découvrir des raccourcis (navigation métrique).

Dans nos travaux, nous utiliserons un modèle de navigation qui s'inspire du modèle générique de couplage développé par Gaussier et Zrehen dans les années 90. Ce modèle permet à un robot d'apprendre des conditionnements entre informations sensorielles (la reconnaissance d'un lieu spatial, d'une position particulière d'un membre, d'une expression faciale, etc...) et action (une direction à suivre, une configuration motrice) [Gaussier and Zrehen, 1995]. L'élégance du modèle est de proposer une architecture générique de bas niveau et qui ne requiert aucune représentation symbolique du but (qui dans le cadre de nos expériences est difficile à représenter). Notre modèle de navigation spatiale a été proposé par

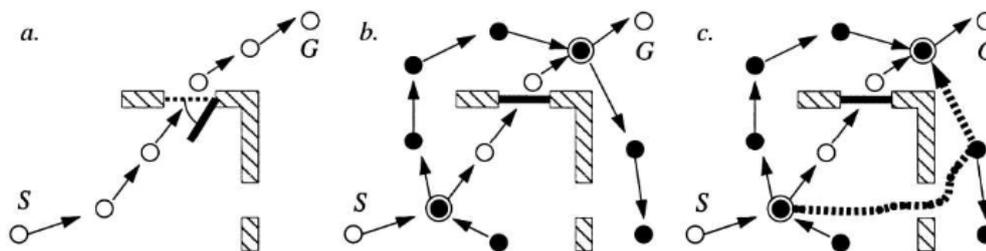


FIGURE 6.2 – Hiérarchie des stratégies de planification de chemin selon Franz et Mallot. Figure extraite de [Franz and Mallot, 2000]. (a) Chemin simple défini par une séquence d’associations état/action. La stratégie ne s’adapte pas à l’apparition de nouveaux obstacles (e.g porte fermée). (b) Des chemins multiples sont envisageables après la construction d’une topologie entre états. L’agent peut choisir une autre route en cas d’échec. (c) Explorer les alentours permet à l’agent de découvrir des raccourcis (pointillés) aux travers de lieux inexplorés.

l’équipe Neurocybernetique du laboratoire ETIS. Du point de vue de la neurobiologie, il modélise le fonctionnement de l’hippocampe et des boucles corticales en 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].

6.2 Modèle de navigation sensori-moteur

6.2.1 Présentation du modèle

Le modèle de navigation (modèle VPC/A) utilisé dans nos expériences repose sur le principe d’apprentissage d’associations sensori-motrices entre des lieux et des actions à réaliser. La sélection des cellules de lieux repose sur une modélisation de l’hippocampe et du cortex entorhinal [Gaussier et al., 2002]. Il a pu être observé chez les mammifères que le niveau d’activité d’un neurone codant une cellule de lieux dépend du niveau de reconnaissance de celle-ci à un endroit donné d’un environnement.

Dans ce modèle, les points d’intérêts sont extraits séquentiellement à partir d’une carte de saillance (maxima locaux). Cette carte est obtenue par convolution du gradient de l’image d’entrée avec un filtre de type DoG (Différence de Gaussienne). Une cellule de lieux correspond à une constellation de landmarks/azimuts sélectionnés dans un panorama autour du robot.

Au cours de l’apprentissage de la ronde, chaque cellule de lieu est associée à une action à réaliser. Ces associations vont permettre de construire un bassin d’attraction qui rend la trajectoire de la ronde robuste dans des environ-

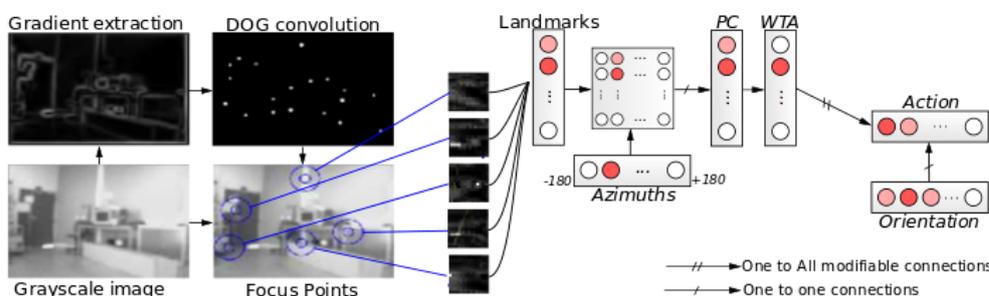


FIGURE 6.3 – Modèle de cellules de lieu : architecture Per-Ac pour la navigation visuelle. A chaque instant, la caméra du robot prend un panorama visuel de l’environnement à 360 degrés. L’image du gradient de ce panorama est convoluée avec un filtre par différence de gaussienne (DoG) pour en extraire une constellation de points saillants. Le système apprend ensuite des imagerie locales centrées sur les points plus saillants. Ces imagerie sont apprises par des cellules d’amer (landmarks). Un réseau PrPh fusionne les amers et leurs azimuts respectifs. Chaque cellule de lieu (PC) apprend ensuite à reconnaître une constellation amers-azimuts particulière. Un mécanisme de compétition (WTA ou softWTA) sélectionne la (ou les) cellule(s) de lieu la (les) plus active(s) au temps t . Enfin, une association est apprise entre la cellule de lieu gagnante et l’orientation actuelle du robot, après quoi le robot s’orientera dans la direction apprise lorsque la cellule correspondante est de nouveau gagnante.

nements intérieurs et extérieurs. Après la phase d’apprentissage, la compétition entre les cellules déterminera l’action à réaliser. On obtient alors un conditionnement sensori-moteur qui est basé sur le modèle générique de Perception/Action : PerAc [Gaussier et al., 2000].

6.2.2 Comparaison entre un apprentissage prescriptif et proscriptif.

La navigation à partir d’associations sensori-motrices ou aussi "PCs/Action" (en anglais : Place cells/ Action ou Lieu/Action) nécessite la construction d’un bassin d’attraction. Pour cela, il existe deux méthodes :

- un apprentissage prescriptif : le robot apprend la trajectoire de manière précise. Ainsi, tant que l’environnement n’est pas modifié la trajectoire pourra être réalisée assez précisément. Par contre, si le robot sort de sa trajectoire il ne sera pas capable d’y retourner seul.
- un apprentissage proscriptif : le robot va apprendre les associations qui lui permettent de revenir sur la trajectoire (i.e. il apprend à partir de ses erreurs).

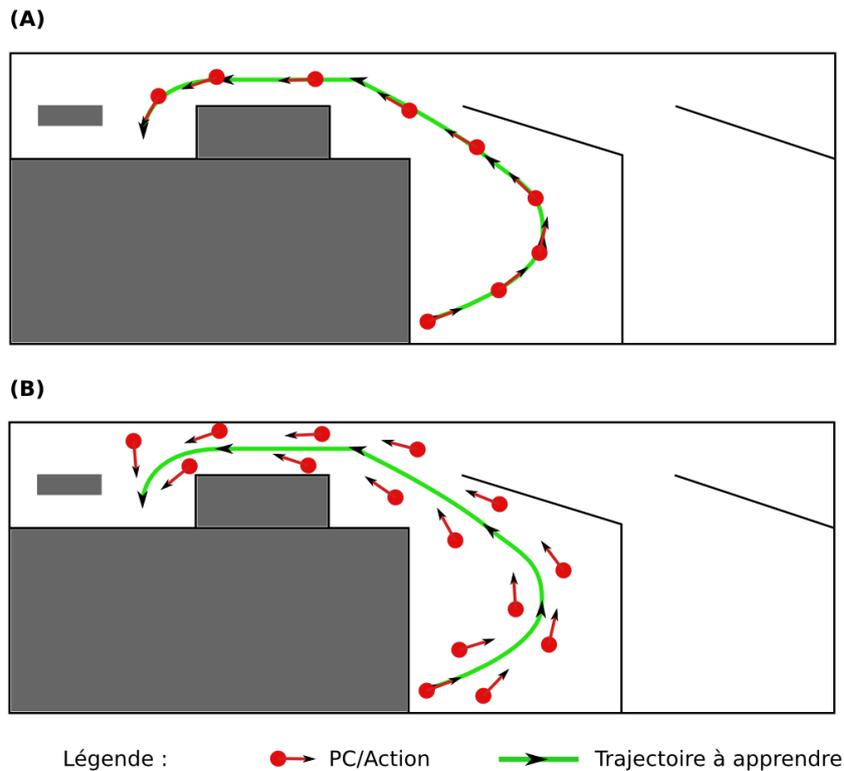


FIGURE 6.4 – Représentation des deux méthodes d’apprentissage des associations sensori-motrices. Les vecteurs rouges représentent le lieu et la direction associée qui ont été appris. L’ensemble des vecteurs correspond au bassin d’attraction construit au cours de l’apprentissage. (A) Apprentissage prescriptif. (B) Apprentissage proscriptif.

Ainsi, le bassin d’attraction construit au cours de l’apprentissage sera plus robuste que pour la méthode précédente.

Une comparaison entre les deux méthodes est illustrée dans la figure 6.4. Dans cette figure, la courbe bleue représente la trajectoire désirée enregistrée à partir de l’odométrie du robot et la courbe verte représente la trajectoire réalisée par le robot. Les vecteurs rouges représentent les associations sensori-motrices qui ont été recrutées au cours de la phase d’apprentissage. Dans le premier cas, le robot a dû éviter deux fois des obstacles. Dans le deuxième cas, le robot n’est pas sorti du bassin d’attraction construit par l’utilisateur expert.

L’apprentissage prescriptif apparaît comme une méthode simple d’apprentissage du point de vue de l’utilisateur mais ne permet pas de construire des bassins d’attraction stable. Au contraire, un apprentissage prescriptif est une méthode

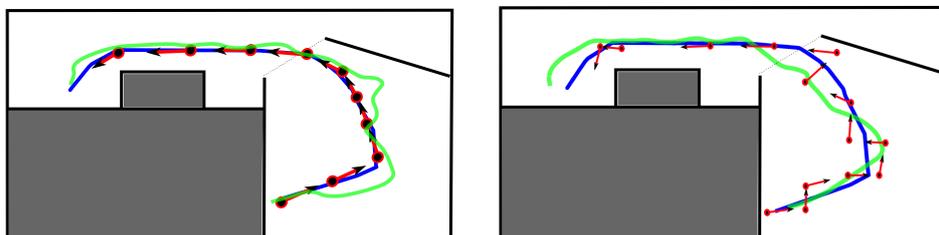


FIGURE 6.5 – Comparaison entre un apprentissage prescriptif (à gauche) et un apprentissage proscription (à droite).

qui consiste à apprendre de ses erreurs. Dans le cas de l'apprentissage d'une trajectoire par un robot, cette méthode revient à apprendre les associations sensori-motrices qui permettront au robot de revenir sur sa trajectoire s'il se retrouve dévié par un obstacle, ou perd ses repères visuels à un endroit particulier.

Par la suite, nous nous intéresserons à la mise en place permettant de combiner ses deux méthodes. Dans un premier temps, le robot apprendra en suivant son partenaire d'interaction qui lui montrera la trajectoire précise qu'il devra réaliser. Ensuite, il pourra corriger son apprentissage en identifiant les situations d'échecs : changement de rythme, divergence avec le partenaire, ... Il apprendra alors par le biais de l'interaction comment revenir sur la trajectoire. Ce qui permettra à un utilisateur naïf d'apprendre au robot une trajectoire grâce à la construction d'un bassin d'attraction stable par le biais d'interactions simples.

6.3 Mise en place d'un modèle d'apprentissage par imitation du partenaire.

Depuis le début, notre objectif est de mettre en place un modèle bio-inspiré pour les interactions Homme Robot qui prend en compte la sensibilité des humains aux interactions synchrones. Pour cela, nous avons mis en place un modèle qui combine la détection de synchronie et la reconnaissance de la personne pour permettre le maintien de l'interaction entre les deux partenaires. De plus, nous avons parallèlement développé un système de navigation basée sur l'apprentissage d'associations sensori-motrices. L'objectif de nos travaux sera maintenant de faire coopérer ces modèles pour permettre au partenaire humain d'apprendre une trajectoire au robot grâce à des interactions naturelles. Dans les sous-sections qui suivront, nous présenterons les différentes applications qui nous ont permis d'aboutir au modèle final qui sera testé par des utilisateurs naïfs dans le dernier chapitre de cette thèse.

6.3.1 Setup expérimental.

Pour les expériences qui vont suivre, nous utiliserons un robot mobile de type Robulab de la société Robosoft (voir figure 6.6(a)). Le Robulab mesure 40 cm de large, 48 cm de long et 140 cm de haut et possède 4 roues. A cette plate-forme robotique embarquée, nous avons ajouté un petit bras robotique qui est contrôlé par un oscillateur témoin de sa dynamique d'interaction. Deux caméras de type "pan" (rotation autour de l'axe vertical), sont utilisées pour les expériences. La première sert pour la reconnaissance des points d'intérêts (simulation des saccades oculaires) du modèle de navigation. La deuxième caméra permet la détection du flot optique, la reconnaissance ainsi que le suivi du partenaire. Elle permet aussi de simuler le mouvement de la tête au cours des interactions. Le champ de rotation de ces caméras est respectivement de 300 °et 200°. De plus, pour la détection d'obstacles et de présence du partenaire, le robot possède un laser de type hokuyo. Enfin, les expériences seront réalisées en environnement intérieur (voir figure 6.6(b), 6.6(c) et 6.6(d)).

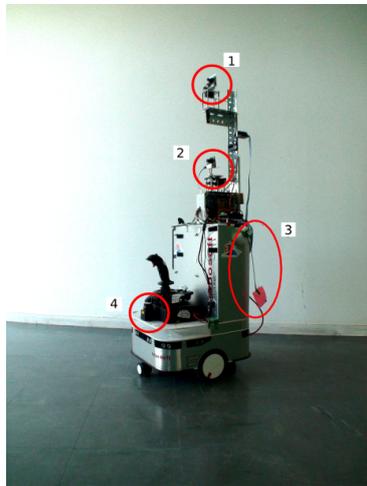
6.3.2 Apprendre au robot à rester dans une zone.

Le but de cette première expérience est d'apprendre au robot à rester à l'intérieur d'une zone particulière (voir figure 6.6(b)). En fonction de la distance minimale pour détecter un obstacle, nous avons défini une zone dont le diamètre est de 3.40 mètres dans laquelle il n'y a pas d'obstacles. En considérant les vitesses en linéaire et en rotation, la zone de sécurité sera alors définie par une zone concentrique de 1.80 mètres de diamètre. Pour construire un bassin d'attraction correct, il faudra que l'humain intervienne lorsque le robot pénétrera dans la zone située entre les deux cercles précédents. Ce bassin d'attraction permettra au robot de rester à l'intérieur de la zone de tolérance.

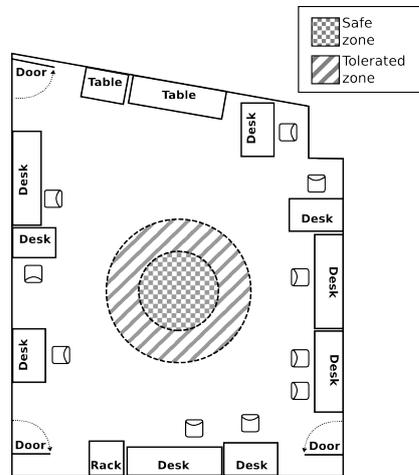
Présentation du scénario

Le scénario typique de notre application est le suivant :

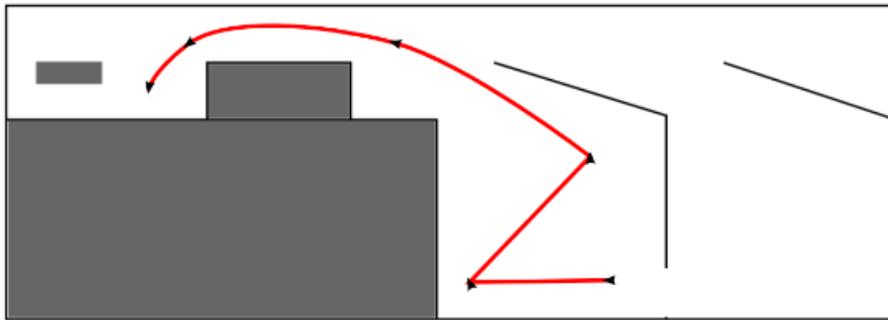
- Le robot se déplace de manière autonome à son propre rythme (qui est physiquement illustré par les oscillations rythmiques de son bras) et scanne visuellement son environnement avec sa caméra.
- Si un humain se place devant lui et commence à bouger, le flot optique induit influence le rythme du robot et par conséquent les oscillations du bras. Les mouvements du bras du robot génèrent donc un stimulus visuel pour le partenaire humain qui pourra être "entraîné" (voir modèle d'entraînement dans le chapitre 4) rythmiquement et éventuellement non-intentionnellement. Pour



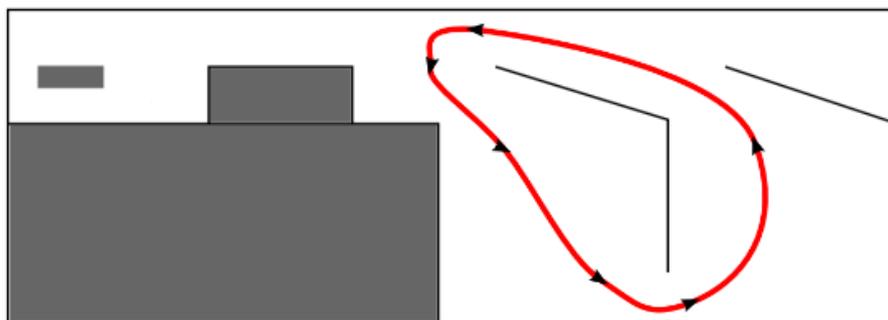
(a) Plate-forme robotique.



(b) Environnement de l'expérience 1



(c) Environnement de l'expérience 2



(d) Environnement de l'expérience 3

FIGURE 6.6 – Setup expérimental et environnement. (a) En (1), la caméra simulant les mouvements de la tête au cours de l'interaction, (2) la caméra utilisée pour le système de navigation, (3) le bras oscillant du robot et (4) le laser pour la détection d'obstacles. (b) Au centre d'une pièce mesurant 8m sur 6.5m, nous avons défini une zone de tolérance de 3.4m de diamètre à l'intérieur d'une zone dite de "sécurité".

le moment, nous partirons sur un modèle où le partenaire tente de se synchroniser volontairement.

- Si l'entraînement mutuel permet de faire converger les deux acteurs vers une dynamique commune, alors le robot détecte qu'un partenaire tente d'interagir avec lui. La phase d'initiation de l'interaction est terminée. Le robot arrête alors de scanner son environnement et focaliser son attention sur les zones synchrones. Ceci permet de lancer l'apprentissage de la forme du partenaire.
- Lorsque le partenaire sélectionné (que le robot est maintenant capable de reconnaître visuellement) commence à bouger, le robot le suit grâce à une deuxième caméra. Le "tracking" du partenaire se fait exclusivement par le biais de la rotation de la caméra et pas celle du corps du robot. Le partenaire peut donc montrer au robot la direction à apprendre en lien avec la cellule de lieux perçue dans l'environnement.
- Si la différence entre l'orientation du corps du robot et celle de sa tête (respectivement l'orientation courante et désirée) est suffisamment grande alors une nouvelle association lieu/action (PC/a) est apprise. Le déclenchement de l'apprentissage devra être réalisé lorsque le robot aura rejoint la direction à apprendre. Dans cette première approche, le mouvement de la tête du robot et celui du corps sont sériels. Le robot suit d'abord son partenaire du regard puis lorsque la direction montrée est stable le corps réalise la même rotation (la tête étant capable de compenser ce mouvement). Ce comportement n'étant pas très naturel, nous montrons une nouvelle méthode pour le déclenchement de l'apprentissage par la suite.
- Après cette intervention du partenaire, le robot recommencera à scanner son environnement et naviguer en fonction de ce qu'il a déjà appris.

