



**HAL**  
open science

# Entraînement rythmique non intentionnel : étude et modélisation d'un contrôle sensorimoteur pour la coordination homme/robot.

Eva Ansermin

► **To cite this version:**

Eva Ansermin. Entraînement rythmique non intentionnel : étude et modélisation d'un contrôle sensorimoteur pour la coordination homme/robot.. Robotique [cs.RO]. Université de Cergy Pontoise, 2019. Français. NNT : 2019CERG1008 . tel-02536865

**HAL Id: tel-02536865**

**<https://theses.hal.science/tel-02536865>**

Submitted on 8 Apr 2020

**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 - École doctorale Économie, Management, Mathématiques,  
Physique et Sciences informatiques

## Thèse

---

# ENTRAÎNEMENT RYTHMIQUE NON INTENTIONNEL : ÉTUDE ET MODÉLISATION D'UN CONTRÔLE SENSORIMOTEUR POUR LA COORDINATION HOMME-ROBOT.

---

par

EVA ANSERMIN

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

Soutenue le 30/09/2019

Devant le jury composé de :

Rachid Alami	LAAS-CNRS	Rapporteur
Nicolas Rougier	Labri - INRIA	Rapporteur
Richard Schmidt	College of the Holy Cross	Examineur
Céline Teulière	Institut Pascal	Examinatrice
Sao Mai Nguyen	IMT Atlantique	Examinatrice
Mathias Quoy	Université de Cergy-Pontoise	Examineur
Philippe Gaussier	Université de Cergy-Pontoise	Encadrant de thèse
Ghilès Mostafaoui	Université de Cergy-Pontoise	Co-encadrant de thèse

Mise en page du document inspirée de [HTTP://WWW.LATEXTEMPLATES.COM/TEMPLATE/  
THE-LEGRAND-ORANGE-BOOK](http://www.latextemplates.com/template/the-legrand-orange-book)

Licence : CC BY-NC-SA 3.0 (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/>)  
Les différents dessins illustrant ce manuscrit ont été réalisés par la talentueuse Valérie Bousquié.



## Résumé

Dans le cadre de cette thèse, nous abordons les problématiques liées à l'intégration des robots dans un environnement social et réaliste. Ce contexte met en présence des interactions Homme-robot nécessitant que la machine soit capable de s'adapter non seulement aux nouveautés, mais également à l'humain.

L'originalité de l'approche défendue réside dans la prise en compte du caractère non-intentionnel des coordinations interpersonnelles chez l'humain. Nous défendons ainsi l'intérêt d'inclure un effet d'entraînement rythmique bas-niveau inspiré de la théorie des systèmes dynamiques dans un contrôle sensorimoteur exploitant des oscillateurs pour la coordination Homme-robot.

La première partie des travaux est consacrée à l'étude du mouvement biologique, ses caractéristiques cinématiques et leurs spécificités avant d'étudier les possibles origines de ces dernières. Nous mettons en avant que les invariants cinématiques observés peuvent être imputés à la physiologie du corps et aux forces extérieures (gravité, inertie) qui s'y appliquent. Un mouvement naturel, bien intégré au répertoire moteur, a un coût énergétique minimisé en exploitant au mieux l'influence de la gravité. La question de la modélisation de cette caractéristique sur un robot ayant ses propres contraintes mécaniques nous amènera à l'exploitation de contrôleurs oscillatoires.

Nous proposons alors un modèle d'entraînement rythmique bas niveau inspiré de la théorie des systèmes dynamiques. Ce modèle est basé sur l'intégration de données visuelles (flot optique) dans un oscillateur contrôlant directement un robot pour en modifier la phase et la fréquence et permettre ainsi de se synchroniser sur le mouvement du partenaire. Nous validerons expérimentalement l'architecture dans des conditions hors laboratoire afin de démontrer qu'elle permet de bien reproduire les boucles d'entraînement rythmique observées lors d'interactions Homme-Homme.

Ces résultats nous permettent d'implémenter un modèle pour l'apprentissage de mouvements rythmiques par imitation exploitant sur une décomposition de trajectoires motrices sur une base d'oscillateurs. Nous montrons notamment que l'ajout d'un effet d'entraînement rythmique au banc d'oscillateurs permet une adaptabilité qui simplifie grandement l'apprentissage et la convergence vers les fréquences et phases désirées. Cette approche apporte cependant diverses problématiques imputables aux contrôleurs rythmiques comme celle de la gestion des phases. Nous présentons ainsi une nouvelle architecture utilisant plusieurs réservoirs d'oscillateurs connectés. Cela permet

l'implémentation d'une boucle de rétro-action qui maintient les fréquences et phases apprises.

Les modèles développés sont implantés et validés sur robot. Leur efficacité est justifiée et quantifiée lors d'interactions avec des sujets naïfs. Comme cadre applicatif, nous proposons, entre autres, une solution possible à la problématique de la prise et du passage d'objet entre un humain et un robot.



## Abstract

In this thesis, we address issues related to the integration of robots in a social and realistic environment. This context brings Human-robot interactions in which robots must be able to adapt not only to changes but also to Humans.

The singularity of the present approach lies in the inclusion of the unintentional characteristic of interpersonal coordinations. We thus defend the interest of including a low-level rhythmic entrainment effect inspired by the theory of dynamical systems in a sensorimotor control exploiting oscillators for Human-robot coordination.

The first part of the work we present is dedicated to the study of biological movement, more accurately to the study of its kinematic characteristics, their specificities and their origins. We point out that the kinematic invariants under study can be attributed to the body physiognomy as well as to the exterior forces it is subjected to (gravity, inertia). A natural movement that is well integrated to the motor repertoire minimizes energy cost by using gravity's influence. The question of modeling this characteristic on a robot with its own mechanical constraints will lead us to the exploitation of oscillatory controllers.

In this way, we put forward a model of low level rhythmic entrainment based on the theory of dynamical systems. This model is based on the integration of visual data (optical flow) in an oscillator which controls a robot. It alters the oscillator's phase and frequency and thus allows the robot to synchronize with its partner's movements. Through experiments we will validate the architecture in non-laboratory conditions to show that this approach does reproduce the rhythmic entrainment loops observed during Human-Human interactions.

Those results allow us to implement a model for the learning of rhythmic movements by imitation founded on an oscillators based decomposition of motor trajectories. Notably, we show that the addition of a rhythmic entrainment effect to the oscillators bank allows a flexibility that greatly simplifies learning and the converging toward the desired frequencies and phases. This approach, however, brings forth various problems attributable to rhythmic controllers such as the one of phase management. We present a new architecture using several connected sets of oscillators. This allows the implementation of a feedback loop that maintains the already-learned frequencies and phases.

The models will be implemented and validated on robots. Their efficiency will be justified and quantified during interactions with naïve subjects. As an application framework, we suggest a possible solution to the problem of grasping and handing an object from a Human to a robot.



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>Contexte, positionnement et résumé des contributions</b>	<b>21</b>
2.1	Contexte et motivations . . . . .	21
2.2	Positionnement . . . . .	23
2.3	Objectifs de la thèse . . . . .	24
2.4	Résumé des principales contributions . . . . .	24
2.4.1	Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance $\frac{2}{3}$ . . . . .	24
2.4.2	Modèle de contrôle oscillatoire pour l'étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR . . . . .	25
2.4.3	Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés : importance de l'intégration des effets d'entraînement rythmiques non intentionnels . . . . .	26
	<b>Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance <math>\frac{2}{3}</math></b>	
<b>I</b>	<b>29</b>	
<b>3</b>	<b>Perception du mouvement biologique et loi de puissance <math>\frac{2}{3}</math></b>	<b>31</b>
3.1	La perception du mouvement de l'autre . . . . .	31
3.1.1	Lien entre motricité et perception . . . . .	32
3.2	La loi de puissance $\frac{2}{3}$ : invariant cinématique du mouvement biologique . . . . .	34
3.3	Validation expérimentale de la loi de puissance : analyse de ses limites et propriétés . . . . .	35
3.3.1	Système de mesure et méthode de validation . . . . .	36
3.3.2	Vérification de la loi de puissance pour des mouvements ellipsoïdaux . . . . .	37
3.3.3	Mouvements complexes et expertise sensorimotrice . . . . .	40
3.4	Conclusion . . . . .	42

<b>4</b>	<b>Origine de la loi de puissance <math>\frac{2}{3}</math> : influence de la gravité et de l'inertie sur la dynamique motrice</b>	<b>43</b>
4.1	Origines de la loi de puissance $\frac{2}{3}$ et implications sur le contrôle moteur . . . . .	43
4.2	Gravité, inertie et loi de puissance . . . . .	45
4.3	Études pour un modèle mécanique simple du bras . . . . .	47
4.3.1	Simulation à l'aide d'un pendule à 1 degré de liberté . . . . .	47
4.3.2	Simulation à l'aide d'un double pendule à 2 degrés de liberté . . . . .	51
4.4	Hypothèse du minimum d'énergie . . . . .	53
4.5	Conclusion et discussion . . . . .	56

## **II Étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR**

<b>5</b>	<b>Coordinations Interpersonnelles et Contrôle Rythmique : Etat de l'art et positionnement</b>	<b>61</b>
5.1	Coordinations interpersonnelles, effet d'entraînement rythmique et synchronie . . . . .	62
5.1.1	Effet d'entraînement rythmique et synchronisations interpersonnelles chez l'humain. . . . .	62
5.1.2	Les coordination interpersonnelles non intentionnelles . . . . .	65
5.1.3	Synchronie et coordination interpersonnelles en robotique . . . . .	66
5.2	Modélisation des phénomènes d'entraînement rythmique et Théorie des Systèmes Dynamiques . . . . .	67
5.3	Positionnement : Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel pour les Interactions Homme-Robot . . . . .	68
5.4	Le contrôle rythmique . . . . .	69
5.4.1	Contrôle rythmique et réseau locomoteur spinal pour la locomotion . . . . .	69
5.4.2	Primitives motrices et Contrôle rythmique . . . . .	70
5.4.3	Modélisation de contrôle moteur rythmique . . . . .	71
5.5	Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnels . . . . .	76
5.6	Conclusion . . . . .	78