Au fur et à mesure des interactions (correction de l'humain), le robot va pouvoir apprendre un bassin d'attraction. On peut spécifier ici que ce type d'interaction induit un apprentissage de type proscriptif (plus stable).

Le Modèle

Il correspond au premier modèle mis en place pour les interactions homme robot dans le contexte d'apprentissage de tâches de navigation. Il est présenté dans la figure /refmodneuronal. Dans le but d'apprendre au robot une tâche de navigation, nous avons établi un système basé sur les interactions bidirectionnelles. Lorsque le partenaire humain imite les mouvements du bras du robot, la détection de synchronie permet de sélectionner le partenaire. La détection d'une déviation

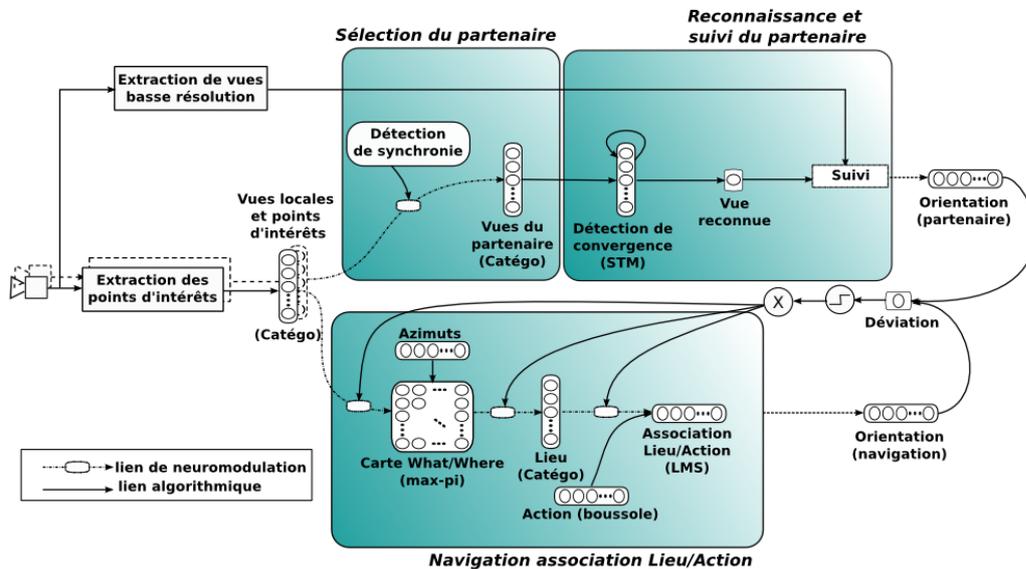


FIGURE 6.7 – Architecture neuronale pour l'apprentissage de tâches de navigation.

entre l'orientation montrée par le partenaire et celle du robot permet de déclencher l'apprentissage des associations sensori-motrices. Le robot est aussi capable d'interagir avec son environnement grâce à la stratégie de navigation de type PerAc

Au début de l'expérience, le robot est à l'intérieur de la zone de sécurité. Avant tout apprentissage, il navigue aléatoirement à cause du bruit présent dans le réseau de neurones (représentant les associations sensori-motrices). A chaque fois que le robot s'approchera de la limite de la zone, le partenaire humain interviendra dans le but de corriger la trajectoire. Comme nous l'avons expliqué précédemment, si le robot ne reconnaît pas son partenaire humain, il est alors nécessaire qu'il engage l'interaction en se synchronisant sur le rythme du robot. Par contre, si le partenaire est connu par le robot, ce dernier suivra visuellement la personne en face de lui (à l'aide des modèles décrits chapitre 4). Si une déviation entre l'orientation suggérée par le partenaire et sa propre orientation (corps) est détectée (20 degrés dans cette expérience), le robot réalisera un panorama de son environnement grâce à la deuxième caméra. Comme pour la reconnaissance du partenaire, des points d'intérêts seront alors sélectionnés et des vues locales autour de ses points seront encodées à partir d'une transformation log-polaire. Ensuite, une STM (short term memory ou mémoire à court terme) permet de stocker en mémoire les vues locales encodées ainsi que la position à laquelle elles ont été perçues (lien entre les informations WHAT & WHERE). Après cela, une nouvelle cellule de lieu (VPC : Visual Place Cell) est catégorisée à partir d'une sé-

rie de couples landmarks/azimuts (voir architecture section 6.2). A chaque VPC, le robot associera la direction (action) que lui montrera son partenaire au cours de l'interaction. Cette méthode d'apprentissage de type association Lieu/Action permettra de construire un bassin d'attraction qui guidera le robot dans sa tâche de navigation [Giovannangeli and Gaussier, 2010]. On pourra noter que les conditions initiales n'auront pas d'influence sur le comportement final du robot.

Résultats

Au début de l'expérience, si le robot se trouve en dehors de la zone, l'apprentissage d'un couple Lieu/Action lui permettra de retourner vers la zone souhaitée. La figure 6.8 montre le résultat obtenu pour une expérience qui a duré 15 minutes. Le temps est représenté sur l'axe X et l'activité des neurones sur l'axe Y. Certains signaux ont été représentés plusieurs fois pour une meilleure clarté. Leur couleur sera la même sur toutes les figures 6.8(a), 6.8(b), 6.8(c), 6.8(d), 6.8(e) et 6.8(f).

La figure 6.8(a) montre l'évolution du niveau de synchronisation au cours de la phase d'intervention du partenaire humain. Lorsque ce signal dépasse un certain seuil qui a été fixé empiriquement (courbe noire en pointillés), l'apprentissage de la forme du partenaire est déclenché (courbe verte). Il y a malgré tout une exception à $t = 500sec.$: l'apprentissage n'est pas déclenché car les détecteurs de proximité n'ont pas détecté la présence d'une personne.

Sur la figure 6.8(b), on peut voir l'évolution du niveau de reconnaissance au cours de l'expérience. Lorsqu'il dépasse le seuil de reconnaissance (70 %), la phase de suivi du partenaire démarre. On peut alors voir que lorsque le robot est en mouvement le système de reconnaissance haute résolution (se basant sur les points d'intérêts) est défaillant. En effet, les vignettes (imassettes), extraites autour des points d'intérêt sont ici peu fiables car le fond de la scène (background) est très variable si le robot est mobile. Ceci confirme le besoin d'ajouter un autre système de reconnaissance basse résolution permettant de réaliser le suivi du partenaire (voir chapitre 4).

La figure 6.8(c) retrace l'évolution de position de la tête du robot (courbe noire). Quelque fois, on peut voir que le partenaire s'assure que le robot est bien en train de le suivre. Cela se déroule souvent au début de la phase de suivi. On observe alors cet événement lorsque la tête est orientée vers une direction puis vers son opposée. La déviation est alors déterminée par l'écart entre la position de la tête et du corps du robot.

La figure 6.8(d) montre l'activité des différents signaux de vigilance (reconnaissance, association Lieu/Action). Elle illustre aussi la succession des phases : apprentissage du partenaire, suivi du partenaire, apprentissage de l'association Lieu/Action.

La figure 6.8(e) montre l'activité neuronale des cellules de lieux au cours du

temps. On peut remarquer que cette tâche requiert l'apprentissage de très peu de couples Lieu/action.

Enfin, la figure 6.8(f) permet de voir la trajectoire du robot au cours du temps (dans la pièce) ainsi que les endroits où ont été appris les couples Lieu/Action. Il est très difficile de discriminer les différents lieux. Ceci s'explique par la taille très réduite de l'environnement de l'expérience mais aussi par des problèmes plus techniques. Par exemple, la course du servo-moteur se limitant à un angle de 180° , le partenaire devra s'y reprendre à deux fois pour faire faire demi-tour au robot et le ramener au centre de la zone. Malgré ces quelques défauts, le comportement obtenu est assez satisfaisant. A partir du temps $t = 450sec.$, le robot sera capable de rester dans la zone définie sans intervention du partenaire.

6.3.3 Apprendre au robot une trajectoire particulière.

L'expérience précédente a mis en évidence la possibilité d'apprendre au robot une tâche simple en interaction avec un partenaire humain. Malgré un comportement du robot semblant être intéressant, il subsiste quelques défauts. Dans un premier temps, l'application est très simple et ne permet pas d'avoir des phases d'interaction assez longues (dans le temps et l'espace) pour analyser l'impact de la synchronie ou du rythme sur l'IHR. Dans cette expérience, le modèle de synchronisation ne sert qu'au moment de l'initialisation de l'interaction. Ensuite, on peut reprocher les alternances de phases, qui sont très séquentielles et qui ne paraissent pas très naturelles d'un point de vue extérieur.

Nous souhaitons maintenant montrer qu'il est possible d'utiliser ce modèle dans une tâche plus complexe : l'apprentissage d'une ronde. Pour simplifier l'expérience, nous nous affranchirons de la phase d'initiation de l'interaction. Le robot sera déjà capable de reconnaître et suivre son partenaire (réalisé avec le modèle présenté chapitre 4).

Pour rendre le déplacement du robot plus naturel, le mouvement du corps sera relié au mouvement de la tête. Ce dernier cherchera à maintenir la même orientation que sa tête, qui sera, elle-même, guidée par le suivi du partenaire. Concernant la vitesse linéaire, elle sera modulée par le système d'évitement d'obstacles. Ainsi, plus le partenaire entrera dans la zone "péri-personnelle" du robot et plus ce dernier ralentira ou tentera d'éviter.

Il n'y aura quasiment plus de phase où les deux agents sont statiques. En effet, lorsque le partenaire s'arrêtera, un champ de réseau de neurones dynamique permettra la fusion des stratégies de suivi et d'évitement d'obstacles. Le robot finira alors par tourner autour de son partenaire. L'émergence d'un tel comportement est liée à la collaboration des deux stratégies de navigation.

Pour illustrer le fonctionnement du modèle du suivi en interaction dynamique, nous avons demandé à un utilisateur naïf de montrer une trajectoire pré-

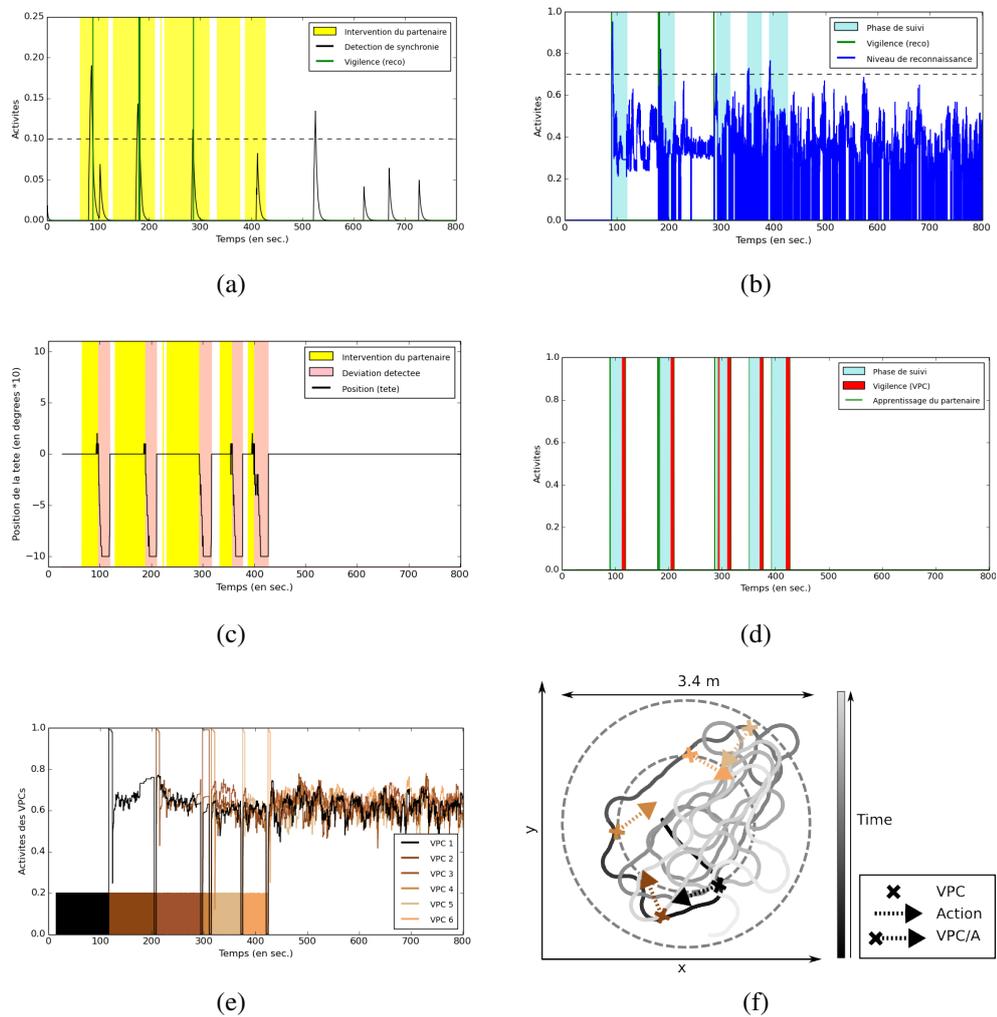


FIGURE 6.8 – Résultats de l'expérience. Chaque signal a la même couleur dans les sous-figures (a), (b), (c), (d), (e) et (f). (a) Au cours de l'intervention du partenaire, le niveau de la détection de synchronie dépasse le seuil fixé et déclenche par conséquent l'apprentissage de la forme du partenaire. (b) Lorsque le partenaire est reconnu, on entre dans la phase du suivi du partenaire. (c) Lorsque l'orientation de la tête du robot change alors une déviation est détectée. (d) La phase de suivi du partenaire induit un changement d'orientation qui déclenche l'apprentissage de l'association Lieu/Action. (e) Activités des cellules de lieux (VPC : Visual Place Cells). (f) Trajectoire du robot et positions du robot lors du déclenchement de l'apprentissage des différentes associations Lieu/Action. Le gradient de couleur grise permet d'illustrer la course au cours du temps. Le robot a appris à rester à l'intérieur d'une zone de tolérance de 170 cm de rayon.

définie au robot. La trajectoire réalisée par le robot est tracée dans la figure 6.9 et a été comparée à un contrôle téléguidé (wiimote). On constate un décalage de la trajectoire dans le cas du suivi qui peut être expliqué par l'influence de la distance interpersonnelle.

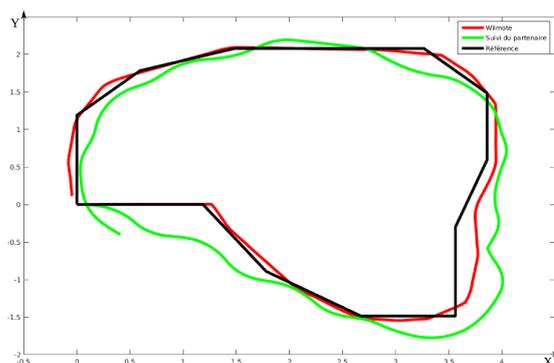


FIGURE 6.9 – Fonctionnement du modèle général au cours d'une interaction dynamique. Cette figure permet de réaliser une comparaison entre la trajectoire de référence (en noir), la trajectoire obtenue grâce à un contrôle téléguidé (wiimote) du robot (en rouge) et la démonstration de la trajectoire grâce au suivi du partenaire (en vert).

Intéressons-nous maintenant au déclenchement de l'apprentissage des couples Lieu/Action. Le modèle choisi ici et illustré figure 6.10 a été simplifié. L'apprentissage se déclenche lors de la détection d'un changement de direction. A cela, nous avons ajouté un système permettant de vérifier la stabilité de la direction avant de déclencher l'apprentissage (voir figure 6.10). Cette brique permet d'apprendre la direction stabilisée en évitant de déclencher l'apprentissage trop tôt. La direction du robot correspond à la mesure de l'orientation par rapport au nord (boussole). Elle est représentée par un groupe de neurones circulaires (60 neurones : on obtient alors une précision de 6°) qui s'activent suivant la fonction de l'orientation du robot.

Le groupe de neurones suivant est de type LMS. Son entrée inconditionnelle est une constante égale à 1. Ainsi, il joue le rôle d'intégrateur temporel pour le groupe neuronal encodant la direction. L'activité du neurone gagnant sera alors seuillée. A chaque déplacement de ce seuil, l'apprentissage sera déclenché.

L'apprentissage du robot se déroulera en plusieurs phases :

- Phase 1 : le partenaire initiera l'interaction avec le robot par le biais de la synchronie. Le robot apprendra alors la forme de son partenaire et pourra ainsi le suivre.
- Phase 2 : le partenaire montrera la trajectoire au robot qui l'apprendra de manière autonome.

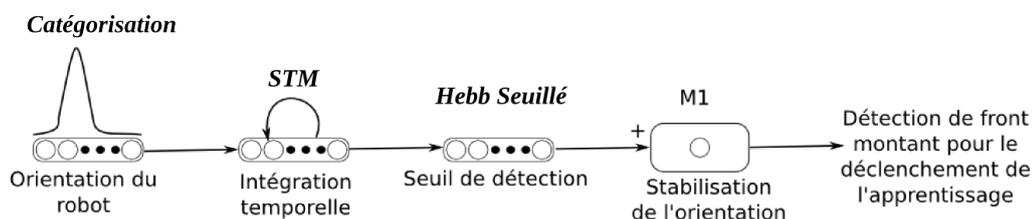


FIGURE 6.10 – Modèle de déclenchement automatique de l'apprentissage des associations sensori-motrices lors d'un changement de direction du robot. Il a été rajouté un système qui permet de vérifier la stabilité de la direction avant de déclencher l'apprentissage.

- Phase 3 : pour vérifier que la trajectoire a bien été apprise, le partenaire laissera naviguer le robot et pourra intervenir en cas de nécessité pour le corriger.

Comme nous l'avons précisé précédemment, la phase (1) sera réalisée en amont de l'expérience.

Pour ne pas présenter deux fois les mêmes figures, les résultats de cette expérience seront présentés dans le chapitre suivant.

6.3.4 Synchronisation entre le robot et son partenaire lors d'une tâche de navigation.

Dans cette expérience, nous souhaitons valider le fonctionnement du modèle de marche côte à côte (voir chapitre 5 au cours d'une tâche de navigation). De plus, nous souhaitons étudier les possibilités de synchronisation entre le partenaire humain et le robot au cours de cette tâche. Nous nous intéresserons alors à l'étude de la synchronisation entre le bras du robot et le rythme de l'humain. Pour cela, le robot a déjà appris la trajectoire et l'humain se contente de le suivre au cours de cette tâche.

Le modèle de synchronisation au cours de la marche côte à côte tourne en arrière-plan. Il n'aura alors aucune influence sur la vitesse d'avancement du robot par contre, le bras pourra se synchroniser. Il est tout à fait possible que l'incohérence entre les oscillations du bras du robot et sa vitesse d'avancement puisse poser un problème à l'utilisateur. Pour cela, nous avons réglé la fréquence de base du robot de manière à ce qu'elle se rapproche de celle du partenaire.

Cette étude illustrera pour nous une preuve de concept. Notre hypothèse : il est possible d'extraire des phases de synchronisation au cours de l'accomplissement d'une tâche. Par la suite, l'objectif sera de tirer profit de ces signaux pour permettre au robot d'évaluer son comportement pour être en adéquation avec celui

de son partenaire humain.

Les signaux enregistrés nous permettront d'étudier l'évolution du niveau de synchronie au cours de la tâche et de vérifier alors notre hypothèse.

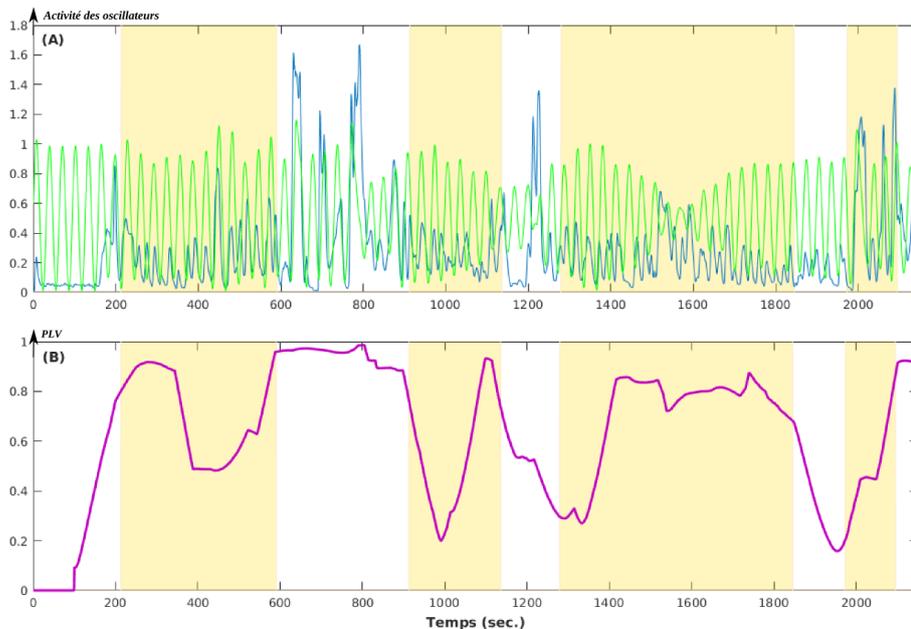


FIGURE 6.11 – Oscillations du bras du robot (vert) et oscillations des jambes de l'humain (bleu) au cours d'une ronde. En jaune, on a mis en évidence les phases de marche en ligne droite. On remarque que sur les séquences de marche en ligne droite, le robot et le partenaire se synchronisent progressivement.

Scénario

L'expérience se déroule en plusieurs étapes :

- Le partenaire apprend au robot une trajectoire particulière non triviale. Cette trajectoire est présentée dans la figure 6.6(d).
- Lorsque nous estimons que le robot a appris correctement la ronde, nous le laissons naviguer sans intervention. Le rôle du partenaire humain consiste alors à suivre le robot. Le modèle présenté dans le chapitre 5 tournera en tâche de fond au cours de l'expérience.

On remarquera ici que nous nous plaçons volontairement dans une tâche intentionnelle de marche côte à côte (côté partenaire).

Résultats

La figure 6.11 illustre les résultats obtenus. Sur le premier graphe, on peut voir l'enregistrement des oscillations du bras du robot (courbe verte) et celles du partenaire humain (courbe bleue). En jaune, nous avons mis en évidence les phases de marche en ligne droite. Le deuxième graphe représente une évaluation du niveau de synchronisation entre les deux signaux grâce à une analyse de type PLV [Lachaux et al., 1999]. Lors des phases de marche en ligne droite, on remarque (quasiment à chaque fois) l'augmentation du niveau de synchronie entre les deux partenaires d'interaction. Ces résultats nous permettent de valider l'existence de phases de synchronisation entre le robot et son partenaire au cours d'une tâche de navigation. Cette observation justifie notre hypothèse : il existe des phases de rupture de rythme au cours de tâche de collaboration entre un robot et son partenaire. Concernant la tâche de navigation, on remarque que ces ruptures se déclenchent aux moments où le robot change de direction. Le signal de synchronie pourrait être un critère pour le déclenchement de l'apprentissage. Pour aller plus loin dans notre analyse, il pourrait être aussi de permettre au robot d'avoir un critère d'auto-évaluation de son comportement.

6.4 Discussions.

Dans ce chapitre, nous avons fait un bref état de l'art sur les modèles de navigation en robotique. La robotique classique apporte des méthodes intéressantes qui permettent de cartographier et se localiser dans un environnement statique, structuré et de petite taille. Malheureusement, dans le cadre d'interaction Homme/Robot, nous ne pouvons clairement pas nous orienter vers de telles méthodes. La robotique bio-inspirée, quant à elle, permet d'ouvrir le champ des recherches et propose des méthodes qui permettent de pallier à de telles limitations. Grâce à elle, les robots deviennent plus rapides, plus réactifs et capables de comportements simples. De plus, les modèles sont adaptatifs ce qui ouvre de bonnes perspectives pour la navigation dans des environnements moins structurés et de plus grande taille.

Cette capacité d'adaptation a retenu notre attention. En effet, pour construire des modèles d'interaction homme robot, il faut garder en tête que l'environnement sera constamment en train de changer. Parmi les modèles de navigation bio-inspirée, nous avons choisi d'utiliser le modèle développé par Gaussier et Zrehen permettant l'apprentissage de conditionnements entre les informations visuelles et une action à réaliser. En plus d'être une architecture bas niveau qui ne requiert aucune représentation symbolique, ce modèle s'adapte très bien à notre besoin. Le professeur humain montrera la tâche à réaliser au robot qui apprendra par imitation les associations entre les lieux visuels perçus et les actions à réaliser. Le

résultat sera alors la construction d'un bassin d'attraction robuste aux changements permettant au robot de naviguer sur sa trajectoire et à y revenir s'il en était dévié (par la présence d'un obstacle).

Ce chapitre nous a permis de présenter un premier exemple pour la prise en compte des interactions dynamiques entre le robot et son partenaire dans le cadre d'une tâche de navigation. Plus spécifiquement, nous avons donné un exemple d'intégration du modèle de sélection du partenaire présenté dans le chapitre 4 et du modèle de navigation de type PerAc. Nous avons ainsi montré comment la synchronie et l'adaptation rythmique pouvait servir pour le déclenchement d'apprentissage sensori-moteur. Un avantage majeur de notre approche (que l'on montrera par la suite) est de permettre à des utilisateurs non-experts d'apprendre de manière intuitive et efficace le comportement voulu au robot. En effet, l'initialisation, le réengagement et le maintien de l'interaction sont gérés par un modèle simple d'entraînement social mutuel dont l'entrée rythmique est le flot optique visuel. Les humains étant très sensible au phénomène d'entraînement, aucune expertise particulière sera nécessaire pour interagir avec le robot. Un geste de "coucou", le mouvement d'un objet dans le champ visuel du robot permet à n'importe quelle personne d'interagir si elle le souhaite avec le robot. La synchronisation entre les deux partenaires est d'autant plus simple puisqu'elle est bidirectionnelle.

Dans la littérature, il existe des exemples d'architecture pour l'apprentissage interactif. On pourra citer par exemple [Fails and Olsen Jr, 2003] et [Knox et al., 2013] qui proposent des architectures dont les performances sont intéressantes en terme d'apprentissage. Malgré tout, on peut se poser des questions au sujet de la présence d'une véritable interaction. Dans ces expériences, les professeurs ne communiquent malheureusement pas directement avec le système. De plus, le modèle de Knox est basé sur un apprentissage de type renforcement (système de récompense) qui est différent de notre approche orientée apprentissage par démonstration/imitation. Une perspective de notre modèle pourrait être de se servir de la détection de synchronie comme signal de renforcement. Ce signal viendrait renforcer l'apprentissage de l'association Lieu/Action. Le fonctionnement de notre architecture serait alors modifié passant d'un apprentissage "one-shot" à un apprentissage par renforcement au cours du temps. Le modèle de reconnaissance présenté dans [Grand et al., 2014] est basé sur cette approche.

Une autre étude menée par [Saunders et al., 2006] s'approche de notre point de vue sur l'apprentissage par démonstration. En se basant sur des études sur le comportement social des primates, ils ont mis en place un modèle écologique d'apprentissage par démonstration. Par contre, les auteurs ont séparés les phases d'apprentissage et d'exécution. Depuis le début de nos travaux sur les interactions Homme Robot, c'est un problème que nous nous efforçons d'éviter dans le but d'obtenir une interaction la plus naturelle possible. Grâce à cela, le professeur peut observer directement l'effet de ses interventions sur le comportement du robot. Du

côté robot, il peut plus facilement communiquer son état interne.

Notre modèle contient encore quelques défauts au niveau de l'interaction. Il n'est pas possible dans l'architecture présentée en section 6.3.2 de parler de "turn-taking" (échange de rôle). Notre robot ne joue à aucun moment le rôle du professeur. Par conséquent, le professeur ne peut pas tirer profit de l'interaction en elle-même. Le seul retour pour l'humain est dans l'analyse du comportement du robot (qui réalise la tâche correctement ou non). La résolution de ce problème fait partie des perspectives de cette thèse. L'ajout du modèle de synchronisation sur la marche présenté en chapitre 5 pourrait ouvrir de nouvelles possibilités. Dans la section 6.3.4, nous avons pu voir qu'au cours d'une tâche de navigation on pouvait observer des phases de synchronisation et des ruptures de rythme. Il serait donc intéressant d'utiliser ces informations au cours de l'interaction.

Dans le chapitre suivant, nous allons alors réaliser des tests du modèle avec des utilisateurs naïfs. Notre objectif étant de comparer deux méthodes d'apprentissage : (1) télécommandé (le professeur décide où et quand apprendre) et (2) suivi du partenaire (le robot décide). Le modèle de synchronisation sur la marche tournera en tâche de fond. On pourra alors analyser les signaux après l'expérience. À partir de cette étude, nous souhaitons vérifier que l'utilisateur arrive plus facilement à apprendre la tâche au robot grâce au suivi. De plus, voir s'il est possible de tirer parti des signaux de synchronie.

Evaluation de l'intuitivité du modèle et Auto-évaluation au cours de la tâche.

Dans ce dernier chapitre, nous souhaitons valider les hypothèses proposées tout au long de ce manuscrit. Premièrement, l'évaluation de notre modèle par des utilisateurs non-experts (naïfs) permettra de justifier l'intérêt de remplacer le contrôle de l'apprentissage grâce à une télécommande (joystick, wiimote) par un système plus intuitif de suivi du partenaire.

Cette étude correspond en grande partie à un travail d'intégration des différents systèmes étudiés au cours de cette thèse. L'expérience finale consiste en l'apprentissage d'une tâche de navigation par un robot mobile en interaction avec un professeur humain. En premier lieu, il est nécessaire que le professeur (partenaire) puisse initier l'interaction de manière intuitive (en lui faisant coucou par exemple). Pour cela, nous avons présenté un modèle de détection d'un partenaire synchrone dans le champ de vision du robot. Ce modèle n'est malheureusement pas suffisant pour maintenir et réengager l'interaction. Par conséquent, nous avons alors rajouté un modèle de reconnaissance de la forme du partenaire. Ce dernier a été étendu à un modèle de reconnaissance de vues pour plus de robustesse.

Malgré tout, ce système se limite à un fonctionnement avec un robot quasi-statique (qui peut tourner sur lui-même). Cette limite est directement liée au nombre important de points d'intérêts à apprendre pour pouvoir reconnaître le partenaire à n'importe quel endroit dans une pièce. Pour pallier à ce défaut, l'ajout d'un système de poursuite lisse complétant le système de reconnaissance était requis. Le système de suivi du partenaire obtenu couplé à un modèle de navigation de type PerAc donne l'architecture globale qui servira lors des expériences.

Dans ce chapitre, notre objectif principal est de valider la possibilité d'apprendre une ronde à un robot par imitation de son partenaire (suivi). Nous comparerons alors cette méthode d'apprentissage interactif avec un apprentissage téléguidé. Par conséquent, nous ne nous intéresserons pas ici à la phase d'initiation

de l'interaction qui sera réalisée en amont. Par contre, on portera un intérêt certain à l'analyse du niveau de synchronie au cours de la tâche. Pour cela, le modèle de synchronisation sur la marche tournera en tâche de fond et nous enregistrerons les activités des groupes de neurones correspondants.

Les résultats de ces expériences permettront de mettre en avant les avantages et défauts de notre modèle. Nous proposerons dans la section 7.2 quelques pistes pour de futurs travaux. En particulier, sur comment il est possible pour le robot de s'autoévaluer au cours de la tâche. Nous proposerons un modèle basique qui se base sur la détection de nouveauté et la prédiction des associations sensori-motrices.

7.1 Evaluation de notre modèle d'IHR par des utilisateurs naïfs.

Cette expérience a pour but d'étudier l'intuitivité de notre modèle de suivi visuel dans le cadre de l'apprentissage d'une tâche de navigation par interaction avec un partenaire.

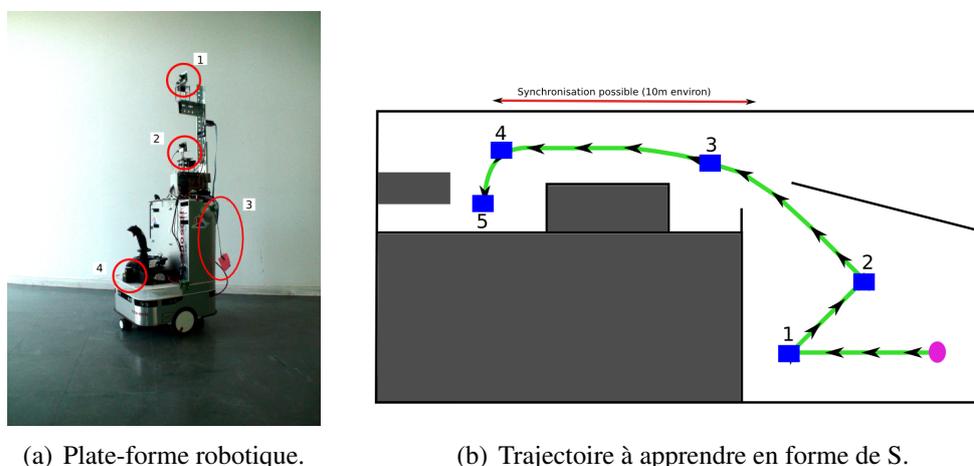
Protocole expérimental

Le volontaire naïf doit apprendre une trajectoire précise (tracée sur le sol non visible par le robot) à un robot capable, grâce à nos modèles, d'apprendre des associations sensori-motrices et d'éviter les obstacles. Pour cela, il existe deux méthodes :

- le robot est téléguidé grâce à une wiimote et le professeur doit décider les endroits où le robot doit apprendre. L'apprentissage est entièrement supervisé par l'utilisateur.
- le robot suit la personne et apprend les associations de manière autonome. En tâche de fond, le robot essaiera de synchroniser son bras avec les signaux qu'il a en entrée.

La vitesse du robot sera assez lente et identique pendant les deux expériences.

La plate-forme robotique utilisée est celle présentée en annexe 7.1(a). La vitesse du robot a été fixée à 3km/h et a été réglée qualitativement en fonction des capacités du système de navigation. Le temps d'un panorama est d'environ 5 secondes et la précision d'une cellule de lieux est inférieure à un mètre. Il est donc important que le robot ait le temps de réaliser le panorama avant d'être sorti de la cellule. La trajectoire à apprendre au robot est celle présentée en figure 7.1(b).



(a) Plate-forme robotique.

(b) Trajectoire à apprendre en forme de S.

FIGURE 7.1 – Setup expérimental et environnement.

Le choix de la trajectoire a été pensé de manière à ce qu'elle puisse être apprise grâce à une stratégie de navigation de type Perception/Action. Elle est représentée sur la figure 7.1(b). Cette figure représente la trajectoire que le sujet doit apprendre au robot. Les carrés bleus représentent les "points de contrôle" : endroits où l'on observe le comportement du robot pour vérifier que les bonnes associations sensori-motrices ont été apprises. Malgré tout, il est important que la trajectoire présente quelques difficultés et qu'elle ne puisse pas être réalisée par un robot naviguant aléatoirement avec un système d'évitement d'obstacles.

Une première phase consistera à expliquer les consignes et expliquer le fonctionnement du robot pour que l'utilisateur puisse réaliser l'expérience. Dans le cas 1 : contrôle avec la wiimote, voici les consignes données à l'utilisateur :

"Le robot est capable de naviguer en apprenant des lieux et en évitant les obstacles. Votre tâche consistera à apprendre au robot la trajectoire tracée au sol par des croix rouges. Évidemment, le robot ne peut pas les voir. Vous pouvez contrôler le robot grâce à la wiimote. Pour cela, il faut appuyer une fois sur le bouton B pour autoriser le mouvement et ensuite vous pouvez vous servir des croix directionnelles pour le guider. Pour faire apprendre un lieu au robot il suffit d'appuyer sur le bouton -. Le robot effectuera alors un panorama de son environnement. Vous aurez quatre tentatives pour apprendre la tâche au robot. À partir de la deuxième tentative, on laissera le robot naviguer seul (appuyer sur le bouton I) et vous l'accompagnerez en marchant côte à côte avec lui. Ainsi, lorsqu'il se trompe vous serez capable d'intervenir pour le ramener sur sa trajectoire. À la fin de cette expérience, on vous donnera un questionnaire à remplir. En général, l'expérience dure environ 30 min." .

Et pour le cas du suivi du partenaire :

"Le robot est capable de naviguer en apprenant des lieux et en évitant les obstacles. Votre tâche consistera à apprendre au robot la trajectoire tracée au sol par des croix rouges. Évidemment, le robot ne peut pas les voir. Le robot est capable de vous suivre. Pour cela, vous devez vous placer devant la caméra (celle du bas) du robot et attendre deux à trois secondes). Le robot commencera à vous suivre. Le robot décidera d'apprendre automatiquement les lieux lorsque c'est nécessaire. A ce moment- là, il effectuera alors un panorama de son environnement. Vous aurez quatre tentatives pour apprendre la tâche au robot . A partir de la deuxième tentative, on laissera le robot naviguer seul (appuyer sur le bouton 1) et vous l'accompagnerez en marchant côte à côte avec lui. Ainsi, lorsqu'il se trompe vous serez capable d'intervenir pour le ramener sur sa trajectoire. A la fin de cette expérience, on vous donnera un questionnaire à remplir. En général, l'expérience dure environ 30 min."

Participants

L'ensemble des volontaires est composé de 6 stagiaires débutants au laboratoire et étudiants de l'université de Cergy-Pontoise. Aucun des participants n'a de connaissance particulière sur le fonctionnement du système de navigation, du système de suivi du partenaire ou du protocole pour contrôler le robot avec la wii-mote. Ils sont âgés de 20 à 26 ans. Nous avons créé deux groupes distincts de 3 personnes pour éviter d'introduire un biais dans les résultats.

Méthode d'évaluation

Pour l'évaluation de l'interaction homme robot, nous avons fait attention à utiliser plusieurs méthodes d'évaluation : une méthode subjective et une méthode objective. L'objectif est d'avoir différentes sources d'informations et ainsi d'introduire le moins de biais possible dans les résultats.

Dans le but d'obtenir une analyse subjective, à la fin de l'expérience, il a été demandé à l'utilisateur naïf de remplir un questionnaire composé de sept questions. Ces questions serviront à évaluer la difficulté de l'utilisateur à réaliser la tâche et le ressenti de l'utilisateur après l'expérience. Voici les différents points d'évaluation :

1. J'ai réussi à apprendre la tâche au robot : oui – non
2. J'ai trouvé cette tâche : Très facile – Facile – Difficile – Très difficile
3. La vitesse du robot était-elle un problème : Trop rapide – Pas de problème – Trop lent
4. Avez-vous eu l'impression d'interagir avec le robot ? : oui – non

- Si oui, l'interaction avec le robot était : Très agréable – Agréable – Désagréable – Très désagréable
- 5. Les informations que l'on m'a données étaient : Suffisantes – Insuffisantes – Trop d'informations
- 6. Le mouvement du bras du robot était : Gênant – Pas gênant – Je ne l'ai pas remarqué
- 7. Pensez-vous que la majorité des personnes pourrait réaliser cette tâche sans problème ? : Oui tous – Oui, une majorité – Non, seulement une minorité – Non

Nous avons essayé de trouver des questions plutôt simples et qui pourraient être comprises de différentes manières.