<b>6</b>	<b>Entraînement rythmique et synchronisation non intentionnels : Etudes psycho-expérimentales pour les IHR</b>	<b>81</b>
6.1	Modélisation de l'effet d'entraînement rythmique non-intentionnel pour les IHR . . . . .	82
6.1.1	Description de l'oscillateur neuronal borné . . . . .	83
6.1.2	Influence du facteur de couplage . . . . .	86
6.2	Validation expérimentale du modèle d'entraînement en condition d'interaction Homme-Robot . . . . .	87
6.2.1	Le robot NAO . . . . .	87
6.2.2	Protocole expérimental . . . . .	88
6.2.3	Conditions . . . . .	88
6.2.4	Hypothèse et résultats attendus . . . . .	89
6.2.5	Résultats Expérimentaux . . . . .	89
6.2.6	Conclusion de l'étude . . . . .	92
6.3	Étude des capacités de synchronisation et d'entraînement rythmique d'une population d'enfants atteints de TSA . . . . .	93
6.3.1	Intérêts de l'étude . . . . .	93
6.3.2	La synchronisation chez les patients atteints de TSA . . . . .	94

6.3.3	Présentation de l'étude . . . . .	95
6.3.4	Protocole expérimental . . . . .	96
6.3.5	Contexte expérimental . . . . .	96
6.3.6	Résultats expérimentaux . . . . .	98
6.4	Étude des fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle en IHR . . . . .	98
6.5	Étude de l'impact de la désynchronisation dans le cadre d'une interaction Homme-Robot . . . . .	100
6.6	Conclusion et discussion . . . . .	102

## **Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés**

### **III 105**

<b>7</b>	<b>Modèle pour l'imitation de mouvements rythmiques</b> . . . . .	<b>107</b>
7.1	Imitation et apprentissage par démonstration en robotique . . . . .	107
7.1.1	Apprentissages de mouvements à partir de contrôleurs rythmiques . . . . .	109
7.2	Contexte expérimental et présentation du modèle sensorimoteur . . . . .	111
7.2.1	Contexte expérimental . . . . .	111
7.2.2	Présentation du modèle . . . . .	111
7.3	Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en IHR . . . . .	115
7.3.1	Apprentissage de trajectoires simulées . . . . .	115
7.3.2	Résultats expérimentaux en IHR . . . . .	120
7.3.3	Limites du modèle . . . . .	122
7.4	Conclusion et discussion . . . . .	125
<b>8</b>	<b>Contrôle rythmique et apprentissage sensorimoteur d'une tâche de passage d'objet</b> <b>127</b>	
8.1	Introduction . . . . .	127
8.2	Présentation de la tâche . . . . .	128
8.3	Architecture du modèle . . . . .	129
8.3.1	Extraction des trajectoires . . . . .	130
8.3.2	Gestion du signal d'entraînement et apprentissage du geste . . . . .	130
8.3.3	Modulation de l'apprentissage par la détection de prise d'objet . . . . .	133
8.4	Résultats expérimentaux pour l'apprentissage d'un geste de saisie d'objet . . . . .	134
8.5	Validation du modèle à l'aide d'une tâche collaborative avec des sujets naïfs . . . . .	135
8.5.1	Matériel et méthode . . . . .	137
8.5.2	Protocole expérimental . . . . .	138
8.5.3	Résultats expérimentaux . . . . .	140
8.6	Limites du modèle . . . . .	146
8.7	Conclusion . . . . .	147
<b>9</b>	<b>Conclusion</b> <b>149</b>	
9.1	Conclusion générale . . . . .	149
9.2	Conclusion et perspectives par contribution . . . . .	150
9.2.1	Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance $\frac{2}{3}$ . . . . .	150
9.2.2	Modèle de contrôle oscillatoire pour l'étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR . . . . .	152
9.2.3	Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés : importance de l'intégration des effets d'entraînement rythmique non intentionnels . . . . .	153

<b>Bibliographie</b>	<b>157</b>
<b>10 Publications et communications</b>	<b>175</b>



## Table des figures

1.1	Illustration : passage d'objet entre un humain et un robot . . . . .	17
2.1	Illustration d'une tâche de coordination avec un robot non adaptatif. . . . .	23
3.1	Exemples d'images obtenues à partir de sujet en mouvements pour les études de Johanson et al. . . . .	32
3.2	Acquisition d'un mouvement "saut" par le dispositif de <i>Motion Capture</i> . . . . .	36
3.3	Trajectoire de l'ellipse et sa régression linéaire . . . . .	37
3.4	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour des mouvements de tracé d'ellipse . . . . .	39
3.5	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour différents mouvements naturels	40
3.6	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour un mouvement de danse . . .	40
3.7	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour une section de deux mouvements de danse . . . . .	41
3.8	Classification automatique pour deux mouvements : une danse naturelle et un <i>slow motion</i> . . . . .	41
4.1	Schémas de deux chutes libres étudiées . . . . .	46
4.2	Résultats pour le lancé d'un poids simulé . . . . .	46
4.3	Résultats pour chute après glissement sur une surface inclinée . . . . .	46
4.4	Schémas du bras modélisé . . . . .	47
4.5	Trajectoire du pendule simple pour $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	48
4.6	Résultats du pendule simple avec $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	48
4.7	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour le pendule simple avec $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	49
4.8	Trajectoire du pendule simple pour $k = 1$ et $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	50
4.9	Régression linéaire de $\log(v(t) = f(\log(r(t))))$ pour le pendule simple pour $k = 1$ et $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	50

4.10	Image de $e_\beta$ . . . . .	51
4.11	Trajectoire du double pendule pour $k = 0$ (sans frottement) et $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	52
4.12	Régression linéaire de $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$ pour le double pendule avec $k = 0$ (sans frottement) et $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	52
4.13	Régression linéaire de $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$ pour le double pendule avec $k = 1$ et $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$ . . . . .	52
4.14	Image de $e_\beta$ . . . . .	54
4.15	Coefficient de frottement $k$ minimum pour une trajectoire désirée . . . . .	55
4.16	Énergie de la force de frottement pour une trajectoire désirée . . . . .	55
4.17	Image de $e_\beta$ pour des cas d'optimisation d'énergie de frottement . . . . .	56
5.1	Illustration d'une marche synchrone . . . . .	62
5.2	Observation des ondes $\alpha$ dans le lobe centro-pariétal durant une interaction . . . . .	63
5.3	Observation d'une population de neurones du cortex moteur pour différents mouvements . . . . .	71
5.4	Oscillateur de Van der Pol . . . . .	73
5.5	Comparaison des structures d'un neurone artificiel et d'un neurone biologique . . . . .	75
5.6	Architecture générale d'un oscillateur neuronal . . . . .	76
5.7	Principe de fonctionnement d'un oscillateur de Rokni . . . . .	76
5.8	Différents exemples de couplage d'oscillateurs neuronaux . . . . .	77
5.9	Apprentissage d'une fréquence par un oscillateur adaptatif . . . . .	78
6.1	Modèle d'entraînement rythmique basé sur l'intégration sensorimotrice du flot optique . . . . .	82
6.2	Exemples de signaux en sortie de $N_1$ et leur transformé de Fourier pour différentes valeurs de $\beta$ . . . . .	83
6.3	Fréquence du signal de sortie de $N_1$ pour différentes valeurs de $\beta$ . . . . .	84
6.4	Exemple pratique de synchronisation avec le modèle d'entraînement . . . . .	86
6.5	Comparaison du signal de sortie de l'oscillateur soumis à un signal d'entraînement selon différents facteurs de couplage . . . . .	87
6.6	Schéma du robot NAO . . . . .	88
6.7	Protocole expérimental pour l'étude du modèle d'entraînement en condition d'IHR . . . . .	88
6.8	Fréquence moyenne de l'humain pour les 3 conditions pour mov1 . . . . .	90
6.9	Fréquence moyenne de l'humain pour les 3 conditions pour mov2 . . . . .	90
6.10	Fréquence moyenne de l'humain pour les 3 conditions pour mov3 . . . . .	90
6.11	Écart de fréquence entre les conditions 1 et 2 pour l'humain en fonction de la différence de fréquence propre entre le robot et le sujet . . . . .	91
6.12	Extraits de signaux de flot optique (en bleu) et de la position de la main du robot (rouge) . . . . .	92
6.13	Écart de fréquence entre les conditions 1 et 3 pour l'humain (pourcentage) en fonction de la différence de fréquence propre entre le robot et le sujet (pourcentage). La ligne représente $y = x$ . . . . .	92
6.14	Installation dans la salle de rééducation du groupe atteint du syndrome d'Asperger . . . . .	97
6.15	Protocole expérimental de l'étude des fréquences d'accrochage . . . . .	99
6.16	Paliers des conditions ascendantes et descendantes . . . . .	99
6.17	Résultats pour les conditions 1 (ascendantes) et 2 (descendantes). . . . .	100
6.18	Robot DIYA ONE conçu par Partnering Robotics . . . . .	101
6.19	Les différentes rondes du protocole expérimental. . . . .	101
7.1	Modèle conceptuel de l'imitation en robotique d'après les travaux de Stephen Schaal . . . . .	108

7.2	Activations temporelles d'un banc de cellules granulaires . . . . .	109
7.3	Partie du modèle de Rockni et al. . . . .	110
7.4	Contexte expérimental : apprentissage d'un geste rythmique en synchronisation entre un NAO et un humain . . . . .	111
7.5	Architecture du modèle d'imitation de mouvements rythmiques . . . . .	112
7.6	Représentations des connections synaptiques pour un des neurones du champ de mécanisme de compétition. . . . .	113
7.7	Signaux horizontaux ( $p_x$ ) et verticaux ( $p_y$ ) obtenus pour les mouvements "cercle" et "infini" . . . . .	114
7.8	Exemple d'une incrémentation d'un algorithme de LMS. . . . .	115
7.9	Observation de l'apprentissage du LMS pour une architecture non-entraînée . . . . .	116
7.10	Résultats obtenus en sortie de LMS pour les différentes composantes pour la reproduction d'un cercle simulé . . . . .	117
7.11	Comportement de différents oscillateurs (différentes fréquences propres) pour un même signal d'entraînement (avec $cp = 0.05$ ) . . . . .	118
7.12	Apprentissage d'une même réponse inconditionnelle pour différents facteurs de couplage. . . . .	120
7.13	Observation des fréquences du banc d'oscillateur après 30 s d'apprentissage d'un sinus de 1 Hz pour différents facteurs de couplage . . . . .	121
7.14	Évolution de l'erreur quadratique moyenne au cours du temps lors d'un apprentissage pour différentes valeurs de $cp$ . . . . .	121
7.15	Observation de l'apprentissage sur un signal bruité complexe . . . . .	122
7.16	Apprentissage en IHM d'un geste "cercle" . . . . .	123
7.17	Apprentissage en IHM d'un geste "infini" . . . . .	123
7.18	Évolution des composantes horizontales et verticales et portait de phase des ordres réels positionnels lors de l'apprentissage d'un geste circulaire. . . . .	124
7.19	Régression linéaire de $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$ pour la commande positionnelle du robot . . . . .	124
7.20	Observation du signal obtenu après apprentissage pour différents facteurs de couplage et avec et sans partenaire d'interaction effectuant le mouvement . . . . .	125
8.1	Comment apprendre et aider un robot à saisir les objets? . . . . .	127
8.2	Schéma de la tâche d'apprentissage de saisie d'objet. . . . .	128
8.3	Second modèle d'apprentissage de mouvements rythmiques . . . . .	129
8.4	Signaux obtenus après apprentissage d'un sinus de 1Hz avec et sans banc secondaires 133	
8.5	Signaux obtenus après apprentissage d'une somme de sinus avec et sans banc secondaires . . . . .	133
8.6	Point de vue pour l'apprentissage de la préhension et position des objets pour les différents mouvements de préhension testés en simulation. La caméra est placée de manière à voir la surface de la table. . . . .	135
8.7	Trajectoires obtenues pour un mouvement de prise d'objet devant soi . . . . .	136
8.8	Trajectoires obtenues pour un mouvement de prise d'objet vers la droite . . . . .	136
8.9	Trajectoires obtenues pour un mouvement de prise d'objet vers la gauche . . . . .	136
8.10	Photos des plateformes robotiques . . . . .	138
8.11	Photo du préhenseur deux doigts et de ses composants . . . . .	139
8.12	Schéma du montage expérimental de l'expérience de passage d'objet . . . . .	139
8.13	Photo de l'expérience pendant le passage du sujet 11. . . . .	140
8.14	Évolution du système pendant la phase d'apprentissage du sujet 7. . . . .	141
8.15	Extrait de la tâche de passage d'objet pour le sujet 8. . . . .	143