Après l'expérience avec l'utilisateur, une dernière phase consiste à évaluer la trajectoire apprise sur cinq essais. Pour cela, le robot sera placé au point de départ et on analysera son comportement. Une mesure de la précision de la trajectoire étant difficile à mettre en place à partir de l'odométrie du robot (peu précise), nous avons alors décidé d'utiliser une autre méthode. Nous avons placé des points de contrôle ou "checkpoints" (voir figure 7.1(b)) sur la trajectoire. On vérifiera pour chacun des points de contrôle si le robot est bien passé dessus et s'il a réalisé l'action qui y est associée. Évidemment, le superviseur notera s'il a décidé de stopper l'expérience. Par exemple, dans le cas où le robot serait bloqué ou ne réaliserait pas du tout la tâche souhaitée.

Résultat préliminaire

Dans le but de valider la non trivialité de la trajectoire à apprendre, nous avons effectué un premier test. Nous avons placé douze fois le robot au point de départ (voir figure 7.2) puis nous l'avons laissé naviguer aléatoirement en évitant les obstacles. Les différentes courbes colorées représentent les différentes trajectoires réalisées par le robot dans l'environnement du laboratoire. On constate que le robot a réussi à sortir trois fois de la première salle mais ne s'est pas dirigé vers le but. Dans les autres cas, le robot finissait par rester bloqué dans des points anguleux, à ce moment-là l'expérimentateur a arrêté l'expérience. Les étoiles représentent la fin de la trajectoire du robot pour chacun des essais. Dans aucun essai, le robot a effectué l'action souhaitée à l'endroit souhaité.

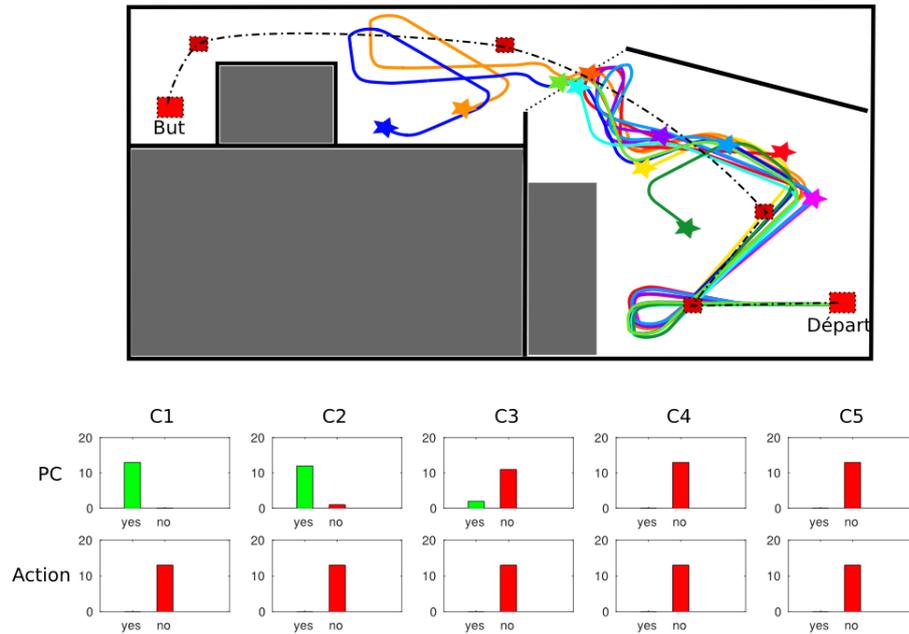


FIGURE 7.2 – Résultat du test de comportement aléatoire du robot.

Avis des utilisateurs et observations

Dans cette section, nous présenterons les résultats obtenus au cours des expériences. Le nombre de participants étant limité, il ne nous permet de donner que des résultats préliminaires à cette étude. De plus, des problèmes techniques ont pu être rencontrés au cours des expériences avec certains candidats (candidats 3 et 7). Ainsi, nous ne considérerons seulement les cas où aucun problème technique n'est venu perturber les expériences.

Nous allons quand même décrire les résultats globalement obtenus et nous décrirons plus en détails deux cas particuliers : un avec apprentissage télé-opéré et l'autre avec suivi du partenaire.

Candidats	1	2	3	4	5	6
Méthode	Wiimote	Wiimote	Wiimote	Suivi	Suivi	Suivi
Q1	non	oui	oui	oui	oui	oui
Q2	difficile	difficile	facile	facile	facile	difficile
Q3	pas de problème	pas de problème	trop lent	pas de problème	pas de problème	pas de problème
Q4	non	non	oui	oui	oui	oui
Q5	suffisantes	suffisantes	suffisantes	suffisantes	suffisantes	suffisantes
Q6	je ne l'ai pas remarqué	je ne l'ai pas remarqué	pas gênant	pas gênant	pas gênant	pas gênant
Q7	oui, une majorité	oui, une majorité	non, seulement une minorité	oui, tous	oui, une majorité	oui, une majorité

FIGURE 7.3 – Résultats des réponses aux questionnaires des participants.

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser aux résultats des ques-

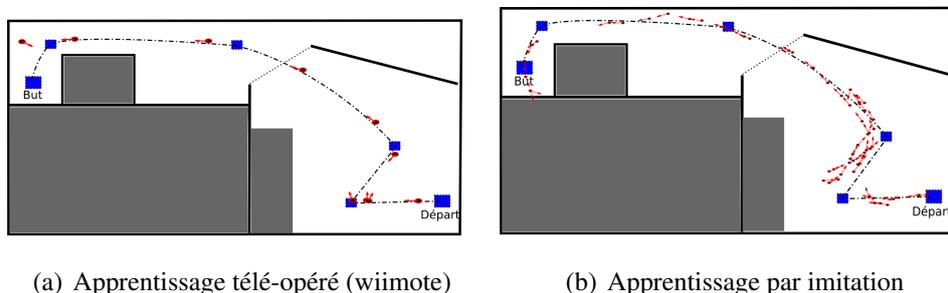


FIGURE 7.4 – Bassins d'attraction obtenus pour un cas particulier d'apprentissage télé-opéré (wiimote) à gauche et par imitation à droite. On remarque que pour le cas de l'utilisation de la wiimote la méthode utilisée est prescriptive alors que dans le deuxième cas elle est proscriptive.

tionnaires (voir 7.3). On remarque dans un premier temps que les sujets trouvent plus facile d'apprendre la trajectoire au robot grâce au suivi. De plus, dans ce cas- là, ils ont l'impression d'interagir avec le robot contrairement au cas où ils utilisent la wiimote.

Un autre point, les utilisateurs ayant contrôlé le robot avec la wiimote n'ont pas remarqué la présence du bras sur le robot alors que les utilisateurs de l'autre groupe l'ont remarqué et ne l'ont pas trouvé gênant. On pourrait expliquer cela par le fait que lors du suivi l'utilisateur a son attention qui est plus portée sur le robot, alors qu'avec la wiimote il est concentré sur la tâche à accomplir.

Au cours des expériences avec la wiimote, on a aussi pu remarquer deux sortes de comportements des utilisateurs : ceux qui faisait apprendre très peu d'associations au robot et ceux au contraire qui lui faisait apprendre continuellement. En général, la quasi- totalité des utilisateurs ont réussi à apprendre la trajectoire ou une partie de la trajectoire au robot. Ce qui montre que la tâche était réalisable dans les deux cas.

Comme nous avons pu le préciser précédemment, le nombre de sujet de cette étude ne nous permet pas de tirer des conclusions tranchées sur notre système. Malgré tout, ces résultats préliminaires font ressortir le fait que lorsque le robot est capable de suivre le partenaire et d'apprendre de manière automatique cela rend la tâche plus simple pour l'utilisateur.

Étude de cas : Candidat 1 et 4

Maintenant, nous allons étudier les signaux enregistrés au cours des expériences. La figure 7.4 représente les associations Lieu/Action qui ont été apprises :

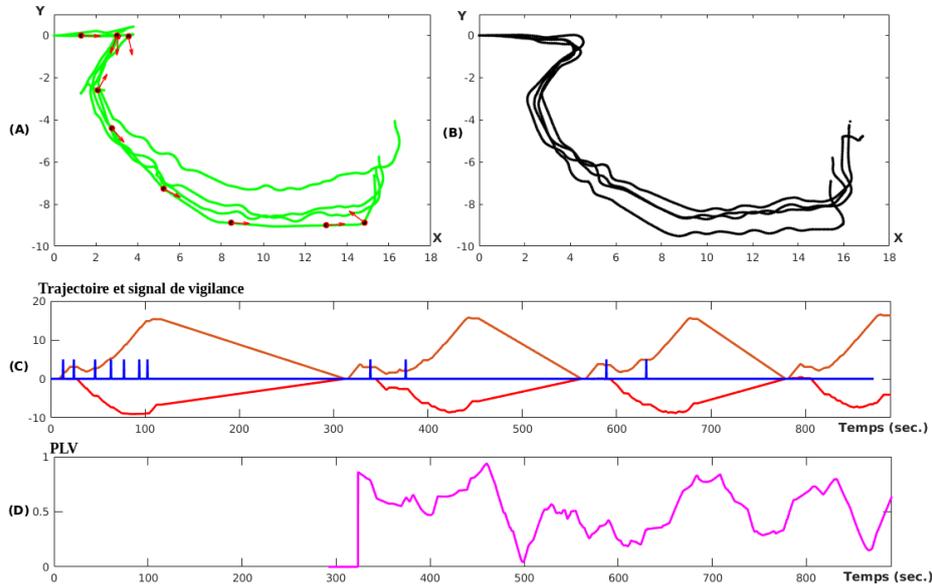
- Cas 1 : lors d'un apprentissage télé-opéré à partir d'une wiimote par le professeur (figure 7.4(a)). Dans ce cas, le professeur décide quand et où ap-

prendre. On remarque que les associations Lieu/Action ont été apprises de manière prescriptive. Les points rouges sont situés sur la trajectoire et les flèches orientées dans la direction à suivre.

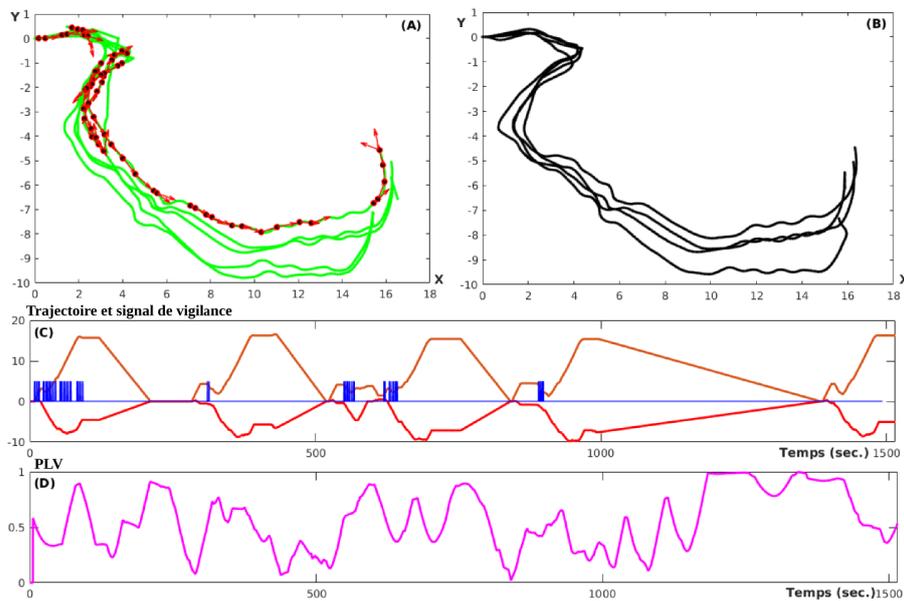
- Cas 2 : apprentissage par imitation grâce au suivi du partenaire (figure 7.4(b)). Ici, c'est le robot qui fait le choix d'apprendre de nouvelles associations si nécessaire. Le déclenchement de l'apprentissage étant automatisé pour la méthode de suivi, les résultats obtenus suivants les différents sujets sont très similaires. Dans l'open space (espace ouvert), on remarque une ébauche d'un bassin d'attraction. Ce bassin s'est construit tout au long de l'interaction. Les corrections du professeur permettent d'apprendre comment revenir sur sa trajectoire. Le résultat obtenu est comparable à celui d'un utilisateur expert utilisant une wiimote (voir figure 6.5). Par contre, dans le couloir, l'apprentissage semble être de type prescriptif. Cela peut se justifier par le fait qu'il n'est pas nécessaire de corriger le robot dans le couloir. Dans cette situation, la stratégie d'évitement d'obstacles est tout à fait suffisante.

Intéressons-nous maintenant à des résultats plus complets. Dans les figures 7.5(a) et 7.5(b), on retrouve, en haut à gauche (A), les trajectoires réalisées par le robot au cours de l'apprentissage (quatre passages). Le décalage spatial entre les courbes vertes est une conséquence du mauvais repositionnement du robot sur sa position initiale (remise à zéro de l'odométrie). La figure (B), en haut à gauche, représente le résultat obtenu lors de la phase de validation de l'apprentissage. Le comportement du robot est un témoin de ce qu'il a appris. Dans les deux cas, on remarque que le robot est capable d'atteindre le but fixé. On ne peut conclure sur une véritable différence en les deux méthodes à partir de ces observations. Sur la figure centrale (C), on peut voir les positions du robot dans un repère (X, Y) (resp. courbe orange et rouge) au cours du temps. La courbe bleue représente le signal de vigilance pour le déclenchement de l'apprentissage. On remarque dans les deux cas, qu'au cours de l'expérience le nombre de déclenchement de l'apprentissage diminue (recrutement de nouvelles associations Lieu/Action). Le robot semble devenir de plus en plus autonome. Enfin, sur la figure (D), on peut observer le niveau de synchronie (analyse de type PLV) au cours de l'expérience. On remarque qu'à chaque fois que l'apprentissage est déclenché (courbe bleue) le niveau de synchronie diminue. Il a donc bien une rupture de rythme au cours de l'interaction. Ici, cette rupture est certainement une conséquence du déclenchement de l'apprentissage car elle arrive après. Difficile alors d'affirmer si l'on peut tirer profit de cette information.

Pour conclure, la plus grande différence entre un apprentissage télé-opéré et par imitation réside dans la façon dont est construit le bassin d'attraction. Ainsi,



(a) Apprentissage télé-opéré (wiimote)



(b) Apprentissage par imitation (suivi)

FIGURE 7.5 – Résultats des expériences avec les utilisateurs non experts. (A) Trajectoires au cours de l'apprentissage. (B) Trajectoires obtenus au cours de la phase de validation de l'apprentissage par le superviseur. (C) Évolution de la position en X (orange), Y (rouge) au cours du temps et signal de vigilance (courbe bleue). (D) Niveau de synchronie entre les mouvements d'oscillations du bras du robot et la fréquence de marche du partenaire (PLV).

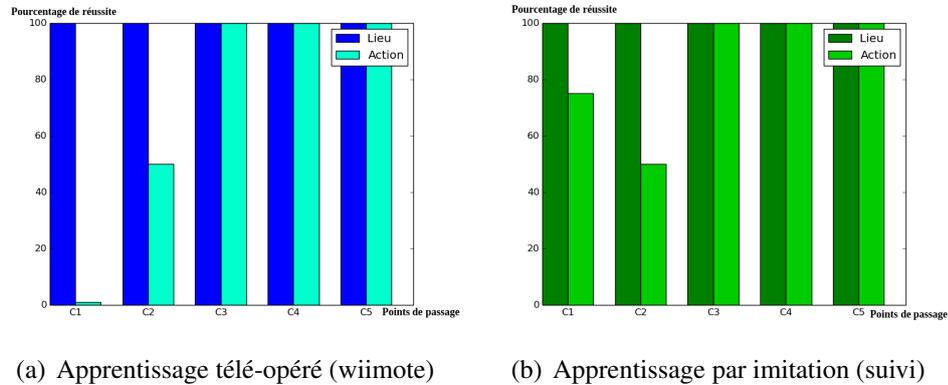


FIGURE 7.6 – Statistiques de réussite dans un cas particulier.

notre modèle permet à des utilisateurs non-experts d'apprendre au robot une trajectoire d'une façon simple sans qu'ils n'aient à prendre de décision.

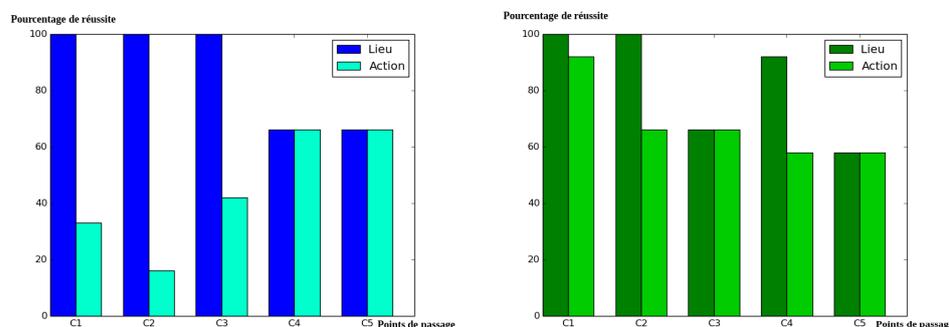
Nous avons aussi testé l'apprentissage du robot et étudié le pourcentage de réussite de la tâche. Nous avons utilisé la méthode présentée précédemment (validation aux points de passage C_i) qui a pour but de vérifier si le robot a réalisé l'action qui convient à des endroits prédéterminés. Les résultats sont présentés dans les figures 7.6(a), 7.6(b), 7.7(a) et 7.7(b).

Dans les figures 7.6 et 7.7, on a représenté pour chaque checkpoint C_i , le pourcentage de passage dans le lieu (à gauche) et le pourcentage de fois où l'action désirée a été réalisée (à droite). Précédemment, nous avons mis en évidence dans un test témoin la non-trivialité de la tâche à accomplir. Dans cette étude préliminaire, il a aussi été montré que le pourcentage de passage par les checkpoints C_1 et C_2 est élevé par défaut. Par contre, l'action associée n'y était pas réalisée. En tenant compte de ce constat, nous pouvons alors interpréter les résultats de notre étude.

La figure 7.6(a) représente les résultats obtenus dans un cas particulier d'apprentissage télé-opéré (wiimote). On remarque que le robot n'arrive que très rarement à réaliser les actions associées aux checkpoints C_1 et C_2 . La figure 7.7(a) confirme cette tendance avec des résultats incluant les autres candidats.

Dans le cas d'apprentissage par imitation (suivi du partenaire, voir figure 7.6(b) et 7.7(b)), les pourcentages de réussite sont plus élevés. Il semble qu'en général la tâche a été plus facile à réaliser pour ce groupe d'utilisateurs.

Ces études préliminaires ont pu montrer qu'il était plus facile pour un utilisateur naïf d'apprendre la trajectoire au robot s'il n'a pas à gérer le contrôle du robot et le déclenchement de l'apprentissage des associations sensori-motrices. Une des limitations de ces expérimentations est que le robot n'était pas capable de s'adapter aux cours des corrections. En effet, si l'utilisateur souhaitait corri-



(a) Apprentissage télé-opéré (wiimote)

(b) Apprentissage par imitation (suivi)

FIGURE 7.7 – Statistiques globales de réussite : moyenne sur 3 utilisateurs.

ger le robot alors une nouvelle association était apprise. La mise en place d'un système qui permet au robot d'évaluer son comportement et de le corriger si nécessaire est un point important pour améliorer l'interaction entre le robot et son partenaire. Pour aller plus loin dans cette étude, il serait intéressant de mettre en place une analyse objective réalisée par le superviseur de l'expérience. Voici quelques exemples de critères qui pourront être observés :

- le nombre d'interventions de l'expert,
- le nombre d'interventions de l'utilisateur,
- la réussite de la tâche : l'utilisateur a-t-il réussi à apprendre la trajectoire au robot ?,
- la durée de chaque parcours,
- des observations complémentaires liées au déroulement de l'expérience.

7.2 Auto-évaluation : Du suivi du partenaire vers un début d'autonomie du robot.

L'autonomie en robotique est encore un problème largement ouvert, pour lequel des concepts restent à inventer. Par autonome, nous entendons un système capable de développer et évaluer ses compétences afin de décider si son comportement est adéquat ou non au vue de la situation et de la tâche à accomplir. Ainsi, il faut inclure dans la notion d'autonomie comportementale, la capacité à apprendre des comportements à long terme, mais également le fait de pouvoir les évaluer afin de les adapter en fonction de la situation.

Dans nos travaux, nous ne nous intéressons pas directement au problème de l'apprentissage de nouvelles compétences de manière totalement autonome. Nous proposons dans un premier temps d'étudier le développement à long terme dans le cadre de l'interaction avec l'humain. Selon ce point de vue, l'agent a besoin d'un professeur pour pouvoir apprendre une tâche. Cette tâche est apprise par démonstration (suivi du partenaire), mais pas de manière prescriptive. Depuis longtemps, nous développons des modèles permettant à des robots d'apprendre de manière semi-autonome différentes tâches de navigation telle que la construction d'une carte cognitive pour être capable de rejoindre plusieurs buts [Gaussier et al., 2002], [Giovannangeli et al., 2006], [Laroque et al., 2010], [Cuperlier et al., 2007], [Hasson et al., 2011], [Hirel et al., 2013] ou l'utilisation de récompenses implicites ou explicites pour apprendre différents types de comportements sensori-moteurs [Andry et al., 2002], [Andry et al., 2004]. Cependant, il apparaît inévitable qu'à certains moments le robot échoue dans la réalisation de sa tâche à cause d'un apprentissage incomplet ou bien de changements dans l'environnement. Pour des tâches compliquées, être autonome signifie également être capable de se rendre compte d'un comportement défaillant afin de demander de l'aide et ainsi apprendre d'autrui. Cela peut être réalisé de plusieurs façons : par un filtrage adéquat au niveau des stimuli sensoriels (sélection de l'information pertinente, par l'intégration d'information multimodale ou encore par l'ajout de différents niveaux d'imitation.

Nous nous focalisons sur la question du robot amené à travailler pendant un certain temps sous la supervision d'un professeur afin de découvrir efficacement la solution à un problème complexe ou bien dans le but de compléter son apprentissage. Afin de répondre à la problématique des interactions naturelles de bas-niveau, l'apprentissage est réalisé par le biais du suivi de la personne. La différence principale avec un système supervisé classique réside dans le fait que le robot doit évaluer quand et comment prendre en considération le signal de supervision. Pour des raisons de simplicité, nous supposons que le professeur est bienveillant et par conséquent, le robot ne cherchera pas à réaliser une autre tâche que celle qui lui a été montrée. Ajouter des capacités d'auto-évaluation aux robots semble être une solution intéressante dans le cadre de la robotique sociale, dans lequel l'humain joue un rôle clé dans le développement cognitif du robot. Cela peut amener le robot à rechercher plus d'interactions avec le professeur quand cela est nécessaire, comme dans le système de contrôle collaboratif de [Fong et al., 2003]. Le robot pourrait, par exemple, communiquer son incapacité à améliorer ses compétences et alors se reposer sur son professeur qui lui permettrait de s'améliorer. Cela signifie que ce dernier a non seulement besoin de coder ses compétences mais également d'être capable de déterminer leurs limites. Cette capacité est d'autant plus importante pour les systèmes robotiques qui ont à prendre des décisions basées sur des observations provenant de plusieurs modalités [Zillich et al., 2011].

Évaluer les performances d'un comportement requiert, avant tout, (1) la capacité à prédire ce comportement. Ensuite, (2) cela requiert le fait de détecter des problèmes potentiels en prenant en considération des aspects de nouveauté dans ces prédictions. C'est dans ce but que Jauffret et al. ont mis en place un système de détection de nouveauté qui est présenté dans la figure 7.8 [Jauffret et al., 2015].

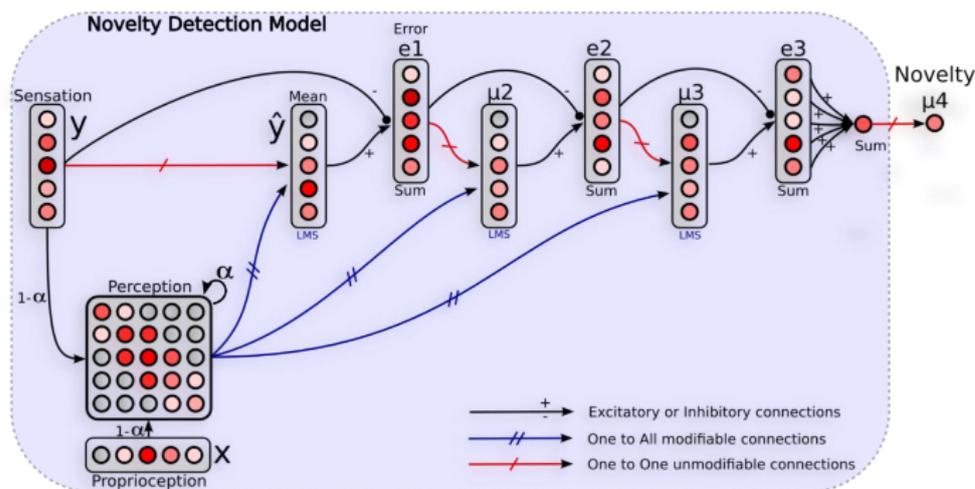


FIGURE 7.8 – Architecture neuronale de détection de nouveauté [Jauffret et al., 2015]. Le réseau apprend les contingences sensorimotrices d'une stratégie donnée en apprenant à prédire la sensation courante à partir des perceptions passées. La perception est définie comme une mémoire à court terme des tuples sensation/action récents. Cette mémoire est utilisée pour approximer la moyenne, la variance et l'asymétrie statistique (skewness) du vecteur de sensations y . La nouveauté (novelty) est définie arbitrairement comme la somme des erreurs à l'ordre 3. Le niveau d'activité de cette erreur donne à l'agent un retour sur l'anormalité de la situation

Dans ce modèle, le réseau de neurones apprend les contingences sensorimotrices d'une stratégie donnée en apprenant à prédire la sensation courante à partir des perceptions passées. Ce modèle nécessite deux phases : une phase de développement durant laquelle est réalisé l'apprentissage des corrélations sensorimotrices lorsque la stratégie est utilisée dans une situation usuelle (training set), puis une phase d'exploitation durant laquelle le système utilise sa capacité à détecter des motifs sensorimoteurs étrangers lors de situations inattendues.

Ce modèle a permis de montrer qu'il était possible de détecter des situations inhabituelles. A partir de cela, le robot est alors capable de se rendre compte d'un échec dans son comportement. Jauffret et al. propose alors un modèle de frustration qui permet au robot de faire appel à son professeur dans le cas de situation d'échec.

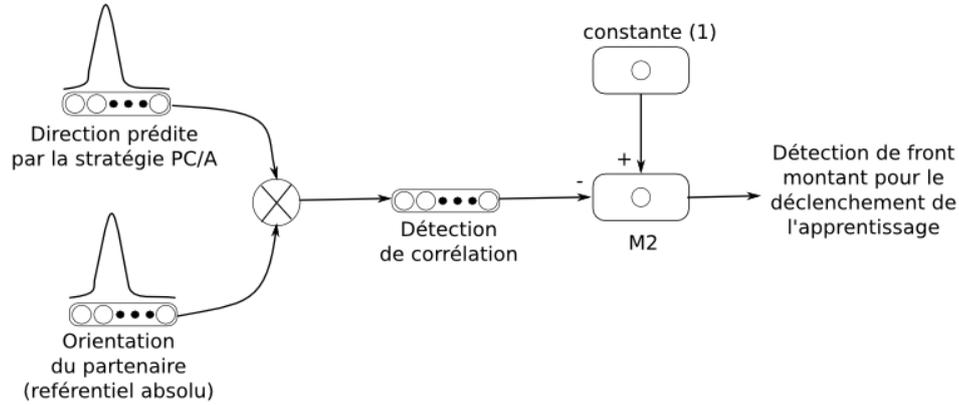


FIGURE 7.9 – Détection de corrélation entre les consignes du professeur et les actions du robot.

Dans notre étude, nous proposerons un modèle simplifié qui repose sur l'interaction entre le robot et son professeur humain. Dans ce modèle, un réseau de neurones permet de détecter la corrélation entre les actions qui ont été apprises par le robot et celles proposées par le professeur (voir figure 7.9).

Le calcul de l'inter-corrélation est réalisé à partir d'un réseau de neurones simple dont les entrées sont : (1) la direction associée à la cellule de lieu (stratégie de navigation PerAc) reconnue et l'orientation du professeur perçue par le robot (stratégie de suivi du partenaire). Ces informations sont chacune représentées par un groupe de neurones (groupe PerAc et groupe Suivi). Ce groupe de neurones est ensuite convolué par une gaussienne. Le calcul de l'inter-corrélation entre l'action du robot et la consigne du partenaire $I_c(t)$ est défini par l'équation 7.1. Dans cette équation, N représente le nombre de neurones, $s_{PerAc}(N, t)$ l'activité des neurones du groupe PerAc et $s_{suivi}(N, t)$ celle du groupe Suivi. Enfin, la détection d'un front montant permettra le déclenchement de l'apprentissage. Plus tard, il sera intéressant d'interpréter ce signal comme modulation pour l'apprentissage. Plus le signal est proche de 1, plus la vitesse d'apprentissage du réseau sera rapide.

$$I_c(t) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N s_{PerAc}(N, t) \cdot s_{suivi}(N, t)}{N} \quad (7.1)$$

Pour valider expérimentalement notre approche, nous avons réalisé un test simple dont les résultats sont présentés dans la figure 7.10. Dans cette expérience, le professeur apprend d'abord la trajectoire au robot grâce au modèle de suivi du partenaire. Après la phase d'apprentissage, le robot est replacé au point de départ. Le robot peut alors montrer à son professeur ce qu'il a appris. Le partenaire

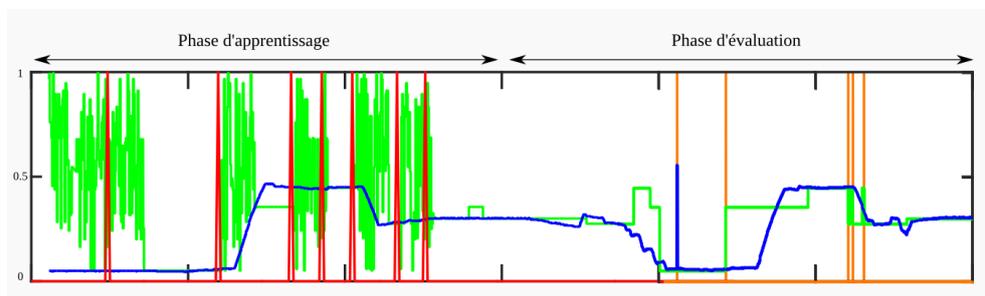


FIGURE 7.10 – Étude préliminaire portant sur le modèle d'auto-évaluation. Elle se découpe en deux phases : apprentissage et évaluation. La courbe bleue représente la consigne (suivi du professeur) et la courbe verte l'action apprise (Stratégie Lieu/Action). Le signal rouge représente le signal de vigilance au cours de la phase d'apprentissage. Le signal orange représente la détection d'anomalie. On remarque que le robot est capable de détecter la contradiction entre les deux stratégies.

reste aux côtés du robot au cours de la tâche. Ainsi, le modèle d'auto-évaluation permet de détecter les contradictions entre les deux stratégies (navigation et suivi du partenaire).

Dans la figure 7.10, la courbe bleue représente la consigne (suivi du professeur) et la courbe verte l'action apprise (Stratégie Lieu/Action). Le signal rouge représente le signal de vigilance au cours de la phase d'apprentissage. Le signal orange représente la détection d'anomalie. On remarque que le robot est capable de détecter la contradiction entre les deux stratégies.

7.3 Discussions

Confronter notre modèle à des utilisateurs naïfs nous a permis de valider l'avantage de celui-ci. Il est plus simple pour les participants non-experts d'apprendre la tâche de navigation au robot lorsque l'interaction s'inspire de celle qu'ils pourraient avoir avec des partenaires humains. Cette architecture permet au robot d'être plus autonome au niveau de son apprentissage. Le modèle d'auto-évaluation ouvre des perspectives intéressantes pour la sélection de stratégies qui est un des points non résolus dans cette thèse. Plus clairement, le robot doit faire un choix soit suivre le professeur humain soit naviguer en faisant confiance à son apprentissage. Le signal d'auto-évaluation pourrait servir à faire croître un niveau de confiance dans le professeur ou dans la stratégie de navigation perception-action. Le robot choisirait alors la stratégie ayant le plus haut niveau (compétition). Une autre solution consisterait à faire fusionner (coopération) grâce à un champ de neurones dynamiques les deux stratégies et regarder le résultat. Des tests préliminaires ont été réalisés dans ce sens. Malheureusement, les résultats étaient

peu convaincants. Pour aller plus loin, et de la même manière que le traite [Rich et al., 2010], le signal pourrait fournir une mesure de l'engagement du partenaire humain dans l'interaction. [Rich et al., 2010] soulignent le fait que l'établissement d'une taxonomie (dans leur modèle) entre les successions d'événements n'est pas suffisant pour fournir un modèle complet de l'engagement. Un bon point de notre modèle est qu'il ne nécessite pas la mise en place d'une taxonomie.

D'autres études s'intéressent à la prise en compte du paramètre émotionnel de l'interaction. [Paiva et al., 2005] montrent que l'empathie joue un rôle important au cours de l'apprentissage. De plus, la compréhension des émotions du partenaire peut aussi influencer l'interaction entre les humains. En essayant de généraliser ces remarques, nous pourrions supposer que le phénomène d'entraînement et l'empathie sont liés. Omniprésent au cours des interactions, ils facilitent la communication entre les individus. Leur impact est d'autant plus grand qu'ils sont non intentionnels et ne requiert aucune charge cognitive supplémentaire.

Pour résumer, notre système d'IHR mêle plusieurs modules qui s'inspire des interactions sociales (phénomène d'entraînement, synchronisation, imitation) et un modèle d'auto-évaluation s'appuyant sur le retour du partenaire. Enfin, ce modèle peut facilement s'adapter à des interactions multi-personnes.

Conclusion

Les travaux de cette thèse portent sur des questions actuelles concernant l'introduction des robots et des IHMs au sens large dans des environnements sociaux. Nous avons décidé de nous s'inspirer des interactions sociales entre les humains pour rendre les interactions homme robot plaisantes. Pour ce faire, nous nous sommes intéressés à un phénomène social non-intentionnel : le phénomène d'entraînement [Phillips-Silver et al., 2010]. Omniprésent chez les individus, ce dernier facilite grandement les coordinations interpersonnelles et plus généralement les interactions sociales.

Dans le premier chapitre, un état de l'art sur les interactions homme robot a permis de mettre en évidence les failles des premières interfaces hommes machines. Elles reposaient sur la capacité d'adaptation de l'humain. En nous inspirant des interactions sociales, nous avons décidé de repenser cette approche.

Ainsi, pour créer des machines qui interagissent dans le même environnement physique que le nôtre, il est important de leur attribuer une "sociabilité" au niveau de leur comportement. Dans le chapitre 2, nous avons donc mis en évidence l'importance des coordinations interpersonnelles au cours des interactions sociales. Dans le chapitre 3, nous avons présenté les outils qui nous ont permis de développer nos modèles. Les réseaux de neurones utilisés ont été sélectionnés pour leurs capacités d'apprentissage. Celles-ci permettront au robot de pouvoir interagir correctement avec son partenaire dans un environnement non contrôlé.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté une nouvelle approche qui s'inscrit dans la continuité des travaux réalisés au laboratoire sur la sélection du partenaire par le biais de la synchronie. Le modèle de synchronisation présenté par [Hasnain et al., 2012] possède de bonnes propriétés pour initier l'interaction. Malheureusement, il ne permet pas de la maintenir si les deux partenaires ne sont plus en mouvement. Pour pallier à cette limitation, nous avons dans un premier temps adapté ce modèle au cas où la caméra était en mouvement rotatif pur. Puis, nous avons ajouté un modèle neuronal de reconnaissance de la personne. Les phases d'interactions synchrones servent de signal de renforcement pour l'apprentissage de la forme du partenaire.

Dans le but de rendre les interactions plus naturelles, nous avons ensuite proposé d'étendre le modèle afin de permettre l'étude d'adaptation rythmique durant l'interaction entre un homme et un robot mobile en train de naviguer. Pour aller plus loin (chapitre 5), et pour permettre le ré-engagement de l'interaction au cours d'une tâche de navigation, nous nous sommes intéressés à l'adaptation du rythme du robot à la fréquence de marche du partenaire au cours de la tâche de navigation. Le modèle neuronal présenté permet d'adapter la vitesse de locomotion du robot relativement à celle de l'humain. Des tests avec des utilisateurs naïfs nous ont permis d'identifier une limitation technique liée à la vitesse du robot et au contrôle moteur du robot (le robot ne possède pas de jambes). Cette faille résolue, il serait intéressant de reprendre cette étude pour pouvoir étudier l'impact de ce modèle au cours de la marche.

Dans le chapitre 6, nous avons réalisé un bref état de l'art sur les modèles de navigation en robotique. La robotique bio-inspirée fournit des modèles adaptatifs qui ouvrent de bonnes perspectives pour la navigation dans des environnements moins structurés et de plus grande taille. Ce chapitre nous a permis de présenter un premier exemple pour la prise en compte des interactions dynamiques entre le robot et son partenaire dans le cadre d'une tâche de navigation. Plus spécifiquement, nous avons donné un exemple d'intégration du modèle de sélection du partenaire présenté dans le chapitre 4 et du modèle de navigation de type PerAc. Nous avons ainsi montré comment la synchronie et l'adaptation rythmique pouvaient servir pour le déclenchement d'apprentissages sensori-moteurs. Un avantage majeur de notre approche est de permettre à des utilisateurs non-experts d'apprendre de manière intuitive et efficace le comportement voulu au robot. Notre modèle contient néanmoins encore quelques défauts au niveau de l'interaction. Il n'est pas possible dans l'architecture présentée section 6.3.2 de parler de "turn-taking" (échange de rôle). Notre robot ne joue à aucun moment le rôle du professeur. Le seul retour possible pour l'humain est dans l'analyse du comportement du robot (qui réalise la tâche correctement ou non). La résolution de ce problème fait partie des perspectives de cette thèse. L'ajout du modèle de synchronisation sur la marche présenté en chapitre 5 pourrait ouvrir de nouvelles possibilités.

Enfin, nous avons confronté notre modèle à des utilisateurs naïfs. Ceci nous a permis de valider l'importance de rendre les interfaces homme machine plus intuitives. Il est plus simple pour les participants non-experts d'apprendre la tâche de navigation au robot lorsque l'interaction s'inspire de celle qu'ils pourraient avoir avec des partenaires humains. Cette architecture permet au robot d'être plus autonome au niveau de son apprentissage. De plus, nous avons présenté un modèle d'auto-évaluation simple mais qui ouvre des perspectives intéressantes pour la sélection de stratégies (un des points non résolus dans cette thèse).