8.16	Fréquence instantanée des signaux de flot optique $F_i^h$ , de commande du robot $F_i^c$ et de position du robot $F_i^r$ pour une séquence d'interaction du sujet 14 . . . . .	144
8.17	Fréquence instantanée des signaux de flot optique $F_i^h$ et de position du robot $F_i^r$ après la fin de l'apprentissage pour le sujet 10. . . . .	145
8.18	Exemple de réapprentissage en temps réel lorsque le sujet change de direction pour le passage d'objet. . . . .	146



## Liste des tableaux

3.1	Résultats des variables pour chaque ellipse traitée . . . . .	38
3.2	Matrice de corrélation pour les variables liées au tracé des ellipses obtenues . . . . .	38
6.1	Conditions et résultats de l'étude des capacités de synchronisation et d'entraînement d'une population d'enfant atteint du TSA . . . . .	98
6.2	Résultats du questionnaire. . . . .	102
7.1	Les différentes fréquences contenues dans les bancs d'oscillateurs . . . . .	113
7.2	Valeurs des poids synaptiques pour la reproduction d'un sinus de 1 Hz après 10s puis 30 s d'apprentissage . . . . .	118
7.3	Valeurs des poids synaptiques obtenus pour la reproduction d'une somme de sinus après un apprentissage de 30 s . . . . .	119
8.1	Performances obtenues au cours de la tâche d'IHR d'apprentissage de gestes et de passage d'objet présentées sujet par sujet. . . . .	140
8.2	Indices de synchronie et fréquences moyennes obtenus durant un extrait de la tâche collaborative de passage d'objet sujet par sujet. Le passage du sujet 8 ayant eu des erreurs d'enregistrement, nous ne présentons pas les résultats. . . . .	143



## 1. Introduction

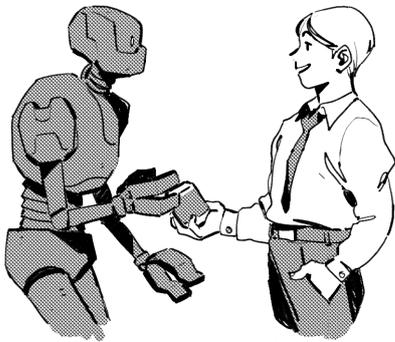


FIGURE 1.1 – Illustration : passage d'objet entre un humain et un robot

L'intérêt et le potentiel des plateformes robotiques n'est plus à démontrer. Les robots automatisés sont très présents dans nos usines depuis plus de trois décennies. L'industrie et la recherche robotique s'emploient depuis longtemps à élargir le champ d'applications afin d'introduire durablement des robots autonomes aux côtés de l'humain. Ces applications visent non seulement le monde industriel, dans lequel les employés sont amenés de plus en plus régulièrement à travailler en coopération avec des robots ou des interfaces complexes, mais également la vie quotidienne. On note, en effet, une apparition progressive des robots dans les secteurs tertiaires, qu'ils soient à l'extérieur ou à l'intérieur des foyers (voitures, drones autonomes, domotique intelligente, robots pour le service à la personne etc.).

Cependant, il existe un décalage parfois important entre les performances réalisées en laboratoire (académique ou industriel) et les applications concrètes disponibles, en particulier celles où l'humain est au cœur du service proposé. Il est ainsi rapidement apparu que l'introduction du robot dans un milieu social fait apparaître des problématiques différentes de celles qui consistent classiquement à l'optimisation de tâches spécifiques. Dans un contexte social et réaliste, les robots doivent pouvoir s'adapter à l'Homme et aux changements dans leur environnement, être capables de coopérer et plus généralement d'agir de manière cohérente afin que l'interaction soit agréable et naturelle. A titre d'exemple, on peut citer une tâche très présente en robotique industrielle : la prise et le dépôt d'objet à des endroits spécifiques. Un équivalent possible à cette tâche, dans un

cadre plus « social », est le passage d'objet de main en main (voir illustration figure 1.1). Dans le cadre d'une Interaction Homme-Robot (IHR), la réussite d'une telle tâche implique, pour l'agent artificiel, non seulement la maîtrise de la préhension mais également la capacité à se coordonner avec le partenaire humain et de lire ses intentions. De nombreuses études montrent que si le robot échoue à s'adapter, la charge cognitive induite par l'IHR est plus lourde. Plus généralement, la réussite même de la tâche dépend de cette capacité d'adaptation.

Par ailleurs, un robot évoluant dans un environnement complexe doit également pouvoir apprendre et continuellement modifier son comportement pour s'ajuster aux nouveautés. Cet apprentissage peut être réalisé par démonstration et de manière interactive. Dans le cadre d'applications où l'utilisateur humain n'est pas expert, ce dernier doit ainsi pouvoir apprendre au robot de nouvelles compétences (tâches) de manière accessible, simple et naturelle. Ces problématiques complexes ont donné naissance à des branches spécifiques de la robotique actuellement en plein essor comme la robotique sociale et la cobotique qui visent à l'amélioration des tâches interactives et collaboratives Homme-robot. Les résultats obtenus dans ces domaines sont cruciaux pour que la robotique puisse avoir un avenir en dehors des environnements parfaitement cadrés et maîtrisés.

De nombreuses méthodes d'apprentissage apportent des solutions permettant à un robot d'optimiser son comportement de manière autonome. Cependant, ces solutions sont souvent coûteuses et génèrent une complexité algorithmique et matérielle non négligeable. Cet état de fait limite drastiquement leur exploitation dans un cadre d'interactions Homme-robot plus naturelles dans un milieu social non maîtrisé. Ce constat nous pousse à nous tourner vers une approche moins répandue : celle de la robotique bio-inspirée. Elle propose en effet de s'inspirer des solutions existantes chez l'Homme et l'animal pour résoudre les problèmes de la robotique [2, 1]. Elle s'intéresse notamment au développement de modèles mécaniques, comportementaux, développementaux et neurocomputationnels respectivement en lien avec la physiologie et la biomécanique, la psychologie comportementale, la psychologie du développement et la neurobiologie. Elle permet ainsi à la fois de proposer des solutions originales pour les IHR mais également d'enrichir les discussions et les avancements en psychologie et neurobiologie. Une telle approche semble donc tout à fait appropriée dans un contexte où le robot interagit avec l'humain étant donné que la mise en place d'interactions naturelles nécessite une connaissance préalable des interactions Homme-Homme et de ses mécanismes sous-jacents.

Ainsi, l'objectif de cette thèse est de s'inspirer de la manière dont les humains s'adaptent aux mouvements d'autrui pour implémenter sur robot des modèles permettant la coopération et l'adaptation entre les deux agents en interaction.

Nous nous proposons d'apporter des outils pour l'amélioration de tâches collaboratives Homme-robot. Nous nous pencherons en particulier sur des aspects de coordinations et d'apprentissage de mouvements en temps réel pour une adaptation motrice rapide.

Les modèles développés ici s'inspirent essentiellement d'études psycho-expérimentales sur le mouvement humain et notamment celles sur les coordinations interpersonnelles Homme-Homme. L'originalité de l'approche défendue dans le cadre de cette thèse réside dans l'intégration dans nos solutions algorithmiques du caractère non intentionnel de ces coordinations interpersonnelles. En effet, cet aspect non conscient des adaptations des dynamiques de mouvement (chez l'Homme) est à ce jour très peu étudié en IHR et encore moins intégré dans la construction algorithmique des modèles développés.

Plus spécifiquement, nous nous intéressons à l'intérêt et à la légitimité d'exploiter des contrôles oscillatoires inspirés de la théorie des systèmes dynamiques pour un apprentissage sensorimoteur

---

qui soit à la fois aisé à implémenter et naturel à exploiter pour le partenaire humain. Nous étudions également leurs apports dans la mise en place de dynamiques interactives qui simulent au mieux celles observées chez l'Homme (coordinations interpersonnelles non-intentionnelles). Les modèles développés sont implantés et validés sur robot. Leur efficacité est justifiée et quantifiée lors d'interactions avec des sujets naïfs. Comme cadre applicatif, nous proposons, entre autre, une solution possible à la problématique de la prise et passage d'objet mentionnée ci-dessus.

Le premier chapitre de cette thèse présente le contexte et le positionnement de notre problématique et des approches proposées. Un bref résumé des objectifs et des contributions de la thèse y sera présenté. Conclusion mise à part, la suite du manuscrit est constituée de trois parties majeures.

La première partie est consacrée à l'étude du mouvement biologique et de sa perception. Dans le chapitre 3, on s'intéresse plus précisément aux caractéristiques cinématiques du mouvement biologique et leurs spécificités avant d'étudier les possibles origines de ces dernières dans le chapitre 4.