Notre étude sur la synchronie a permis d'identifier des changements de rythme au cours de l'interaction. La mise en place d'un système capable de prédire

le rythme d'interaction et de détecter les ruptures pourrait permettre de moduler l'apprentissage au cours de la tâche de navigation. Lorsque le robot est synchronisé avec son partenaire, il renforcera son apprentissage et inversement, il désapprendra les mauvaises associations. La présence de signaux correspondant à une auto-évaluation du robot pourrait servir de retour sur les intentions du professeur. Ils seraient aussi témoins de l'engagement du partenaire humain au cours de l'interaction. Nous proposons alors des perspectives de travail intéressantes concernant l'auto-évaluation par le robot de son comportement. Grâce à ce modèle, on entrevoit la possibilité d'introduire chez le robot la capacité à réagir au changement de rôle entre un robot et son professeur (turn-taking).

Plus généralement, nous avons essayé de comprendre comment se comporte une personne face à une machine. L'objectif principal est de leur permettre de communiquer de manière plaisante. Nous avons vu que les coordinations interpersonnelles ainsi que le phénomène d'entraînement facilite le dialogue entre les humains mais il en existe d'autres comme : l'orientation du regard, la vitesse de respiration, les tours de rôle lors des discussions, le rythme de parole mais aussi d'un point de vue émotionnel : l'empathie. Pour illustrer cette idée, voici un exemple : quand des personnes adultes communiquent avec des enfants, ils s'adaptent en parlant plus lentement, en étant plus chaleureux, etc...

Dans cette thèse, nous avons voulu permettre à des utilisateurs non-experts d'apprendre une tâche de navigation au robot. Au départ, l'apprentissage était déclenché volontairement par l'utilisateur. Ce dernier devait alors décider quand faire apprendre les associations sensori-motrices au robot. Pour apprendre une trajectoire robuste (apprentissage proscriptif), une certaine expertise du professeur était requise. Un utilisateur naïf utilise un apprentissage de type prescriptif (plus simple). Nous avons introduit un modèle permettant le suivi du partenaire humain couplé à un système de détection de synchronie (initiation de l'interaction). Le robot apprend lorsqu'une erreur entre la direction montrée par le professeur et sa propre direction est détectée. Ainsi, le robot apprend à revenir sur sa trajectoire et construit un bassin d'attraction plus robuste.

Cette thèse correspond à une première ébauche de réponse à des questions qui n'avaient pas été explorées auparavant. En particulier, l'exploitation des phénomènes d'entraînement rythmique et de synchronisation non-intentionnelles dans la conception des IHMs pourrait permettre de mettre en place des systèmes de plus haut niveau cognitif (auto-évaluation, modulation de l'apprentissage etc...).

Nos contributions peuvent apporter des perspectives dans de nombreux domaines. Des travaux actuels du laboratoire visent, par exemple, à explorer l'impact du modèle de synchronisation lors d'interactions entre des enfants autistes et un robot. L'objectif de cette étude est d'aider les enfants autistes à communiquer par l'intermédiaire du robot.

A long terme, les travaux répondant aux problématiques ouvertes dans cette

thèse permettront d'introduire des capacités cognitives haut niveau chez les robots. Ces derniers seraient alors capables de reconnaître et associer des signaux implicites témoignant des intentions de l'humain. Ceci permettra au robot de répondre à ces intentions de manière appropriée. Ainsi, le robot pourra véritablement collaborer avec des humains dans des tâches complexes (manipulation d'objets lourds). Cette capacité sera très utile dans de nombreux domaines comme l'industrie ou le médical.

Pour conclure, si l'on considère que les intentions des humains sont déterminées par leurs manières d'interagir, il est alors important qu'un robot soit capable de comprendre et d'interpréter les gestes de l'humain mais aussi d'adapter, en conséquence, son comportement. Grâce à nos travaux portant sur l'apprentissage interactif, nous pouvons entrevoir la possibilité de mettre en place de nouveaux modèles pour rendre les interactions homme robot plus intuitives et naturelles.

Bibliographie

- Aggarwal, J. K. and Cai, Q. (1997). Human motion analysis : A review. In *Nonrigid and Articulated Motion Workshop, 1997. Proceedings., IEEE*, pages 90–102. IEEE. 75
- Amari, S.-i. (1977). Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *Biological cybernetics*, 27(2) :77–87. 59, 78
- Amazeen, P. G., Schmidt, R., and Turvey, M. T. (1995). Frequency detuning of the phase entrainment dynamics of visually coupled rhythmic movements. *Biological Cybernetics*, 72(6) :511–518. 15
- Ancona, N. and Poggio, T. (1995). Optical flow from 1-d correlation : Application to a simple time-to-crash detector. *International Journal of Computer Vision*, 14(2) :131–146. 78
- Andreasson, H., Treptow, A., and Duckett, T. (2005). Localization for mobile robots using panoramic vision, local features and particle filter. In *Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on*, pages 3348–3353. IEEE. 109
- Andry, P., Blanchard, A., and Gaussier, P. (2011). Using the rhythm of nonverbal human–robot interaction as a signal for learning. *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, 3(1) :30–42. 34
- Andry, P., Gaussier, P., Moga, S., Banquet, J. P., 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. 32, 33, 34
- Andry, P., Gaussier, P., and Nadel, J. (2002). From visuo-motor development to low-level imitation. 15, 33, 34, 140

- Andry, P., Gaussier, P., and Nadel, J. (2005). Autonomous learning and reproduction of complex sequences : a multimodal architecture for bootstrapping imitation games. 32
- Andry, P., Gaussier, P., Nadel, J., and Hirsbrunner, B. (2004). Learning invariant sensorimotor behaviors : A developmental approach to imitation mechanisms. *Adaptive behavior*, 12(2) :117–140. 34, 140
- Anglin, J. M., Bruner, J. J. S., and Olson, D. R. (1980). *The social foundations of language and thought : Essays in honor of Jerome S. Bruner*. WW Norton. 44
- Arsenio, A., Fitzpatrick, P., Kemp, C. C., and Metta, G. (2003). The whole world in your hand : Active and interactive segmentation. Technical report, DTIC Document. 32
- Arsenio, A. M. and Fitzpatrick, P. M. (2005). Exploiting amodal cues for robot perception. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2(02) :125–143. 32
- Baillie, J.-C. and Nottale, M. (2005). Dynamic evolution of language games between two autonomous robots. In *Development and Learning, 2005. Proceedings., The 4th International Conference on*, pages 68–73. IEEE. 32
- 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. 34, 112
- Barto, A. G. and Simsek, O. (2005). Intrinsic motivation for reinforcement learning systems. In *Proceedings of the Thirteenth Yale Workshop on Adaptive and Learning Systems*, pages 113–118. 32
- Barto, A. G., Singh, S., and Chentanez, N. (2004). Intrinsically motivated learning of hierarchical collections of skills. In *Proc. 3rd Int. Conf. Development Learn*, pages 112–119. 33
- Begg, A. (2013). Interpreting enactivism for learning and teaching. *Education sciences & society*, 4(1). 46
- Bernieri, F. J. and Rosenthal, R. (1991). 11. interpersonal coordination : Behavior matching and interactional synchrony. *Fundamentals of nonverbal behavior*, 401. 38, 40
- Berthouze, L. and Kuniyoshi, Y. (1998). Emergence and categorization of coordinated visual behavior through embodied interaction. *Autonomous Robots*, 5(3-4) :369–379. 32

- Berthouze, L. and Metta, G. (2004). Introduction : the fourth international workshop on epigenetic robotics. 46
- Beurle, R. L. (1956). Properties of a mass of cells capable of regenerating pulses. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, 240(669) :55–94. 59
- Billard, A. (2001). Learning motor skills by imitation : a biologically inspired robotic model. *Cybernetics & Systems*, 32(1-2) :155–193. 32
- Billard, A., Dautenhahn, K., and Hayes, G. (1998). Experiments on human-robot communication with robota, an imitative learning and communicating doll robot. In *Proceedings of Socially Situated Intelligence Workshop held within the Fifth Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB'98)*. Centre for Policy Modelling technical report series : No. CPM–98–38, Zurich, Switzerland. Citeseer. 33
- Billard, A. and Hayes, G. (1997). Learning to communicate through imitation in autonomous robots. In *Artificial Neural Networks—ICANN'97*, pages 763–768. Springer. 32
- Blanchard, A. and Canamero, L. (2005). Using visual velocity detection to achieve synchronization in imitation. In *Procs 3rd Int Symposium on Imitation in Animals and Artifacts*. SSAISB. 33, 46
- Blanchard, A. and Nadel, J. (2009). Designing a turn-taking mechanism as a balance between familiarity and novelty. In *Proceedings of the Ninth International Conference on Epigenetic Robotics (EPIROB2009)*, page 199201. 46
- Blass, E. M., Ganchrow, J. R., and Steiner, J. E. (1984). Classical conditioning in newborn humans 2–48 hours of age. *Infant behavior and development*, 7(2) :223–235. 45
- Boucenna, S., Gaussier, P., Hafemeister, L., and Bard, K. (2010). Autonomous development of social referencing skills. In *From Animals to Animats 11*, pages 628–638. Springer. 33
- Breazeal, C. (2004). Social interactions in hri : the robot view. *Systems, Man, and Cybernetics, Part C : Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, 34(2) :181–186. 24
- Brooks, R. A., Breazeal, C., Marjanović, M., Scassellati, B., and Williamson, M. M. (1999). The cog project : Building a humanoid robot. In *Computation for metaphors, analogy, and agents*, pages 52–87. Springer. 14, 27

- Calinon, S., Guenter, F., and Billard, A. (2007). On learning, representing, and generalizing a task in a humanoid robot. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on*, 37(2) :286–298. 32
- Campan, R. and Scapini, F. (2002). *Ethologie : approche systémique du comportement*. De Boeck Supérieur. 30
- Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (1987). A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer vision, graphics, and image processing*, 37(1) :54–115. 55
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., and Iizuka, K. (2010). Comparative performance measures of fuzzy artmap, learned vector quantization, and back propagation for handwritten. *CAS/CNS Technical Report Series*, (005). 56
- Cham, T.-J. and Rehg, J. M. (1999). A multiple hypothesis approach to figure tracking. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, volume 2. IEEE. 75
- Chartrand, T. L. and Bargh, J. A. (1999). The chameleon effect : The perception–behavior link and social interaction. *Journal of personality and social psychology*, 76(6) :893. 39
- Chatila, R. and Laumond, J.-P. (1985). Position referencing and consistent world modeling for mobile robots. In *Robotics and Automation. Proceedings. 1985 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 138–145. IEEE. 108
- Cheng, G. and Kuniyoshi, Y. (2000). Complex continuous meaningful humanoid interaction : A multi sensory-cue based approach. In *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA'00. IEEE International Conference on*, volume 3, pages 2235–2242. IEEE. 33
- Clayton, M., Sager, R., and Will, U. (2005). In time with the music : the concept of entrainment and its significance for ethnomusicology. In *European meetings in ethnomusicology.*, volume 11, pages 1–82. Romanian Society for Ethnomusicology. 40
- Condon, W. S. and Sander, L. W. (1974). Neonate movement is synchronized with adult speech : Interactional participation and language acquisition. *Science*, 183(4120) :99–101. 46
- Crick, C., Munz, M., and Scassellati, B. (2006). Synchronization in social tasks : Robotic drumming. In *Robot and Human Interactive Communication, 2006. ROMAN 2006. The 15th IEEE International Symposium on*, pages 97–102. IEEE. 47

- Cruz-Martín, A., El-Danaf, R. N., Osakada, F., Sriram, B., Dhande, O. S., Nguyen, P. L., Callaway, E. M., Ghosh, A., and Huberman, A. D. (2014). A dedicated circuit links direction-selective retinal ganglion cells to the primary visual cortex. *Nature*, 507(7492) :358–361. 93
- Cuperlier, N., Quoy, M., and Gaussier, P. (2007). Neurobiologically inspired mobile robot navigation and planning. *Frontiers in neurorobotics*, 1 :3. 140
- Dautenhahn, K. (1995). Getting to know each other—artificial social intelligence for autonomous robots. *Robotics and autonomous systems*, 16(2) :333–356. 32
- Dautenhahn, K. (2007). Socially intelligent robots : dimensions of human–robot interaction. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, 362(1480) :679–704. 25
- De Loor, P. (2015). Objectivity and human-machine interaction : does it fit?(invited speaker). In *Workshop" Evaluation Methods Standardization in Human-Robot Interaction" on the 7th Seventh International Conference on Social Robotics, in Paris (France) on October 26th, 2015*. 29
- 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 *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 1754–1759. IEEE. 67
- Decety, J. (2002). Naturaliser l’empathie. *L’encéphale*, 28(1) :9–20. 45
- Demiris, Y. and Dearden, A. (2005). From motor babbling to hierarchical learning by imitation : a robot developmental pathway. 32
- Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, pages 1–38. 108
- Dumas, G., Nadel, J., Soussignan, R., Martinerie, J., Garnero, L., et al. (2010). Inter-brain synchronization during social interaction. *PloS one*, 5(8) :e12166. 43
- Evans, J. M. and Messina, E. R. (2001). Performance metrics for intelligent systems. *NIST SPECIAL PUBLICATION SP*, pages 101–104. 28
- Fablet, R. and Black, M. J. (2002). Automatic detection and tracking of human motion with a view-based representation. In *Computer Vision—ECCV 2002*, pages 476–491. Springer. 75

- Fails, J. A. and Olsen Jr, D. R. (2003). Interactive machine learning. In *Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 39–45. ACM. 127
- Feil-Seifer, D. J. and Matarić, M. J. (2009). Towards the integration of socially assistive robots into the lives of children with asd. In *International Conference on Human-Robot Interaction Workshop on Societal Impact : How Socially Accepted Robots Can be Integrated in our Society*. 21
- Feldman, R. (2007). Parent–infant synchrony biological foundations and developmental outcomes. *Current directions in psychological science*, 16(6) :340–345. 46
- Field, T. M. (1984). Early interactions between infants and their postpartum depressed mothers. *Infant behavior and Development*, 7(4) :517–522. 16
- Field, T. M., Woodson, R., Greenberg, R., and Cohen, D. (1982). Discrimination and imitation of facial expression by neonates. *Science*, 218(4568) :179–181. 44
- Foka, A. F. and Trahanias, P. E. (2010). Probabilistic autonomous robot navigation in dynamic environments with human motion prediction. *International Journal of Social Robotics*, 2(1) :79–94. 110
- Fong, T., Nourbakhsh, I., and Dautenhahn, K. (2003). A survey of socially interactive robots. *Robotics and autonomous systems*, 42(3) :143–166. 14, 140
- Franz, M. O. and Mallot, H. A. (2000). Biomimetic robot navigation. *Robotics and autonomous Systems*, 30(1) :133–153. 111, 112
- Freeman III, W. J. (1998). A neurobiological role of music in social bonding. *The origins of music*. 38
- Gabriel, P., Hayet, J.-B., Piater, J., and Verly, J. (2005). Object tracking using color interest points. In *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2005. AVSS 2005. IEEE Conference on*, pages 159–164. IEEE. 75
- Gallese, V. and Goldman, A. (1998). Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading. *Trends in cognitive sciences*, 2(12) :493–501. 45
- Gallese, V., Keysers, C., and Rizzolatti, G. (2004). A unifying view of the basis of social cognition. *Trends in cognitive sciences*, 8(9) :396–403. 40

- 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. 34, 112
- 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. 113
- Gaussier, P., Moga, S., Quoy, M., and Banquet, J.-P. (1998). From perception-action loops to imitation processes : A bottom-up approach of learning by imitation. *Applied Artificial Intelligence*, 12(7-8) :701–727. 15, 32, 33, 34, 94
- 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. 34, 112, 140
- Gaussier, P. and Zrehen, S. (1995). Perac : A neural architecture to control artificial animals. *Robotics and Autonomous Systems*, 16(2) :291–320. 111
- Gavrila, D. M. (1999). The visual analysis of human movement : A survey. *Computer vision and image understanding*, 73(1) :82–98. 75
- 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. 45, 46
- Gibson, J. J. (1950). The perception of the visual world. 65, 177
- Gibson, J. J. (1977). On the analysis of change in the optic array. *Scandinavian Journal of Psychology*, 18(1) :161–163. 177
- 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. 16, 112, 120
- Giovannangeli, C., Gaussier, P., and Banquet, J. (2006). Robustness of visual place cells in dynamic indoor and outdoor environment. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 3(2) :115–124. 140
- Glass, L. (2001). Synchronization and rhythmic processes in physiology. *Nature*, 410(6825) :277–284. 42

- Goetz, J. and Kiesler, S. (2002). Cooperation with a robotic assistant. In *CHI'02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pages 578–579. ACM. 23
- Gogate, L. J. and Bahrack, L. E. (1998). Intersensory redundancy facilitates learning of arbitrary relations between vowel sounds and objects in seven-month-old infants. *Journal of experimental child psychology*, 69(2) :133–149. 46
- Goldenberg, R., Kimmel, R., Rivlin, E., and Rudzsky, M. (2001). Fast geodesic active contours. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 10(10) :1467–1475. 75
- Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F. (1993). Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. In *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, volume 140, pages 107–113. IET. 108
- Goslin, D. A. and Aldous, J. (1969). *Handbook of socialization theory and research*. Rand McNally Chicago. 45
- Gould, J. L. (1986). The biology of learning. *Annual review of psychology*, 37(1) :163–192. 111
- Grand, C., Mostafaoui, G., Hasnain, S. K., and Gaussier, P. (2014). Synchrony detection as a reinforcement signal for learning : Application to human robot interaction. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 126 :82–91. 127
- Griffith, J. (1963). On the stability of brain-like structures. *Biophysical journal*, 3(4) :299. 59
- Grossberg, S. (1971). Pavlovian pattern learning by nonlinear neural networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 68(4) :828–831. 55
- Grossberg, S. (1974). Classical and instrumental learning by neural networks. *Progress in theoretical biology*, 3(51-141) :42–47. 55
- Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recoding : I. parallel development and coding of neural feature detectors. *Biological cybernetics*, 23(3) :121–134. 58
- Grossberg, S. (1987). Competitive learning : From interactive activation to adaptive resonance. *Cognitive science*, 11(1) :23–63. 55
- Grossberg, S. (2013). Adaptive resonance theory : How a brain learns to consciously attend, learn, and recognize a changing world. *Neural Networks*, 37 :1–47. 56

- Gunawardena, C. N. and Zittle, F. J. (1997). Social presence as a predictor of satisfaction within a computer-mediated conferencing environment. *American journal of distance education*, 11(3) :8–26. 29
- Hari, R. and Kujala, M. V. (2009). Brain basis of human social interaction : from concepts to brain imaging. *Physiological reviews*, 89(2) :453–479. 38
- Haritaoglu, I., Harwood, D., and Davis, L. S. (1998). Ghost : A human body part labeling system using silhouettes. In *Pattern Recognition, 1998. Proceedings. Fourteenth International Conference on*, volume 1, pages 77–82. IEEE. 75
- Hasnain, S. K., Gaussier, P., and Mostafaoui, G. (2012). A synchrony based approach for human robot interaction. In *Post-Graduate Conference on Robotics and Development of Cognition*, page 16. Citeseer. 47, 71, 145
- Hasnain, S. K., Mostafaoui, G., Grand, C., and Gaussier, P. (2014). Synchrony based side by side walking : an application in human-robot interactions. In *Proceedings of the second international conference on Human-agent interaction*, pages 121–124. ACM. 93
- Hasnain, S. K., Mostafaoui, G., Salesse, R., Marin, L., and Gaussier, P. (2013). Intuitive human robot interaction based on unintentional synchrony : a psycho-experimental study. In *2013 IEEE Third Joint International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL)*, pages 1–7. IEEE. 69, 70
- Hasselmo, M. E. and McClelland, J. L. (1999). Neural models of memory. *Current opinion in neurobiology*, 9(2) :184–188. 55
- Hasson, C., Gaussier, P., and Boucenna, S. (2011). Emotions as a dynamical system : the interplay between the meta-control and communication function of emotions. *Paladyn*, 2(3) :111–125. 140
- Hastings, M. H., Reddy, A. B., and Maywood, E. S. (2003). A clockwork web : circadian timing in brain and periphery, in health and disease. *Nature Reviews Neuroscience*, 4(8) :649–661. 43
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior : A neuropsychological approach*. John Wiley & Sons. 52
- Hiraki, K. (2006). Detecting contingency : A key to understanding development of self and social cognition. *Japanese Psychological Research*, 48(3) :204–212. 45