La seconde partie s'intéresse à l'étude des effets d'adaptations (entraînement) rythmiques du mouvement en interaction ainsi qu'aux contrôles rythmiques permettant leur modélisation (chapitre 5). Dans ce cadre, nous présentons un modèle d'entraînement rythmique, le validons expérimentalement dans un contexte hors laboratoire et proposons son utilisation à des fins d'études expérimentales sur les boucles d'interactions rythmiques Homme-robot que nous présentons chapitre 6. Ces études nous permettent de valider notre approche et de vérifier que les adaptations rythmiques, notamment non intentionnelles, observées lors des interactions Homme-Homme, sont bien présentes dans les IHR étudiées.

La troisième partie du document présente des modèles d'apprentissage sensorimoteurs qui exploitent les résultats précédents. Le chapitre 7 détaille un modèle d'apprentissage de mouvements rythmiques basé sur une décomposition fréquentielle des trajectoires motrices. Nous montrons que l'ajout d'un effet d'entraînement simulant une adaptation rythmique non intentionnelle permet de faciliter grandement les problématiques liées à ce type d'apprentissage. Par la suite, le chapitre 8 présente un modèle qui apporte des améliorations notamment sur la mémorisation des fréquences et phases qui composent les trajectoires motrices. Nous proposons ainsi, à l'aide de ce dernier modèle, une solution au problème pratique de saisie et de passage d'objet mentionné ci-dessus et présentons une expérience sur robot dans laquelle des sujets naïfs apprennent à un bras robotique à aller chercher un objet à une position donnée puis exploitent ce mouvement appris pour effectuer des tâches de passage d'objet.

Enfin, dans la conclusion chapitre 9, nous discutons les résultats obtenus et les modèles développés en en présentant leurs apports et contributions possibles, leurs limites et enfin les perspectives qu'ils laissent envisager.





## 2. Contexte, positionnement et résumé des contributions

Ce chapitre présente le contexte applicatif et théorique lié aux problématiques qui ont motivé cette thèse ainsi que les justifications des approches proposées. L'objectif ici est de permettre au lecteur d'avoir une vue d'ensemble des objectifs principaux de nos travaux, de leurs positionnements et de leurs principales contributions.

### 2.1 Contexte et motivations

Les premiers robots disponibles sur le marché datent des années 60 et se définissent principalement par leur caractère automate. Ce type de robot est dit non adaptatif : leurs mouvements sont prédéfinis et suivent les mêmes trajectoires pour chaque cycle de fonctionnement. Dans ce cadre, la collaboration avec l'Homme n'est pas envisageable, voir dangereuse. Les robots sont alors séparés des employés dans les usines où ils sont utilisés. L'ajout de senseurs divers (caméras, capteurs de pression, capteurs de distance etc.) ainsi que l'apparition progressive de plateformes compliantes (soft robotique) a permis d'apporter la sécurité nécessaire à l'intégration d'humains dans un environnement proche du robot [4, 3]. En effet, en milieu industriel, l'intervention de l'Homme reste nécessaire dans la chaîne de fabrication pour compléter le travail du robot en effectuant les tâches qui lui sont encore trop complexes. Bien que cette robotisation ait permis d'améliorer les conditions de travail et le rendement de nombreux secteurs (le médical, l'agriculture, la domotique, le transport etc.), les applications restent encore limitées. Les défis actuels consistent à permettre aux robots de s'adapter à leur environnement que cela soit pour collaborer efficacement avec l'Homme [5] ou bien, au contraire, pour le remplacer totalement dans des tâches difficiles ou dangereuses (comme l'exploration de milieu hostile).

Les lois classiques de contrôle de la robotique consistent à définir des modèles (géométriques, cinématiques ou dynamiques) du robot pour contrôler ses mouvements ou définir des modèles statiques qui génèrent les réponses suivant la nature des signaux perçus dans l'environnement. Cette approche implique généralement une réponse préprogrammée pour chaque situation. Il est ainsi compliqué pour le robot de gérer un événement imprévu. Ce type de modélisation doit prendre

en compte tous les degrés de liberté mis en jeu dans une tâche et également considérer tous les cas possible. Elle nécessite donc le contrôle d'un grand nombre de dimensions. La complexité algorithmique et calculatoire augmente alors de manière exponentielle dès lors que la tâche à programmer nécessite la prise en compte d'un grand nombre de paramètres. Enfin cette approche classique est très liée à la mécanique même du robot : une modification importante des contrôles doit être opérée si l'on souhaite reproduire le même résultat sur une autre plateforme.

Ces limitations ont amené les roboticiens à se tourner vers des approches dites de *machine learning*. Cette branche de l'intelligence artificielle consiste à permettre à une machine d'optimiser un problème de façon autonome grâce à des algorithmes d'apprentissage. Les types d'algorithmes utilisés dans ce domaine sont nombreux : méthodes statistiques, algorithmes génétiques, machine à vecteurs de support ou encore les réseaux de neurones. Une approche des réseaux de neurones actuellement très répandue est celle par apprentissage profond (*deep learning*) [6]. Le *deep learning* se caractérise par l'utilisation d'un réseau de neurones possédant un nombre important de couches cachées. Ces couches cachées permettent l'extraction progressive de données caractéristiques pertinentes lors de phases d'apprentissage. En raison de sa capacité à résoudre un grand nombre de problèmes à hautes dimensions, l'apprentissage profond est très utilisé dans de nombreux domaines. Ce type d'algorithme exploite un réseau que l'on doit entraîner (de façon supervisée ou non-supervisée) afin qu'il optimise, par des mécanismes d'essais/erreurs, la solution à un problème. Récemment, on peut constater que les méthodes par apprentissage profond sont de plus en plus présentes en robotique [7]. Cependant, selon le degré de complexité de la tâche à apprendre, ce type d'approches peut nécessiter une phase conséquente d'apprentissage très coûteuse en masse de données et en temps de calcul ce qui rend difficile leur utilisation pour un apprentissage en interaction.

Une autre alternative est de s'inspirer des mécanismes connus sur le fonctionnement et le comportement des êtres vivants pour permettre la mise en place d'architectures algorithmiques plus adaptées à l'apprentissage d'une tâche en interaction avec l'Homme. Cette approche pluridisciplinaire, qui est celle proposée par la robotique bio-inspirée, permet d'apporter des solutions simples à des problèmes d'apparence complexe en s'intéressant aux réponses apportées par les sciences du vivant. Elle peut être exploitée dans divers domaines comme l'apprentissage moteur (supervisé [8], non supervisé [9]) ou la navigation [10]. Ces approches sont particulièrement intéressantes lorsque l'on considère des robots évoluant dans un milieu social. En effet, modéliser l'apprentissage des robots par des mécanismes proches de notre propre manière d'apprendre (imitation, système de récompense par l'émotion etc.), permet à l'humain d'enseigner facilement à la machine étant donné que les caractéristiques exploitées font intervenir des aspects de communication verbale ou non-verbale qui lui sont naturels.

De ce fait, l'identification des signaux et retours importants lors des interactions Homme-Homme semble primordiale pour la mise en place d'interactions Homme-robot intuitives et efficaces.

Ainsi, l'étude des actions conjointes Homme-Homme a permis à Clodic et al. de dresser une liste d'éléments cruciaux à la réussite des actions conjointes Homme-robot [11]. Il en ressort l'importance de pouvoir se représenter ses propres actions ainsi que celles du partenaire et cela à différentes échelles (les actions en cours, leur intentions, la prédiction de la suite de l'action et ses conséquences etc.). Une perception correcte du mouvement de l'autre est donc fondamentale. L'auteure montre également l'importance de la compréhension des situations sociales pour des robots au service de l'Homme et propose un modèle théorique pour répondre à ces problématiques haut niveau [12].



FIGURE 2.1 – Illustration d'une tâche de coordination avec un robot non adaptatif.

De nombreuses études s'intéressent également aux mécanismes nécessaires aux IHR. Parmi elles, Mörtl et al. démontrèrent également l'importance de la capacité d'adaptation d'un robot vis à vis d'un humain durant un travail coopératif. Au cours d'une tâche de transport d'objet lourd dans laquelle un robot aide un sujet, les performances sont meilleures lorsque le robot est capable de réagir au feedback dynamique de l'humain [13] (voir illustration ci-dessous 2.1). D'autres études ont montré que le fait d'intégrer des aspects de communication non-verbale au cours d'une interaction Homme-robot pouvait accroître le caractère anthropomorphe perçu ainsi que l'appréciation du robot [14]. L'interaction est dans ce cas plus naturelle et le robot est plus compréhensible pour l'Homme. Un argument davantage pragmatique en faveur du développement de la robotique sociale a été mis en avant par Breazeal et al. qui montrèrent, en adéquation avec de précédentes études sur le sujet, que la communication non-verbale a un impact direct sur les performances d'une tâche en interaction avec un robot et que la prise en compte de ce type de feedback venant de l'humain permet au système d'être plus robuste [15].

## 2.2 Positionnement

Les études en psychologie et sciences cognitives tendent à démontrer l'importance des phénomènes de communications non-verbales et parfois inconscients pour les interactions Homme-Homme, Homme-robot. Nous défendons ainsi l'idée qu'il est primordial de s'intéresser en premier lieu à ces mécanismes bas niveau élémentaires pour pouvoir implémenter des architectures cohérentes destinées à mieux intégrer les robots dans des milieux sociaux .

Parmi ces nombreuses formes de communications non-verbales, nous nous intéressons particulièrement à la coordination, notion qui intègre à la fois la synchronisation et l'imitation. Ces phénomènes sont particulièrement importants lors de phases d'actions conjointes. Modéliser et implémenter ces phénomènes permet ainsi de faciliter les interactions Homme-robot mais également, comme nous l'avons mentionné précédemment d'apporter des solutions intéressantes pour l'apprentissage.

Cette double utilité entre facilité d'interaction et facilité d'apprentissage n'est pas surprenante

si l'on considère la manière dont l'Homme apprend et perçoit lui-même le mouvement. En effet, de nombreuses études ont mis en avant le lien existant entre perception et motricité [16]. Nous avons une perception et une compréhension particulière des mouvements que nous observons et qui appartiennent à notre répertoire moteur. La donnée visuelle ne suffit pas à la définition et à la reconnaissance d'un mouvement : il faut savoir produire pour reconnaître.

Il apparaît dès lors clair que pour être intégré efficacement à un milieu social, le robot doit avoir un comportement sensorimoteur proche de l'humain. Cette propriété permettra à ses actions d'être plus lisibles mais également à celles de l'humain d'être mieux perçues et plus facilement imitées ou apprises par le robot.