- Hirel, J., Gaussier, P., Quoy, M., Banquet, J.-P., Save, E., and Poucet, B. (2013). The hippocampo-cortical loop : spatio-temporal learning and goal-oriented planning in navigation. *Neural Networks*, 43 :8–21. 140
- Hok, V., Lenck-Santini, P.-P., Save, E., Gaussier, P., Banquet, J.-P., and Poucet, B. (2007). A test of the time estimation hypothesis of place cell goal-related activity. *Journal of integrative neuroscience*, 6(03) :367–378. 34
- Horn, B. K. and Schunck, B. G. (1981). Determining optical flow. In *1981 Technical symposium east*, pages 319–331. International Society for Optics and Photonics. 65, 67, 177, 178
- Hove, M. J. and Risen, J. L. (2009). It’s all in the timing : Interpersonal synchrony increases affiliation. *Social Cognition*, 27(6) :949–960. 38
- Huang, H.-M., Pavsek, K., Novak, B., Albus, J., and Messin, E. (2005). A framework for autonomy levels for unmanned systems (alfus). *Proceedings of AUVSI Unmanned Systems 2005*. 24, 25
- Iacoboni, M. (2009). Imitation, empathy, and mirror neurons. *Annual review of psychology*, 60 :653–670. 38
- Ijspeert, A. J., Nakanishi, J., Shibata, T., and Schaal, S. (2001). Nonlinear dynamical systems for imitation with humanoid robots. In *Proceedings of the IEEE/RAS International Conference on Humanoids Robots (Humanoids2001)*, number BIOROB-CONF-2001-001, pages 219–226. 32
- Ikegami, T. and Iizuka, H. (2003). Joint attention and dynamics repertoire in coupled dynamical recognizers. *The Proceedings of Imitation in Animals and Artifacts II*, pages 125–130. 47
- Issartel, J., Marin, L., and Cadopi, M. (2007). Unintended interpersonal coordination : “can we march to the beat of our own drum ?”. *Neuroscience letters*, 411(3) :174–179. 39, 42
- Jauffret, A., Cuperlier, N., Tarroux, P., and Gaussier, P. (2015). From self-assessment to frustration, a small step toward autonomy in robotic navigation. *Intrinsic motivations and open-ended development in animals, humans, and robots*, page 335. 141
- Jaulin, L. (2009). A nonlinear set membership approach for the localization and map building of underwater robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 25(1) :88–98. 110

- Jaulin, L. (2011). Range-only slam with occupancy maps : A set-membership approach. *Robotics, IEEE Transactions on*, 27(5) :1004–1010. 110
- Jonchery, C. (2006). *Estimation d'un mouvement de caméra et problèmes connexes*. PhD thesis, École normale supérieure de Cachan-ENS Cachan. 90
- Jost, C., Grandgeorge, M., Le Pévédic, B., and Duhaut, D. (2014). Robot or tablet : Users' behaviors on a memory game. In *Robot and Human Interactive Communication, 2014 RO-MAN : The 23rd IEEE International Symposium on*, pages 1050–1055. IEEE. 30
- Julier, S. J. and Uhlmann, J. K. (2004). Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 92(3) :401–422. 108
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1) :35–45. 108
- Kandel, E. and Spencer, W. (1961). Electrophysiological properties of an architectural neuron. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 94(2) :570–603. 52
- Kandel, E. R. and Spencer, W. A. (1968). Cellular neurophysiological approaches in the study of learning. *Physiological Reviews*, 48(1) :65–134. 52
- Karaouzene, A., Gaussier, P., and Vidal, D. (2013). A robot to study the development of artwork appreciation through social interactions. In *Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL), 2013 IEEE Third Joint International Conference on*, pages 1–7. IEEE. 23
- Kemp, C. C., Fitzpatrick, P., Hirukawa, H., Yokoi, K., Harada, K., and Matsumoto, Y. (2008). Humanoids. In *Springer handbook of robotics*, pages 1307–1333. Springer. 33
- Kim, S.-K., Russell, J. S., and Koo, K.-J. (2003). Construction robot path-planning for earthwork operations. *Journal of computing in civil engineering*, 17(2) :97–104. 23
- Klein, Z. et al. (2000). The ethological approach to the study of human behavior. *Neuroendocrinology Letters*, 21(6) :477–483. 30
- Knox, W. B., Stone, P., and Breazeal, C. (2013). Training a robot via human feedback : A case study. In *International Conference on Social Robotics*, pages 460–470. Springer. 127

- Kohonen, T. (1984). Self-organization and associative memory. *Springer-Verlag, New York*. 57
- Kozima, H. (2002). Infanoid. In *Socially Intelligent Agents*, pages 157–164. Springer. 32
- Kugiumutzakis, G. (1999). Genesis and development of early infant mimesis to facial and vocal models. 44
- Kuipers, B. and Byun, Y.-T. (1991). A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations. *Robotics and autonomous systems*, 8(1) :47–63. 108
- Kuniyoshi, Y. (1994). The science of imitation-towards physically and socially grounded intelligence. In *Special Issue TR-94001, Real World Computing Project Joint Symposium, Tsukuba-shi, Ibaraki-ken*. Citeseer. 32
- Kuniyoshi, Y. A. and Nagakubo, A. (1997). Humanoid as a research vehicle into flexible complex interaction. In *Intelligent Robots and Systems, 1997. IROS'97., Proceedings of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 2, pages 811–820. IEEE. 33
- Lachaux, J.-P., Rodriguez, E., Martinerie, J., Varela, F. J., et al. (1999). Measuring phase synchrony in brain signals. *Human brain mapping*, 8(4) :194–208. 126
- Lakin, J. L., Jefferis, V. E., Cheng, C. M., and Chartrand, T. L. (2003). The chameleon effect as social glue : Evidence for the evolutionary significance of non-conscious mimicry. *Journal of nonverbal behavior*, 27(3) :145–162. 39
- Large, E. W. (2000). On synchronizing movements to music. *Human Movement Science*, 19(4) :527–566. 40
- Laroque, P., Gaussier, N., Cuperlier, N., Quoy, M., and Gaussier, P. (2010). Cognitive map plasticity and imitation strategies to improve individual and social behaviors of autonomous agents. *Paladyn*, 1(1) :25–36. 140
- Lee, J., Kim, Y., Park, C., Park, C., and Paik, J. (2006). Robust feature detection using 2d wavelet transform under low light environment. In *Intelligent Computing in Signal Processing and Pattern Recognition*, pages 1042–1050. Springer. 110
- Leonard, J. and Newman, P. (2003). Consistent, convergent, and constant-time slam. In *IJCAI*, pages 1143–1150. 108, 109

- Lepretre, S., Gaussier, P., and Cocquerez, J.-p. (2000). From navigation to active object recognition. 75
- Lucas, B. D., Kanade, T., et al. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *IJCAI*, volume 81, pages 674–679. 65, 177
- Lungarella, M. and Berthouze, L. (2002). Adaptivity through physical immaturity. 26
- Lungarella, M. and Sporns, O. (2005). Information self-structuring : Key principle for learning and development. In *Development and Learning, 2005. Proceedings., The 4th International Conference on*, pages 25–30. IEEE. 26
- Maass, W. (2000). On the computational power of winner-take-all. *Neural computation*, 12(11) :2519–2535. 59
- MacQueen, J. et al. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 1, pages 281–297. Oakland, CA, USA. 56
- Malle, B. F. and Knobe, J. (1997). The folk concept of intentionality. *Journal of Experimental Social Psychology*, 33(2) :101–121. 38
- Marin, L., Issartel, J., and Chaminade, T. (2009). Interpersonal motor coordination : From human–human to human–robot interactions. *Interaction Studies*, 10(3) :479–504. 26, 47
- Mataric, M. J. (1992). Integration of representation into goal-driven behavior-based robots. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 8(3) :304–312. 108
- 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. 171
- Maturana, H. R. and Varela, F. J. (1981). Autopoiesis and cognition : the realization of the living. 46
- 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. 50
- McNeill, W. H. (1997). *Keeping together in time*. Harvard University Press. 40

- Melnyk, A., Khomenko, V., Borysenko, V., and Henaff, P. (2013). Physical human-robot interaction in the handshaking case : learning of rhythmicity using oscillators neuron. In *2013 IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control, IFAC MIM'2013*, page xx. 68
- Meltzoff, A. N. and Moore, M. K. (1983). Newborn infants imitate adult facial gestures. *Child development*, pages 702–709. 44
- Meltzoff, A. N. and Moore, M. K. (2002). Imitation, memory, and the representation of persons. *Infant Behavior and Development*, 25(1) :39–61. 38
- Meltzoff, A. N. and Prinz, W. (2002). *The imitative mind : Development, evolution and brain bases*, volume 6. Cambridge University Press. 44
- Merker, B. (2000). *Synchronous chorusing and human origins*. na. 40
- Metta, G., Natale, L., Rao, S., and Sandini, G. (1998). Development of the “mirror system” : a computational model. *Neurosciences*, 21(5) :188–194. 33
- Michalowski, M. P., Sabanovic, S., and Kozima, H. (2007). A dancing robot for rhythmic social interaction. In *Human-Robot Interaction (HRI), 2007 2nd ACM/IEEE International Conference on*, pages 89–96. IEEE. 47
- Minato, T., Shimada, M., Ishiguro, H., and Itakura, S. (2004). Development of an android robot for studying human-robot interaction. In *Innovations in applied artificial intelligence*, pages 424–434. Springer. 15, 26
- Minato, T., Yoshikawa, Y., Noda, T., Ikemoto, S., Ishiguro, H., and Asada, M. (2007). Cb2 : A child robot with biomimetic body for cognitive developmental robotics. In *2007 7th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 557–562. IEEE. 14
- Mirollo, R. E. and Strogatz, S. H. (1990). Synchronization of pulse-coupled biological oscillators. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 50(6) :1645–1662. 42
- Moeslund, T. B. and Granum, E. (2001). A survey of computer vision-based human motion capture. *Computer vision and image understanding*, 81(3) :231–268. 75
- Moravec, H. P. and Elfes, A. (1985). High resolution maps from wide angle sonar. In *Robotics and Automation. Proceedings. 1985 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 116–121. IEEE. 108

- Mori, M., MacDorman, K. F., and Kageki, N. (2012). The uncanny valley [from the field]. *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, 19(2) :98–100. 26
- Motai, Y., Jha, S. K., and Kruse, D. (2012). Human tracking from a mobile agent : optical flow and kalman filter arbitration. *Signal Processing : Image Communication*, 27(1) :83–95. 65, 177
- Movshon, J. A., Adelson, E. H., Gizzi, M. S., and Newsome, W. T. (1985). The analysis of moving visual patterns. *Pattern recognition mechanisms*, 54 :117–151. 93
- Nadel, J. and Butterworth, G. (1999). Imitation in infancy, ser. cambridge studies in cognitive and perceptual development. 32
- Nadel, J., Carchon, I., Kervella, C., Marcelli, D., and Réserbat-Plantey, D. (1999). Expectancies for social contingency in 2-month-olds. *Developmental science*, 2(2) :164–173. 16
- Nadel, J. and Décety, J. (2015). *Imiter pour découvrir l'humain*. Presses Universitaires de France. 45
- Nadel, J. and Muir, D. (2005). *Emotional development : Recent research advances*. Oxford University Press, USA. 45
- Nadel, J., Prepin, K., and Okanda, M. (2005a). Experiencing contingency and agency : First step toward self-understanding in making a mind? *Interaction studies*, 6(3) :447–462. 44
- Nadel, J., Soussignan, R., Canet, P., Libert, G., and Gérardin, P. (2005b). Two-month-old infants of depressed mothers show mild, delayed and persistent change in emotional state after non-contingent interaction. *Infant behavior and Development*, 28(4) :418–425. 44
- Nagai, Y., Hosoda, K., and Asada, M. (2003). How does an infant acquire the ability of joint attention ? : A constructive approach. 33
- Nagy, E. (2011). The newborn infant : A missing stage in developmental psychology. *Infant and Child Development*, 20(1) :3–19. 44
- Nessler, J. A., De Leone, C. J., and Gilliland, S. (2009). Nonlinear time series analysis of knee and ankle kinematics during side by side treadmill walking. *Chaos : An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 19(2) :026104. 88

- Nguyen, V., Harati, A., Martinelli, A., Siegwart, R., and Tomatis, N. (2006). Orthogonal slam : a step toward lightweight indoor autonomous navigation. In *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 5007–5012. IEEE. 110
- Nielsen, J. (1994). Guerrilla hci : Using discount usability engineering to penetrate the intimidation barrier. *Cost-justifying usability*, pages 245–272. 27
- Nilsson, N. J. (1984). Shakey the robot. Technical report, DTIC Document. 108
- Ogata, T., Masago, N., Sugano, S., and Tani, J. (2003). Collaboration development through interactive learning between human and robot. 32
- Oudeyer, P.-Y. (2004). Intelligent adaptive curiosity : a source of self-development. 32
- Oudeyer, P.-Y., Kaplan, F., and Hafner, V. V. (2007). Intrinsic motivation systems for autonomous mental development. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 11(2) :265–286. 33
- Oullier, O., De Guzman, G. C., Jantzen, K. J., Lagarde, J., and Scott Kelso, J. (2008). Social coordination dynamics : Measuring human bonding. *Social neuroscience*, 3(2) :178–192. 37
- Paiva, A., Dias, J., Sobral, D., Aylett, R., Woods, S., Hall, L., and Zoll, C. (2005). Learning by feeling : Evoking empathy with synthetic characters. *Applied Artificial Intelligence*, 19(3-4) :235–266. 144
- Patterson, T. and Lipkin, H. (1993). Structure of robot compliance. *Journal of Mechanical Design*, 115(3) :576–580. 22
- Pavlov, I. P. (1927). Conditioned reflexes. *An Investigation of the physiological activity of the cerebral cortex*. 54
- Pfeifer, R. and Scheier, C. (2001). *Understanding intelligence*. MIT press. 27
- Pfeuty, B., Mato, G., Golomb, D., and Hansel, D. (2003). Electrical synapses and synchrony : the role of intrinsic currents. *The Journal of neuroscience*, 23(15) :6280–6294. 43
- Phillips-Silver, J., Aktipis, C. A., and Bryant, G. A. (2010). The ecology of entrainment : Foundations of coordinated rhythmic movement. *Music Perception : An Interdisciplinary Journal*, 28(1) :3–14. 15, 40, 41, 66, 145

- Piaget, J. (1954). *The construction of reality in the child* (new york, ballantine). 44
- Pikovsky, A., Rosenblum, M., and Kurths, J. (2003). *Synchronization : a universal concept in nonlinear sciences*, volume 12. Cambridge university press. 42
- Pitti, A., Lungarella, M., and Kuniyoshi, Y. (2005). Quantification of emergent behaviors induced by feedback resonance of chaos. *Recent Advances in Artificial Life : Advances in Natural Computation*, 3(15) :199–213. 47
- Pitti, A., Lungarella, M., and Kuniyoshi, Y. (2006). Exploration of natural dynamics through resonance and chaos. In *IAS*, pages 558–565. 47
- Pitti, A., Lungarella, M., and Kuniyoshi, Y. (2009). Generating spatiotemporal joint torque patterns from dynamical synchronization of distributed pattern generators. *Frontiers in neurorobotics*, 3 :2. 47
- Pitti, A., Niiyama, R., and Kuniyoshi, Y. (2010). Creating and modulating rhythms by controlling the physics of the body. *Autonomous Robots*, 28(3) :317–329. 47
- Poole, D. (1998). *Decision theory, the situation calculus and conditional plans*. 23
- Porges, S. W. and Furman, S. A. (2011). The early development of the autonomic nervous system provides a neural platform for social behaviour : A polyvagal perspective. *Infant and Child Development*, 20(1) :106–118. 44
- Prepin, K. and Gaussier, P. (2010). How an agent can detect and use synchrony parameter of its own interaction with a human ? In *Development of Multimodal Interfaces : Active Listening and Synchrony*, pages 50–65. Springer. 15, 34, 47
- Prepin, K., Gaussier, P., Revel, A., and Nadel, J. (2005). A formal approach of developmental robotics and psychology. 33
- Prepin, K. and Revel, A. (2007). Human–machine interaction as a model of machine–machine interaction : how to make machines interact as humans do. *Advanced Robotics*, 21(15) :1709–1723. 46, 68
- Preston, S. D. and De Waal, F. B. (2002). Empathy : Its ultimate and proximate bases. *Behavioral and brain sciences*, 25(01) :1–20. 45
- Proulx, J. (2004). “enactivism” ou la théorie cognitive de la «personnification» : Une tentative pour mieux comprendre notre activité langagière. *Journal of the Canadian Association for Curriculum Studies*, 2(1). 46

- Rehg, J. M. and Kanade, T. (1994). Visual tracking of high dof articulated structures : an application to human hand tracking. In *Computer Vision—ECCV'94*, pages 35–46. Springer. 75
- Rescorla, R. A. (1967). Pavlovian conditioning and its proper control procedures. *Psychological review*, 74(1) :71. 55
- Rescorla, R. A. (1988). Pavlovian conditioning : It's not what you think it is. *American Psychologist*, 43(3) :151. 55
- Rescorla, R. A. and Solomon, R. L. (1967). Two-process learning theory : Relationships between pavlovian conditioning and instrumental learning. *Psychological review*, 74(3) :151. 55
- 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. 55
- Revel, A. and Andry, P. (2009). Emergence of structured interactions : From a theoretical model to pragmatic robotics. *Neural networks*, 22(2) :116–125. 46
- Rich, C., Ponsler, B., Holroyd, A., and Sidner, C. L. (2010). Recognizing engagement in human-robot interaction. In *2010 5th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pages 375–382. IEEE. 144
- Richardson, D. C., Dale, R., and Kirkham, N. Z. (2007). The art of conversation is coordination common ground and the coupling of eye movements during dialogue. *Psychological science*, 18(5) :407–413. 15, 40
- Rigato, S., Menon, E., Johnson, M. H., Faraguna, D., and Farroni, T. (2011). Direct gaze may modulate face recognition in newborns. *Infant and Child Development*, 20(1) :20–34. 44
- Rochat, P. (2003). Five levels of self-awareness as they unfold early in life. *Consciousness and cognition*, 12(4) :717–731. 45
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6) :386. 50
- Rowat, P. F. and Selverston, A. I. (1997). Oscillatory mechanisms in pairs of neurons connected with fast inhibitory synapses. *Journal of computational neuroscience*, 4(2) :103–127. 67
- Rumelhart, D. E. and Zipser, D. (1985). Feature discovery by competitive learning*. *Cognitive science*, 9(1) :75–112. 58

- Saunders, J., Nehaniv, C. L., and Dautenhahn, K. (2006). Teaching robots by moulding behavior and scaffolding the environment. In *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pages 118–125. ACM. 127
- Schaal, S., Atkeson, C. G., and Vijayakumar, S. (2000). Real-time robot learning with locally weighted statistical learning. In *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA'00. IEEE International Conference on*, volume 1, pages 288–293. IEEE. 32
- Schmajuk, N. and Moore, J. (1986). A real-time attentional-associative network for classical conditioning of the rabbit's nmr. In *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, pages 794–807. 55
- Schmajuk, N. A. and DiCarlo, J. J. (1992). Stimulus configuration, classical conditioning, and hippocampal function. *Psychological review*, 99(2) :268. 55
- Schmidt, R. C. and Richardson, M. J. (2008). Dynamics of interpersonal coordination. In *Coordination : Neural, behavioral and social dynamics*, pages 281–308. Springer. 46
- Scholtz, J. (2003). Theory and evaluation of human robot interactions. In *System Sciences, 2003. Proceedings of the 36th Annual Hawaii International Conference on*, pages 10–pp. IEEE. 24
- 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. 60, 78
- Schrempf, O. C. and Hanebeck, U. D. (2005). A generic model for estimating user intentions in human-robot cooperation. In *ICINCO*, pages 251–256. 24
- Severinson-Eklundh, K., Green, A., and Hüttenrauch, H. (2003). Social and collaborative aspects of interaction with a service robot. *Robotics and Autonomous systems*, 42(3) :223–234. 27
- Shen, Q., Kose-Bagci, H., Saunders, J., and Dautenhahn, K. (2011). The impact of participants' beliefs on motor interference and motor coordination in human–humanoid interactions. *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, 3(1) :6–16. 46
- Skinner, B. F. (1938). *The behavior of organisms : an experimental analysis*. 55
- Smith, B. (1988). Knowing how vs. knowing that. 109

- Smith, R., Self, M., and Cheeseman, P. (1990). Estimating uncertain spatial relationships in robotics. In *Autonomous robot vehicles*, pages 167–193. Springer. 108
- Snaterse, M., Ton, R., Kuo, A. D., and Donelan, J. M. (2011). Distinct fast and slow processes contribute to the selection of preferred step frequency during human walking. *Journal of Applied Physiology*, 110(6) :1682–1690. 104, 105
- Steels, L. and Kaplan, F. (2002). *Bootstrapping grounded word semantics*. na. 32
- Steinfeld, A., Fong, T., Kaber, D., Lewis, M., Scholtz, J., Schultz, A., and Goodrich, M. (2006). Common metrics for human-robot interaction. In *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pages 33–40. ACM. 31
- Steux, B. and Hamzaoui, O. E. (2010). tinyslam : A slam algorithm in less than 200 lines c-language program. In *Control Automation Robotics & Vision (ICARCV), 2010 11th International Conference on*, pages 1975–1979. IEEE. 110
- Thrun, S. (2002). Probabilistic robotics. *Communications of the ACM*, 45(3) :52–57. 108
- Thrun, S. et al. (2002). Robotic mapping : A survey. *Exploring artificial intelligence in the new millennium*, 1 :1–35. 108, 109, 110
- Tognoli, E., Lagarde, J., DeGuzman, G. C., and Kelso, J. S. (2007). The phi complex as a neuromarker of human social coordination. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(19) :8190–8195. 43
- Torres-Jara, E. (2007). Sensitive manipulation. 33
- Trevarthen, C. (2011). What is it like to be a person who knows nothing ? defining the active intersubjective mind of a newborn human being. *Infant and Child Development*, 20(1) :119–135. 44
- Trullier, O. and Meyer, J.-A. (1997). Biomimetic navigation models and strategies in animats. *AI communications*, 10(2) :79–92. 111
- van Ulzen, N. R., Lamoth, C. J., Daffertshofer, A., Semin, G. R., and Beek, P. J. (2008). Characteristics of instructed and uninstructed interpersonal coordination while walking side-by-side. *Neuroscience letters*, 432(2) :88–93. 87

- van Ulzen, N. R., Lamoth, C. J., Daffertshofer, A., Semin, G. R., and Beek, P. J. (2010). Stability and variability of acoustically specified coordination patterns while walking side-by-side on a treadmill : Does the seagull effect hold ? *Neuroscience letters*, 474(2) :79–83. 88
- Varlet, M., Marin, L., Raffard, S., Schmidt, R., Capdevielle, D., Boulenger, J.-P., Del-Monte, J., Bardy, B. G., et al. (2012). Impairments of social motor coordination in schizophrenia. *PLoS One*, 7(1) :e29772. 39
- 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. 57
- Walker, T. J. (1969). Acoustic synchrony : two mechanisms in the snowy tree cricket. *Science*, 166(3907) :891–894. 42
- Watanabe, T. and Okubo, M. (1997). Evaluation of the entrainment between a speaker's burst-pause of speech and respiration and a listener's respiration in face-to-face communication. In *Robot and Human Communication, 1997. ROMAN'97. Proceedings., 6th IEEE International Workshop on*, pages 392–397. IEEE. 43
- Watson, J. S. (1972). Smiling, cooing, and "the game". *Merrill-Palmer Quarterly of Behavior and Development*, pages 323–339. 46
- Widrow, B. and Hoff, M. E. (1960). Adaptive switching circuits. in 1960 wescon convention record part iv, pages 96–104. reprinted in ja anderson and e. rosenfeld. *Neurocomputing : Foundations of Research*. 54
- Williams, B., Cummins, M., Neira, J., Newman, P., Reid, I., and Tardós, J. (2009). A comparison of loop closing techniques in monocular slam. *Robotics and Autonomous Systems*, 57(12) :1188–1197. 109
- 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. 59
- Wilson, M. and Wilson, T. P. (2005). An oscillator model of the timing of turn-taking. *Psychonomic bulletin & review*, 12(6) :957–968. 40
- Yanco, H. A. and Drury, J. L. (2002). A taxonomy for human-robot interaction. In *Proceedings of the AAAI Fall Symposium on Human-Robot Interaction*, pages 111–119. 24

- Yanco, H. A., Drury, J. L., and Scholtz, J. (2004). Beyond usability evaluation : analysis of human-robot interaction at a major robotics competition. *Human-Computer Interaction*, 19(1-2) :117–149. 28
- Zillich, M., Prankl, J., Mörwald, T., and Vincze, M. (2011). Knowing your limits-self-evaluation and prediction in object recognition. In *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 813–820. IEEE. 140
- Zivotofsky, A. Z., Gruendlinger, L., and Hausdorff, J. M. (2012). Modality-specific communication enabling gait synchronization during over-ground side-by-side walking. *Human movement science*, 31(5) :1268–1285. 88
- Zivotofsky, A. Z. and Hausdorff, J. M. (2007). Journal of neuroengineering and rehabilitation. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 4 :28. 88

Outils de simulation de réseaux de neurones

Les travaux présentés dans cette thèse ont été réalisés en majorité par le biais de 2 outils développés par le laboratoire ETIS : Coeos un environnement graphique de conception d'architectures neuronales ainsi que Promethe un simulateur temps-réel et distribué de réseaux de neurones [Matthieu et al., 2008].

A.1 Coeos : une interface graphique de conception d'architectures neuronales

Coeos est un environnement graphique de conception de réseaux de neurones artificiels. Cet outil permet la construction et la compilation de fichier, incluant la structure du réseau de neurones, afin d'être par la suite interprété par le simulateur Promethe. Son fonctionnement repose sur l'édition de groupes neuronaux connectés entre eux via des liens à poids variables (symbolisant les connections synaptiques). Le logiciel autorise le choix du type de connectivité (connexion plastique, réflexe/inconditionnel, un vers tous, un vers un, un vers voisinage). La visualisation est celle d'un graphe orienté dont les groupes neuronaux représentent les nœuds et les liens synaptiques, les arêtes (voir figure A.1). Une architecture neuronale peut être scindée en plusieurs parties (ou scripts) afin de rendre la modélisation modulaire (e.g. un script peut être dédié aux traitements visuels tandis qu'un autre s'occupe du contrôle moteur du robot). Ces scripts communiquent entre eux de manière synchrone ou asynchrone par le biais d'un protocole réseau. Ils peuvent être exécutés sur des machines différentes, permettant ainsi de répartir la charge de calcul. Les groupes peuvent être neuronaux, c'est à dire suivre des règles d'apprentissage propre aux réseaux de neurones artificiels, ou bien de type algorithmique, correspondant alors à des fonctions

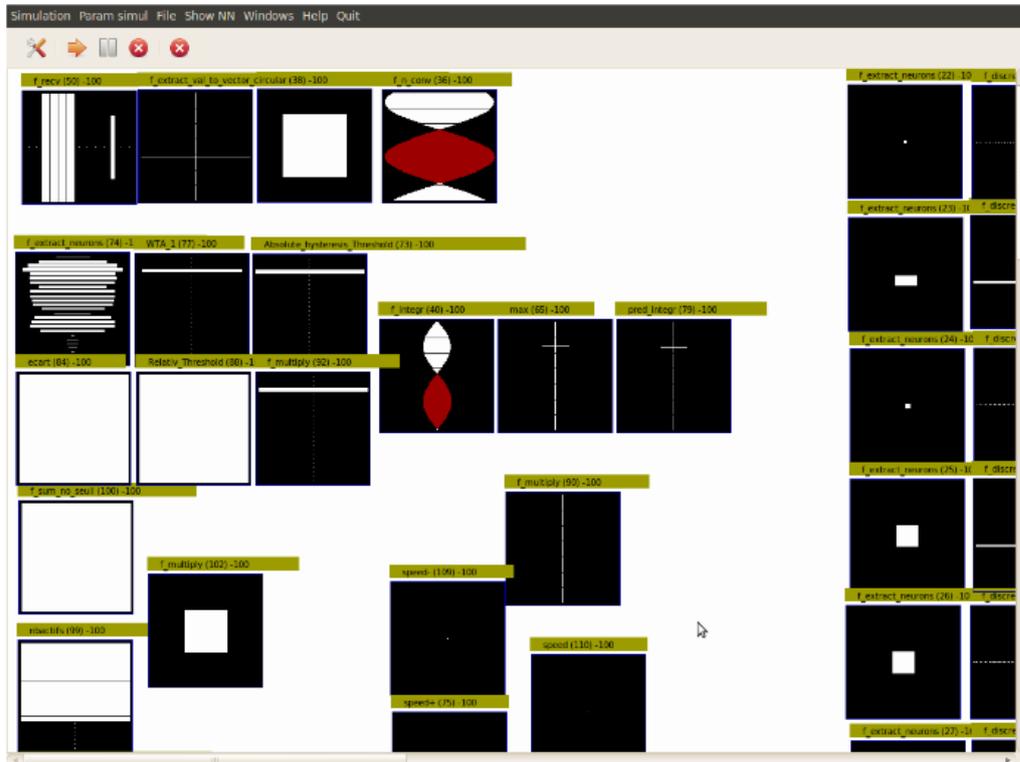


FIGURE A.2 – Interface de debug graphique du simulateur de réseau de neurones artificiels : Promethee. L'activité des neurones de différents groupes est visible. Chaque neurone est représenté par un rectangle blanc (positif) ou rouge (négatif) dont la taille est proportionnelle à son activité. Les groupes peuvent contenir une matrice ou un vecteur de neurones ou encore un seul neurone.

la vitesse de simulation. L'exécution des groupes est réalisée suivant un système de propagation de jetons, à l'instar d'un réseau de Petri. Un groupe n'est exécuté que lorsqu'il reçoit un jeton de la part des groupes connectés en amont. Une fois son exécution terminée, le groupe transmet un jeton aux groupes connectés en aval. La mise à jour du réseau est donc réalisée par vagues de propagation des jetons. Un tel système de jetons permet de mettre en place des aspects d'exécution temps-réel si les jetons sont envoyés à une fréquence définie. Les groupes peuvent également être exécutés à des vitesses différentes par l'utilisation d'échelles de temps fonctionnant comme des boucles imbriquées.

Plates-formes robotiques

B.1 Robot mobile d'intérieur

La plate-forme Robulab de Robosoft est équipée comme suit :

- 2 roues motorisées de part et d'autre de la base mobile. Chaque roue possède un encodeur incrémental donnant un retour odométrique des déplacements du robot.
- 9 capteurs ultra-son de proximité disposés sur le pourtour de la base mobile. Ils permettent d'estimer la distance aux obstacles sur une plage allant de 1cm à 2.5m. Chaque capteurs ultra-son possède une ouverture angulaire de 30°.
- 1 cou artificiel (un simple joystick disposé à l'avant du robot) auquel est attaché une laisse permettant à l'utilisateur d'interagir avec le robot en le tirant dans la direction souhaitée.
- 1 routeur wifi utilisé pour la communication sans fil avec un poste fixe. Cette communication sans-fil permet le déport de certains calculs si nécessaire ainsi qu'un poste fixe de supervision.
- 1 pc embarqué lui permettant de réaliser une partie des calculs de manière autonome (processeur Intel Core I7 4 coeurs, 3,40 GH ; mémoire RAM 2x8 Go DDR3, disque de stockage SSD 80 Go).
- 1 caméra FireWire, montée sur un servomoteur lui permet une prise d'image sur un panorama à 360°.
- 1 caméra UBS3, montée sur un servomoteur lui permet une prise d'image sur un panorama à 360°.

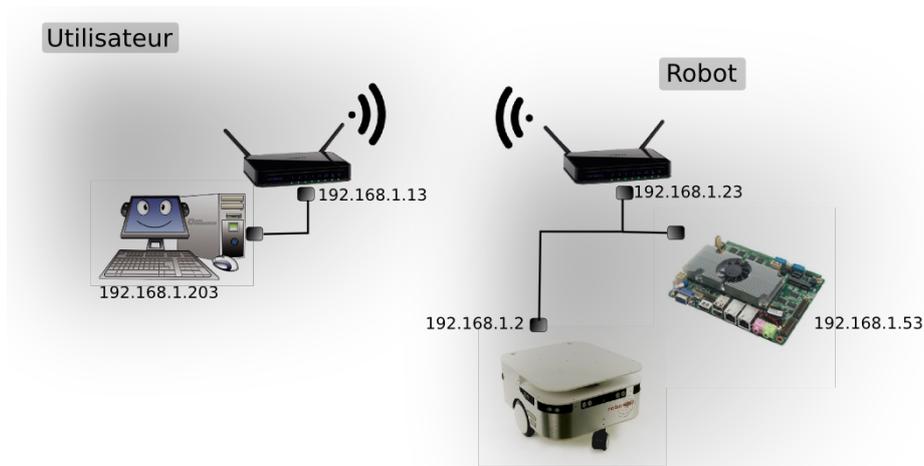


FIGURE B.1 – Schéma de fonctionnement réseau de l'architecture répartie entre machine locale et machine embarquée.

- 1 boussole magnétique renseigne le robot sur la direction du nord à tout moment.

B.2 Communication réseau.

La masse de calcul requise par le robot est bien souvent trop importante pour être exécutée en temps réel sur la seule machine embarquée au sein de celui-ci. Bien souvent, il est nécessaire de déporter une part des calculs sur d'autres machines et donc de recourir à une architecture distribuée. Une telle architecture nécessite la mise en place d'un réseau sans fil (wifi) pour assurer la communication entre la partie mobile réactive (le robot) et la station de calcul, de sauvegarde et d'apprentissage (un ordinateur classique) (voir figure B.1).

Ces dernières années, la puissance des cartes mères embarquées (processeur i7) nous permet même de ne plus dépendre d'une station de calcul déportée, puisque la totalité des calculs requis peut être exécutée par le robot en temps réel. Néanmoins, une connexion wifi avec un poste déporté est souvent nécessaire pour le contrôle et le debug distant. Chaque carte mère est connectée à un routeur wifi. Les 2 routeurs communiquent directement (connexion de type "bridge"). Enfin, le pc embarqué envoie des ordres moteurs haut-niveau à la base motrice (Robubox) du robot, laquelle se charge de contrôler les moteurs en fonction.

Le flot optique

Le psychologue américain James J. Gibson à proposer le concept de flot optique dans les années 1940 [Gibson, 1950]. Le flot optique fournit des informations précieuses concernant les positions des objets dans l'espace ainsi que leur fréquence de déplacement [Gibson, 1977]. Selon Horn et Schunck, "*Optical flow is the distribution of apparent velocities of movement of brightness pattern in the image. Optical flow can arise from the relative motion of objects and the viewer*" [Horn and Schunck, 1981].

Au début des années 1980, deux algorithmes fondamentaux pour le calcul du flot optique ont été proposés :

- Horn et Schunck [Horn and Schunck, 1981]
- Lucas et Kanade [Lucas et al., 1981]

Ces deux algorithmes permettent d'obtenir une estimation efficace du flot optique et ont servi de catalyseur pour le domaine de recherche concerné. Évidemment, ces dernières années, de nombreuses méthodes plus précises ont été développées [Motai et al., 2012].

Cependant, dans nos travaux, nous utiliserons la méthode classique proposée par Horn et schunck pour estimer les vitesses de déplacement. Notre choix se justifie par la simplicité de cet algorithme mais aussi son faible coût computationnel. De plus, la précision de cette méthode est largement suffisante pour nos expériences. Les équations de base de l'algorithme de Horn et schunck sont données plus bas. Enfin, on pourrait aisément remplacer ces équations par leur homologue neuronal.

On note $I(x, y, t)$ l'intensité lumineuse pour le pixel (x, y) à l'instant t et (u, v) , correspond au flot optique du pixel (x, y) à l'instant t . En considérant que la luminosité est corrélée d'un instant à l'autre, on peut alors déduire que :

$I(x, y, t) \approx I(x + \delta x, y + \delta y, t + 1)$ ou $I(x, y, t) \approx I(x + u, y + v, t + 1)$ où $w = (\delta x, \delta y, 1)^T$ est le vecteur de déplacement entre les images aux instants t et $t + 1$. Cette hypothèse nous amène à l'approximation suivante : $\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} \approx 0$. En réalisant un développement en séries de Taylor, on obtient :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} \approx 0 \quad (\text{C.1})$$

En utilisant les abréviations suivantes pour les dérivées partielles :

$$E_x = \frac{\partial I}{\partial x}, E_y = \frac{\partial I}{\partial y}, E_t = \frac{\partial I}{\partial t}, u = \frac{\partial x}{\partial t} \text{ et } v = \frac{\partial y}{\partial t}$$

on retrouve au final cette équation :

$$E_c = uE_x + vE_y + E_t \approx 0 \quad (\text{C.2})$$

L'équation C.2 correspond aux contraintes appliquées au flot optique. Comme nous pouvons le constater il existe deux inconnues dans cette équation, il est donc nécessaire d'ajouter de nouvelles restrictions pour obtenir les vitesses u et v . On appellera cela le "problème d'occlusion (Aperture)".

Pour résoudre ce problème, Horn and Schunck ont introduit la nécessité d'un filtrage local du flot optique et ont ajouté une nouvelle contrainte en minimisant le carré du gradient du flot optique.

$$E_s^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \approx 0 \quad (\text{C.3})$$

où u et v sont les composantes horizontale et verticale du vecteur vitesse. En utilisant les deux contraintes et en introduisant un terme constant α^2 pour moduler le filtrage, il est alors possible de définir le terme d'erreur à minimiser :

$$Err^2 = \int \int (\alpha^2 E_s^2 + E_c^2) dx dy \quad (\text{C.4})$$

Plus de détails sur la solution itérative que l'équation C.4 peuvent être trouvés dans [Horn and Schunck, 1981]. La figure C.1 montre un exemple d'extraction de flot optique lorsqu'une personne bouge sa main de bas en haut devant une caméra



FIGURE C.1 – Cette figure montre un exemple d'extraction de flot optique lorsqu'une personne bouge sa main de bas en haut devant une caméra. Les flèches représentent la direction du mouvement.