Nous nous penchons donc sur les caractéristiques des dynamiques sensorimotrices lors des interactions Homme-Homme et leur manière de les implémenter sur robot. Par *caractéristiques* nous entendons non seulement la reproduction de certaines propriétés cinématiques du mouvement humain mais également d'autres spécificités importantes influençant fortement les dynamiques d'interaction comme les effets d'entraînement rythmique et la synchronisation non intentionnelle.

## 2.3 Objectifs de la thèse

Le positionnement de nos travaux indiqué ci-dessus nous amène aux objectifs principaux suivants :

- Proposer des outils algorithmiques pour améliorer l'intégration des robots dans les milieux sociaux (amélioration des collaborations Homme-robot et facilitation des apprentissages) en s'inspirant de mécanismes biologiques.
- Exploiter les mécanismes bas niveau des interactions Homme-Homme et proposer une architecture légère en termes de complexité calculatoire et matériel afin de permettre des dynamiques d'interaction intuitives et temps réel.
- Valider nos hypothèses et nos architectures sur plateforme robotique et en interaction avec des sujets naïfs.
- Montrer l'apport de notre approche dans le cadre d'une tâche collaborative Homme-robot : en l'occurrence celle du passage d'objet coordonné de main en main durant laquelle le partenaire humain doit apprendre la tâche (prise de l'objet) au robot par démonstration.

## 2.4 Résumé des principales contributions

Les apports des travaux réalisés dans le cadre de cette thèse peuvent être regroupés en trois principales contributions que nous allons détailler ci-dessous.

### 2.4.1 Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance $\frac{2}{3}$

L'importance du lien entre perception et action nous pousse, dans un premier temps, à nous intéresser à la perception du mouvement dit biologique. L'étude de l'état de l'art sur ce sujet démontre que les Hommes perçoivent plus sensiblement les mouvements connus (appartenant à leur répertoire moteur) [17]. Cette sensibilité leur permet la reconnaissance de l'action et la compréhension de l'intention du partenaire [16]. Avoir une manière de bouger similaire à ses pairs permettrait également la facilitation d'un apprentissage par imitation. Ces faits montrent **l'intérêt pour un robot intégré à un milieu social de produire des mouvements de même nature** (à la cinématique similaire) **que l'Homme**.

Nous nous intéressons donc aux caractéristiques cinématiques du mouvement humain et mettons en avant une loi empirique importante décrivant le mouvement dit "biologique" : **la loi de puissance  $\frac{2}{3}$**  (voir chapitre 3) [18]. Nos premiers travaux présentés dans ce manuscrit consistent à valider expérimentalement cette loi de puissance et à en étudier certaines propriétés. Pour cela, nous capturons précisément des mouvements à l'aide d'un dispositif de *Motion Capture*. Nous en déduisons que **cette loi est effectivement valable pour des mouvements fluides, effectués naturellement, sans contraintes mécaniques ou spatiales**. Ce caractère naturel du mouvement implique également une bonne intégration de ce dernier dans le répertoire moteur chez l'humain.

De ce fait, nous nous penchons donc logiquement sur les origines possibles de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  afin de la reproduire sur robot (voir 4). Le débat sur l'origine de la loi de puissance ne fait pas consensus et peut être partagé entre les garants de l'hypothèse d'un codage direct dans le cortex moteur [19] et une autre école de pensée qui voit, au contraire, la loi de puissance comme une conséquence d'un contrôle moteur spécifique ou de caractéristiques physiologiques du corps [21, 20].

Étonnamment, l'influence de la gravité sur les trajectoires motrices n'est pas considérée dans cette littérature sur la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Nous avons remarqué et prouvé mathématiquement qu'un poids en chute libre suivait parfaitement la loi de puissance ce qui fait suite à notre interrogation sur **le rôle de la gravité et de l'inertie dans l'apparition de la loi de puissance**. Des tests effectués sur des modèles mécaniques simples de bras composés de pendules et suivant des trajectoires libres nous ont permis de retrouver des trajectoires respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces résultats sont particulièrement vrais lorsque des forces de frottements, pouvant être assimilées à une force musculaire de freinage, sont ajoutées aux modèles. La recherche d'un minimum d'énergie de frottement à apporter pour effectuer une trajectoire désirée optimise encore davantage le respect de la trajectoire effectuée à la loi de puissance. **Nous en concluons alors que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  n'est pas spécifique aux mouvements biologiques mais est un marqueur de l'exploitation de la gravité au cours d'un mouvement**. Ceci implique qu'un mouvement naturel bien intégré au répertoire moteur est un mouvement qui parvient à minimiser son coût énergétique en exploitant au mieux l'influence de la gravité.

Se pose alors la question de la prise en compte de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  dans un contrôle robotique. Si la loi de puissance provient d'une optimisation d'un coût énergétique, elle dépend alors beaucoup de notre physiologie. L'implémentation, sur des robots mécaniquement différents, d'un contrôle cherchant à optimiser l'énergie ne produira pas nécessairement le même type de cinématique.

Nos études ont montré que les trajectoires pseudo-harmoniques respectaient la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Nous en concluons l'intérêt d'exploiter un contrôle oscillatoire pour faire produire à un robot des trajectoires motrices aux dynamiques similaires à celles de l'humain. Cette approche est également appuyée par des travaux faisant le lien entre loi de puissance  $\frac{2}{3}$  et contrôle oscillatoire [21].

#### 2.4.2 Modèle de contrôle oscillatoire pour l'étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR

Nous nous sommes ensuite intéressés aux mécanismes bas niveau inhérents aux interactions naturelles Homme-Homme. Plus précisément, l'étude des mouvements rythmiques durant ces interactions montrent qu'elles font intervenir **des phénomènes de communication non-verbale importants : l'effet d'entraînement rythmique et la synchronisation non intentionnelle**. Nous démontrons que la bonne connaissance de ces phénomènes est cruciale pour les interactions Homme-robot. Nous montrons également que les approches qui modélisent au mieux ces phénomènes sont

celles qui s'inspirent de la **théorie des systèmes dynamiques** qui considère les agents qui interagissent comme deux systèmes oscillants qui s'entraînent mutuellement.

Cette étude, comme celle sur la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , a motivé notre choix d'utiliser un contrôle moteur oscillatoire.

Nous utilisons donc **un modèle d'entraînement rythmique bas niveau basé sur la théorie des systèmes dynamiques**. Ce modèle intègre les données visuelles (flot optique) dans un oscillateur contrôlant directement un robot. Le signal d'entraînement issu du flot optique peut modifier la phase et la fréquence de l'oscillateur qui peut ainsi se synchroniser sur le mouvement du partenaire d'interaction. Nous implémentons ce modèle sur un robot NAO et le validons expérimentalement, dans des conditions hors laboratoire, afin de démontrer que ce modèle permet bien de reproduire, au cours d'une interaction Homme-robot, les boucles d'entraînement rythmique observées lors d'interactions Homme-Homme. Nous étudions également plus largement les phénomènes d'entraînement non intentionnel en présentant diverses expériences psycho-expérimentales réalisées avec des sujets neurotypiques et présentant des troubles du spectre autistiques en interaction avec le robot.

### 2.4.3 Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés : importance de l'intégration des effets d'entraînement rythmiques non intentionnels

Nous nous intéressons ensuite à la mise en place d'un modèle d'apprentissage moteur basé sur l'exploitation d'oscillateurs neuronaux. Les questions théoriques sous-jacentes à ces travaux sont **les apports et les limites d'une modélisation bas niveau n'exploitant que des oscillateurs**. Les fréquences de ces oscillateurs, bien que choisies arbitrairement dans ces travaux, représentent les fréquences propres du corps, que nous supposons liées à la physiologie. Nous proposons un modèle d'imitation de mouvements rythmiques à deux degrés de liberté basé sur la décomposition d'une trajectoire à imiter sur une base d'oscillateurs. Nous implémentons ce modèle sur un robot NAO. Nous montrons notamment que **l'ajout d'un effet d'entraînement rythmique au banc d'oscillateurs permet une adaptabilité qui simplifie grandement l'apprentissage et la convergence vers les fréquences et phases voulues. Nous sommes parvenus à implémenter un modèle simple qui permet un apprentissage rapide d'un mouvement par un robot, le tout en étant synchronisé avec le partenaire humain** et qui ne nécessite qu'une caméra. Nous vérifions également que les commandes motrices respectent la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ce type de contrôle est cependant limité sur différents aspects comme celui de la gestion des phases.

Notre modèle présente le défaut de ne pas reproduire correctement le mouvement appris sans l'aide d'un partenaire d'interaction. Nous améliorons ce point à l'aide d'un dernier modèle pour lequel nous tâcherons de trouver des solutions tout en nous efforçant de rester dans une modélisation bas niveau exploitant des oscillateurs. Nous présentons ainsi une nouvelle architecture se basant sur l'utilisation de deux bancs d'oscillateurs : un banc principal ayant le même rôle que celui du modèle précédent et un banc secondaire qui permet d'identifier et de ramener les harmoniques importantes du signal à reproduire aux fréquences propres disponibles. L'ajout de ce banc permettra également l'implémentation d'une boucle de rétro-action qui permet le maintien des phases relatives nécessaires à la production de gestes. Tout comme pour le modèle précédent, la capacité des oscillateurs à être entraînés rythmiquement par le mouvement du partenaire humain est primordiale pour la réussite de l'apprentissage. Nous obtiendrons ainsi une architecture facile à implémenter et capable de reproduire seule des mouvements rythmiques appris par imitation avec un partenaire humain. Nous appliquons ce modèle à l'apprentissage d'une tâche de préhension.

Une fois le mouvement appris, le robot est alors capable d'aller chercher un objet à une position donnée. L'entraînement des oscillateurs permet aux mouvements appris de pouvoir s'adapter rythmiquement lors d'une interaction et ainsi d'effectuer un passage d'objet de main en main avec le partenaire humain. Nous implémentons ce modèle sur robots (le robot hydraulique Tino puis le bras robotique Kinova). Enfin, nous testons notre modèle avec des sujets naïfs au cours d'expériences d'interactions Homme-robot. Les sujets doivent dans un premiers temps apprendre un mouvement de préhension à un robot puis exploiter ce mouvement avec une tâche de passage d'objet. Nous présentons les résultats obtenus puis concluons sur les intérêts et limites de notre approche





# Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance $\frac{2}{3}$

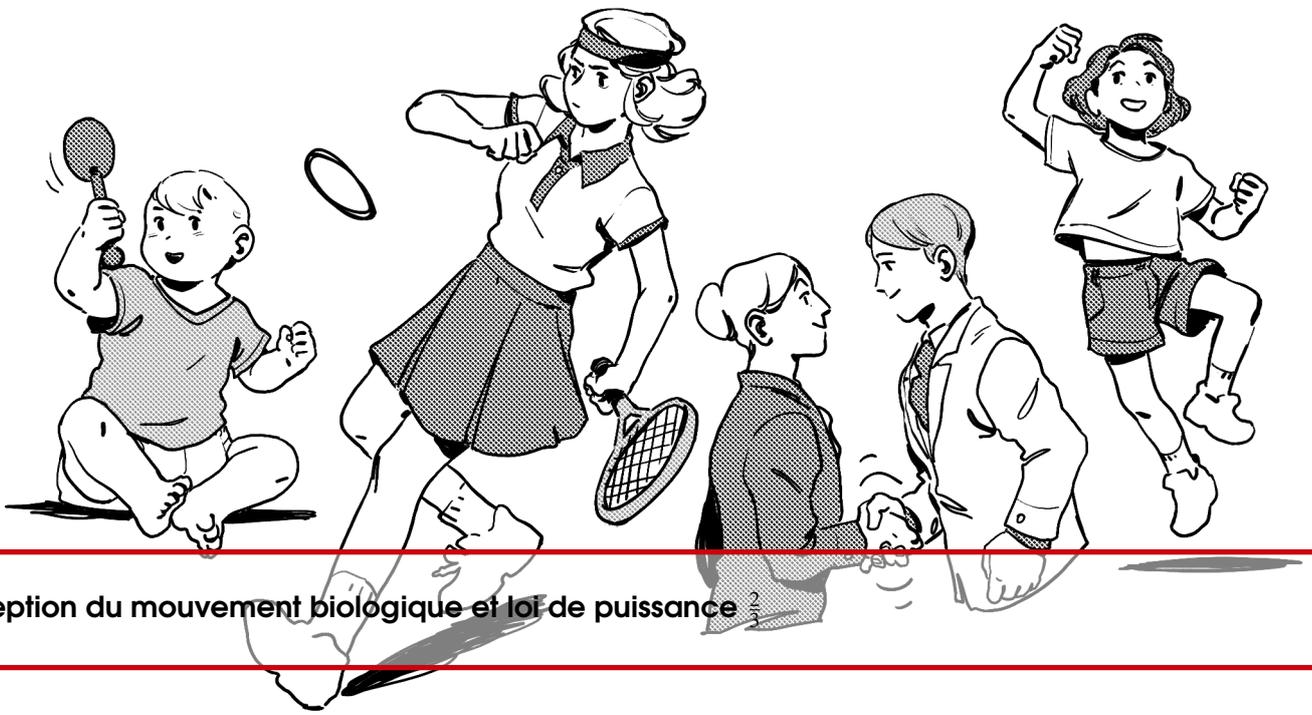
## **3 Perception du mouvement biologique et loi de puissance $\frac{2}{3}$ 31**

- 3.1 La perception du mouvement de l'autre
- 3.2 La loi de puissance  $\frac{2}{3}$  : invariant cinématique du mouvement biologique
- 3.3 Validation expérimentale de la loi de puissance : analyse de ses limites et propriétés
- 3.4 Conclusion

## **4 Origine de la loi de puissance $\frac{2}{3}$ : influence de la gravité et de l'inertie sur la dynamique motrice ..... 43**

- 4.1 Origines de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  et implications sur le contrôle moteur
- 4.2 Gravité, inertie et loi de puissance
- 4.3 Études pour un modèle mécanique simple du bras
- 4.4 Hypothèse du minimum d'énergie
- 4.5 Conclusion et discussion





### 3. Perception du mouvement biologique et loi de puissance $\frac{2}{3}$

Dans le chapitre précédent, nous avons introduit l'importance, pour le développement d'Interactions Homme-robot (IHR) efficaces, de comprendre les mécanismes liés à la perception du mouvement chez l'humain. La question sous-jacente, en lien avec les IHR, est alors quelles primitives visuelles utiliser et quel type de contrôle moteur doit-on appréhender ?

En effet, avoir des interactions ou collaborations Homme-robot coordonnées implique des couplages sensorimoteurs dont la convergence des dynamiques est dépendante de la nature même des signaux sensoriels et de la commande motrice. Le choix et le traitement des primitives sensorimotrices sont donc primordiaux.

Nous nous intéresserons donc, dans ce chapitre, à la manière dont nous percevons le mouvement de l'autre. Nous nous pencherons, notamment, sur le lien entre notre motricité et notre perception de l'action avant de nous intéresser aux propriétés cinématiques importantes des mouvements perçus et notamment la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

#### 3.1 La perception du mouvement de l'autre

Comme évoqué précédemment, la capacité à percevoir et à reconnaître le mouvement biologique est une compétence primordiale pour l'apprentissage et la reconnaissance du geste. La capacité humaine à percevoir le mouvement biologique (mouvements d'êtres vivants) est remarquablement robuste. Les mécanismes impliqués dans cette reconnaissance restent néanmoins peu clairement définis. La nature exacte de ces caractéristiques divise les scientifiques entre la forme (reconnaissance de postures) et la cinématique (dynamique des mouvements) [22].

En 1973, Johanson et al. ont montré que des sujets étaient capables de reconnaître rapidement et clairement un humain en mouvement dans des vidéos à partir d'informations visuelles très réduites : seuls des points correspondant aux extrémités des articulations du corps sont affichés [23] (voir figure 3.1). Lors de ces études, les sujets n'ont pas reconnu uniquement l'origine humaine des points lumineux observés mais également la nature des actions. Ils ont ainsi perçu des mouvements de marche (bipède ou à quatre pattes), de danse, de course, et même des manifestations émotionnelles

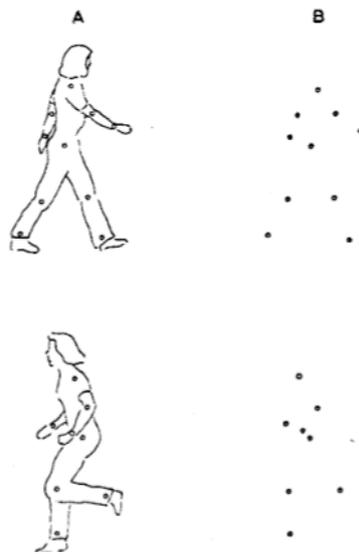


FIGURE 3.1 – Exemples d’images obtenues à partir de sujet en mouvements pour les études de Johanson et al. (A : sujet en mouvement, B : information résultante) [23]

comme sauter de joie. La visualisation des séquences vidéos permet de constater, de fait, de notre grande facilité à reconnaître les mouvements. Cette faculté de reconnaissance est d’autant plus robuste que les mêmes résultats ont été retrouvés en enlevant certains points lumineux ou bien en ajoutant du bruit à leurs trajectoires.

Il existe de nombreux algorithmes de traitement d’image permettant la reconnaissance du mouvement (se basant sur des informations de forme ou de vitesse), mais ces algorithmes ne sont pas représentatifs des mécanismes cognitifs observables. Martin Giese et al. ont proposé un modèle de reconnaissance du mouvement biologiquement plausible. Le système de vision est composé de deux voies principales : la voie ventrale (voie du lobe pariétal) pour la reconnaissance de forme et la voie dorsale (voie du lobe temporal) pour la reconnaissance spatiale [24]. Giese et al. ont ainsi présenté une architecture similaire pour la reconnaissance du mouvement : deux processus parallèles analysent respectivement la forme (information statique) et le flot optique pour l’information dynamique. Ces deux processus capturent et analysent les images à différentes échelles à l’aide de filtres spatiaux et fréquentiels. Ils aboutissent à une classification commune des mouvements. Une combinaison des mouvements appris est ensuite rejouée à des sujets pour tester leur reconnaissance. Le modèle proposé reproduit les propriétés de généralisation de reconnaissance visuelle du mouvement, notamment la dépendance au point de vue et la robustesse face à la dégradation de l’environnement [26, 25].

Des études expérimentales ont montré que les temps de traitement entre la voie ventrale et la voie dorsale peuvent être différents lors de l’observation d’un mouvement [27]. Cependant, lorsque les cinématiques observés sont d’origine humaine, cette latence disparaît. Ce type de mouvement, d’origine humaine ou animale, est appelé *mouvement biologique*.

### 3.1.1 Lien entre motricité et perception

De nombreuses observations ont mis en lien la perception du mouvement avec la motricité : nous percevons et reconnaissons bien mieux les mouvements que nous avons appris à faire [17, 29, 24, 28].

Au début des années 90, Rizzolatti et al. ont confirmé expérimentalement ce lien en découvrant

que des zones du cerveau d'un singe, appelées *neurones miroirs*, s'activaient pareillement lorsque l'animal effectuait ou observait une même action [16]. Les résultats en imagerie cérébrale tendent à confirmer que l'Homme possède également des neurones miroirs : à la vue d'une action, notre cortex pré-moteur s'active. Les neurones miroirs seraient également présents dans d'autres parties du cerveau, notamment le cortex somatosensoriel qui s'activerait lorsqu'un sujet observe deux personnes qui se touchent [30].

Ce phénomène met en avant le lien crucial entre perception et action ainsi que l'importance des boucles sensorimotrices. Il démontre un apprentissage associatif entre les ordres moteurs et les conséquences sensorielles du mouvement qui en découle. L'observation de dynamiques similaires à un mouvement appris entraîne donc l'activation d'une partie des ordres moteurs associés. Ce phénomène est appelé *résonance motrice*.

L'importance des boucles sensorimotrices est appuyée par de nombreuses observations. Des tests réalisés ont ainsi pu mettre en évidence que l'observation prolongée d'un mouvement non maîtrisé par un sujet lui permettait d'obtenir de meilleures performances lors de sa première réalisation du mouvement [31]. C'est le transfert de perception à action. Hecht et al. ont étudié, à contrario, le transfert d'action à perception. Ils ont ainsi pu mettre en avant que le taux de reconnaissance d'un nouveau mouvement était bien plus élevé chez des sujets ayant déjà pratiqué ce mouvement les yeux bandés [33, 32].

Sur une échelle de temps plus large, on note également des différences de perception selon le degré d'expertise d'un mouvement. Des observations par imagerie à résonance magnétique (IRM) mettent en évidence une perception différente d'une activité sportive ou artistique selon si le sujet est un simple spectateur ou un pratiquant de l'activité en question [34]. Dans le second cas, certaines zones du cerveau sont davantage actives que chez les personnes non entraînées. On retrouve notamment l'activation du cortex pré-moteur et du sillon temporal supérieur qui est spécialisé dans l'analyse du mouvement. Résultats plus marquants encore, des expériences sur des danseurs de ballet ont montré des différences de perception pour l'observation de mouvements de danse liés à un genre [35]. Dans ce cas, tous les sujets étaient très familiers des mouvements observés mais tous ne les pratiquaient pas eux-même. Jokisch et al. ont également relevé que l'on reconnaît plus facilement sa propre démarche que les démarches de personnes familières, que l'on est pourtant plus habitué à voir [36]. Ces différents résultats montrent bien l'effet de résonance motrice dans la perception. Nous percevons et analysons ainsi davantage les actions des autres qui appartiennent à notre répertoire moteur.

Ce lien action/perception peut être lié, dans une moindre mesure, à la théorie du "like me" avancée par Andrew Meltzoff [37]. Meltzoff suggère que les humains ont tendance à reconnaître l'équivalence inter-modale entre les actions perçues et une représentation de leurs propres mouvements. Par conséquent, la détection de mouvement biologique peut être définie comme un système de « mesure de résonance » qui compare la proprioception (perception de nos propres dynamiques motrices) avec l'exteroception (perception des mouvements des autres). Pour simplifier, cela reviendrait à soutenir l'idée que plus quelque chose « se meut comme moi et plus je la perçois comme naturelle et humaine ».

Plus généralement Hecht et al. ont proposé que l'apprentissage perception/action soit dû, à court terme au couplage visio-moteur et à long terme à l'apprentissage par observation (*observational learning*) du comportement, des attitudes ou des expressions émotionnelles d'une autre personne [32].

### 3.2 La loi de puissance $\frac{2}{3}$ : invariant cinématique du mouvement biologique

La perception du mouvement peut également être considérée à un niveau plus bas d'abstraction et concerner non pas la reconnaissance d'une action spécifique mais la perception du fait que le mouvement soit d'origine biologique.

Johanson et al. dans leur expérience du *point light walker* ont montré qu'une détérioration trop grande des signaux de points lumineux (notamment lorsque la figure était présentée à l'envers) pouvait mener à une non reconnaissance de l'action présentée [23]. Troje et al. ont cependant mis en avant que, même dans ces cas de déformations des signaux, les sujets étaient tout de même capables de déterminer des informations importantes sur les mouvements montrés comme son origine biologique ou la direction générale du mouvement [38]. Les auteurs en déduisent qu'il existe un mécanisme visuel permettant une reconnaissance générale de mouvements classiques des membres (pattes, bras, jambes) des animaux terrestres.

Des images IRM ont permis de mettre en avant que la perception de stimuli visuels simples et d'origine biologique est associée à l'activation de zones spécifiques du cerveau qui ne réagissent pas lorsque l'on présente un mouvement aléatoire [39]. La cinématique biologique, même dans sa forme la plus simple (un point qui bouge sur un écran) constitue une attirance visuelle y compris chez le bébé de 3 mois [40]. Plus récemment, Méary et al. ont montré que même les nouveaux nés avaient tendance à regarder plus longtemps des mouvements non biologiques, mettant ainsi en avant que cette discrimination visuelle apparaît très tôt durant le développement [41]. Cette sensibilité se retrouve également lors de l'observation de mouvements d'origine animale, notamment la locomotion des vertébrés [42]. Une telle capacité de discrimination implique que les mouvements biologiques suivent sans doute des règles cinématiques spécifiques. Ces règles sont un objet d'étude ancien puisque, déjà, dès le *XIX<sup>ème</sup>* siècle, des scientifiques ont noté des liens entre les différents paramètres cinématiques lors de certains mouvements [43]. En 1983, Lacquaniti et Viviani ont analysé le mouvement du stylo lors de phase d'écriture et ont mis en avant une relation empirique entre sa vitesse angulaire  $v_\theta(t)$  et la courbure  $c(t)$ . Cette relation est explicitée par l'équation 3.1.

$$v_\theta = k(c(t))^\beta \quad (3.1)$$

$k$  est le gain de vitesse, un paramètre habituellement constant durant une section de mouvement.  $k$  dépend de la vitesse moyenne durant le segment de mouvement et change à chaque point d'inflexion. Pour des raisons pratiques, cette équation fut ensuite réécrite en intégrant la vitesse tangentielle  $v(t)$  et le rayon de courbure  $r(t)$  comme suit :

$$v(t) = k(r(t))^{1-\beta} \quad (3.2)$$

Viviani et al. ont ainsi mis en avant que ces deux données sont liées par une loi de puissance. Encore plus remarquable, le coefficient de puissance ( $\beta$  dans les équations 3.1 et 4.10) de cette loi est toujours proche de  $\frac{2}{3}$ .

Originellement cantonnée à des gestes d'écriture plan, il a été démontré que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  était également valable pour de très nombreux mouvements naturels, notamment la cinématique des jambes [45, 44], des bras [46, 47] et même de la langue [48], prouvant ainsi que cette loi empirique est une propriété cinématique importante du mouvement biologique.

Dayan et al. ont récemment montré à partir d'images IRM du cerveau que l'observation chez un sujet de points lumineux bougeant selon la loi de puissance ou ayant une origine biologique était

traité de la même manière par le cerveau (contrairement à des points aux mouvements aléatoires) [17]. Viviani et al. ont, de plus, établi que la loi de puissance pouvait être exploitée pour influencer et tromper des observateurs sur la perception de la trajectoire d'un mouvement [28]. En effet, si la vitesse d'un point en mouvement décrivant une ellipse est artificiellement réglée pour respecter la loi de puissance qu'aurait un mouvement circulaire (une vitesse constante donc), les sujets perçoivent un mouvement de cercle parfait. Au contraire, les sujets affirment voir une ellipse alors que le point décrit un cercle mais avec une vitesse respectant la loi de puissance pour une trajectoire elliptique. La loi de puissance influencerait également notre prédiction du mouvement : Paolo Viviani et Natale Stucchi ont présenté aux sujets un spot suivant la trajectoire d'une main qui écrit et dont la dynamique suit la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  [49]. Dans ces expériences, la course s'arrêtait, et deux possibilités sur la suite de la course étaient présentées aux participants. Le taux de bonne réponse était significativement plus élevé que si le paramètre  $\beta$  était proche de  $\frac{2}{3}$ .

La loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est respectée par une large catégorie de gestes humains mais est également observable chez différentes espèces. Schwart et al. ont montré que les résultats de Laquaniti et Viviani concernant la cinématique d'écriture peuvent être retrouvés chez les primates [50]. Encore plus remarquable, la larve de drosophile suit également une trajectoire spécifique avec une vitesse et une courbure liées par une loi de puissance ayant un coefficient  $\beta$  très proche de celui mesuré pour le mouvement humain [51].

Il existe cependant des cas de violations à la loi de puissance. Huh et al. ont notamment montré que le coefficient  $\beta$  de la loi de puissance pouvait fluctuer en fonction de la complexité du mouvement, en particulier lors de mouvements angulaires multifréquentiels [52]. Ces mouvements sont souvent liés à la production de mouvements spéciaux très précis. Schaal et al. ont fait tracer des ellipses de différentes tailles à des sujets et ont également noté une violation de la loi de puissance pour des mouvements de grandes amplitudes [21]. Il est également possible d'apprendre à des sujets des mouvements ne respectant pas la loi de puissance [53]. Les résultats de ces études ont cependant montré que la production volontaire de ce type de mouvement où la courbure et la vitesse ne suivent pas une loi de puissance classique, peut être assimilée à une coordination inhabituelle et instable des membres du corps. S'ils sont facilement appris, ces mouvements sont donc néanmoins plus difficiles à maintenir. La validité de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est également discutée pour les mouvement  $3D$  [21].

### 3.3 Validation expérimentale de la loi de puissance : analyse de ses limites et propriétés

La loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est donc un invariant important de la cinématique et de la perception du mouvement biologique. Elle est, par ailleurs, utilisée pour simuler des trajectoires biologiques lors d'expériences en psychologie de la perception [54] ou même pour valider le réalisme de trajectoires produites par des modèles de contrôle moteur [55]. Des tâches de coopération avec un robot peuvent même être facilitées pour l'humain lorsque le robot bouge selon la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  [56]. De manière générale, un robot humanoïde respectant une cinématique naturelle est davantage accepté comme partenaire d'interaction [57].

Par conséquent, il nous semble pertinent d'étudier cette loi de puissance pour une possible intégration dans un système robotique afin de faciliter l'apprentissage et la reconnaissance du mouvement.

Dans un premier temps, nous allons ainsi nous pencher sur une validation expérimentale de la loi

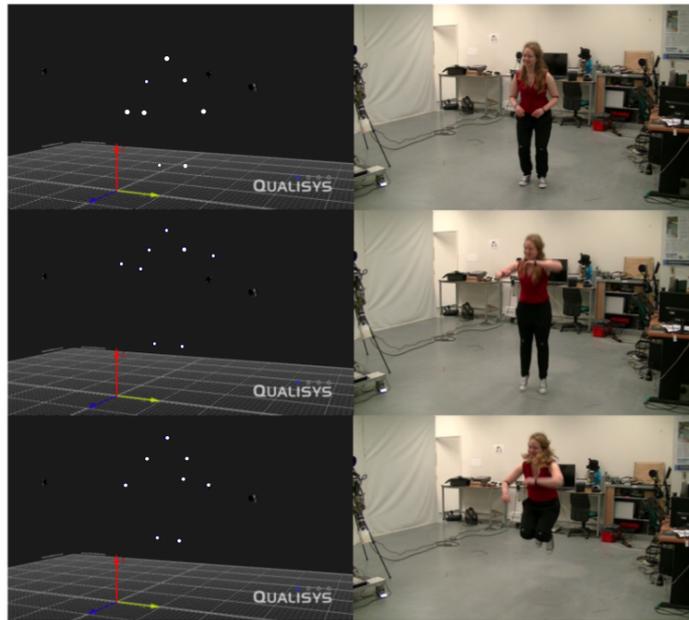


FIGURE 3.2 – Acquisition d’un mouvement ”saut” par le dispositif de *Motion Capture*. A gauche l’affichage des marqueurs sur l’interface du logiciel de *Motion Capture*, à droite le mouvement effectif. Les marqueurs détectés (ici placés sur les bras, les jambe et la tête du sujet) sont affichés en blanc dans l’espace représenté par l’interface.

de puissance. Cette première étape de nos travaux est importante, bien que servant principalement à consolider des résultats obtenus dans des recherches précédentes. En effet, la majorité des recherches présentées précédemment exploitent les résultats après projection du mouvement sur un plan [58, 48, 47, 18]. Nous souhaitons donc nous assurer de la validité expérimentale de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  pour des mouvements analysés en 3D. Nous nous intéressons également à ses propriétés, en particulier ses cas de violations (voir [52, 21]), afin de caractériser plus précisément quel type de mouvements respecte cette loi.

### 3.3.1 Système de mesure et méthode de validation

L’étude de la dynamique du mouvement nécessite un système de mesure très précis. Afin de la tester et de la caractériser au mieux, nous avons utilisé un système de *Motion Capture* (de marque Qualisys<sup>TM</sup>). Ce système permet de suivre très précisément la trajectoire et la position de différents marqueurs dans un espace 3D. Nous avons disposé six caméras infrarouge filmant l’espace en question avec une fréquence d’acquisition de 100 images par seconde. Les marqueurs pouvant renvoyer l’infrarouge sont placés sur des sujets évoluant dans l’espace filmé. Un exemple d’acquisition pour l’action de sauter avec des marqueurs fixés sur les bras, les jambes et la tête est présentée figure 3.2. Cette disposition des capteurs permet de bien rendre compte de la structure et de la position du corps.

Pour vérifier la correspondance d’un mouvement à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , nous récupérons les données spatiales des marqueurs caractéristiques du mouvement observé. La vélocité du mouvement est calculée directement à partir des positions mesurées durant l’acquisition. Le rayon de courbure  $r(t)$  est obtenu à partir de la même formule utilisée dans les travaux originaux sur le sujet de Lacquaniti et Viviani élargie au mouvement 3D :

$$r(t) = \frac{(V_x^2 + V_y^2 + V_z^2)^{\frac{3}{2}}}{(V_x A_y - V_y A_x)^2 + (V_x A_z - V_z A_x)^2 + (V_z A_y - V_y A_z)^2} \quad (3.3)$$

Avec  $V_x$  et  $V_y$  respectivement les composantes de la vitesse en  $x$  et en  $y$  et  $A_x$  et  $A_y$  l'accélération respectivement en  $x$  et en  $y$ . Comme montré par l'équation 3.4, la forme logarithmique de l'équation 3.2,  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  est une fonction linéaire si  $\log(r(t))$  et  $\log(v(t))$  sont liés par une loi de puissance :

$$\log(v(t)) = (1 - \beta)\log(r(t)) + \log(k) \quad (3.4)$$

Le respect (ou non) de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est alors indiqué par deux paramètres :

- le coefficient linéaire (coefficient directeur de la droite obtenue après régression linéaire) correspondant  $(1 - \beta)$  dans les équations 3.2 et 3.4, dont la valeur est proche de  $\frac{1}{3}$  pour la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .
- Le coefficient de corrélation linéaire entre  $\log(r(t))$  et  $\log(v(t))$  (que l'on note  $R$ ).

### 3.3.2 Vérification de la loi de puissance pour des mouvements ellipsoïdaux

Nous avons testé la loi de puissance pour divers mouvements notamment une série de 12 ellipses différentes à tracer avec le doigt dans les airs et effectuées par différents sujets naïfs. Le marqueur pour capturer la trajectoire effectuée est sur le doigt traçant l'ellipse. Nous nous inspirons ici des travaux sur la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  de Stephen Schaal [21].

La figure 3.3 présente la trajectoire d'une ellipse ainsi que la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  correspondante à sa trajectoire. Nous remarquons que l'extrémité du bras pendant le mouvement suit la règle de la loi de puissance avec un paramètre  $1 - \beta = 0.31$  soit très proche de  $\frac{1}{3}$  avec un coefficient de corrélation  $R > 0.9$ . Nous avons donc bien un mouvement respectant la loi de puissance.

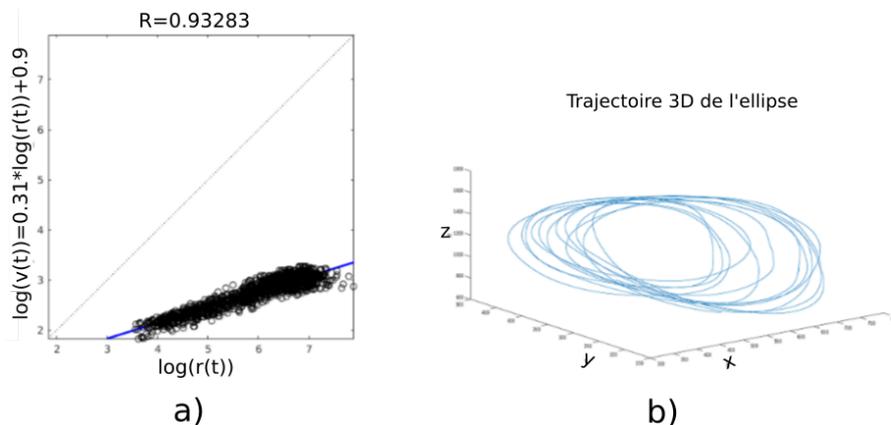


FIGURE 3.3 – Trajectoire de l'ellipse tracée (figure b) et régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour cette trajectoire (figure a). Nous obtenons  $\log(v(t)) = 0.31\log(r(t)) + 0.9$ .

Le tableau 3.1 présente les résultats obtenus pour les 12 ellipses. Nous nous intéressons notamment à la taille de l'ellipse ( $Vol$ ), au jerk moyen ( $J_m$ ) (dérivée moyenne de l'accélération) durant le tracé et à la vitesse moyenne ( $V_m$ ) et comparons ces paramètres avec le coefficient de corrélation et le coefficient linéaire (représentant le  $1 - \beta$ ) obtenus lors de la régression linéaire du tracé de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$ . La matrice de corrélation entre ces cinq variables est présentée au tableau 3.2.

$Vol(m^3)$	$J_m (m.s^{-3})$	$V_m(m.s^{-1})$	$R$	$1 - \beta$
3.3	$1.7 * 10^4$	42	0.4	0.17
0.1	43.8	16	0.93	0.3
0.65	$5.8 * 10^{-3}$	23	0.8	0.3
1.15	275	37	0.9	0.42
0.75	1130	30	0.91	0.37
0.07	48	4	0.46	0.17
1.1	114	29	0.81	0.3
7.2	627	49	0.75	0.39
0.005	0.23	7	0.8	0.29
0.02	62	9	0.8	0.32
0.5	133	38	0.9	0.3
0.68	3900	56.7	0.76	0.37

TABLE 3.1 – Résultats des variables pour chaque ellipse traitée

variable	$Vol (m^3)$	$J_m (m.s^{-3})$	$V_m (m.s^{-1})$	$R$	$1 - \beta$
$Vol$	1	0.28	0.81	-0.21	0.31
$J_m$	0.28	1	0.35	-0.64	-0.48
$V_m$	0.81	0.35	1	0.04	0.43
$R$	-0.21	-0.64	0.04	1	0.77
$1 - \beta$	0.32	-0.48	0.43	0.77	1

TABLE 3.2 – Matrice de corrélation pour les variables liées au tracé des ellipses obtenues

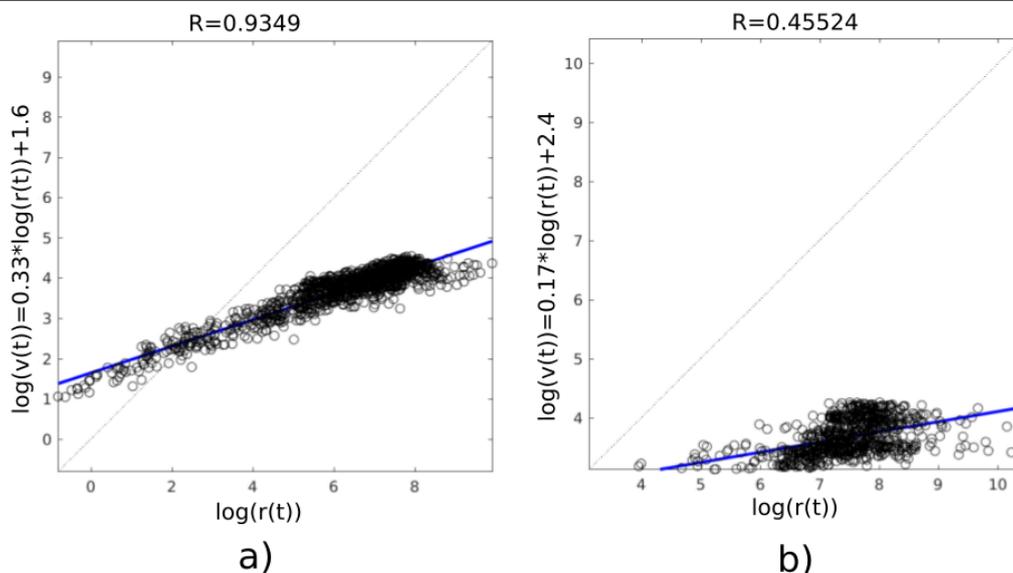


FIGURE 3.4 – Régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$  pour des mouvements de tracé d’ellipse. Figure a) : Résultats pour une ellipse libre. Figure b) : Résultats pour une ellipse contrainte. Le marqueur est placé sur le doigt traçant l’ellipse.

Comme attendu,  $J_m$  et  $R$  sont corrélés négativement : plus le jerk augmente, plus le coefficient de corrélation linéaire entre  $\log(v(t))$  et  $\log(r(t))$  diminue. Cette corrélation se retrouve, dans une moindre mesure avec le paramètre  $1 - \beta$ . On remarque également une bonne corrélation entre  $R$  et  $1 - \beta$  mettant en avant qu’une modification importante de ce dernier paramètre par rapport à la valeur attendue diminue la linéarité entre les signaux observés. De manière plus générale, nous retrouvons les résultats classiques observés pour des mouvements analysés en  $2D$ . Nos résultats sont également compatibles avec ceux de Schaal et al. concernant le lien entre volume des ellipses et respect de la loi de puissance [21].

### Mouvement contraint et mouvement libre

Nous avons également analysé la validité de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  en comparant mouvements libres et mouvements contraints. Nous demandons à des sujets de tracer une ellipse dont nous imposons la taille de deux manières :

- nous montrons, dans un cas, le mouvement à faire au sujet qui le reproduit ensuite seul : mouvement automatisé et libre
- et dans un second cas, nous imposons durant tout le mouvement le suivi d’un tracé de l’ellipse désirée et dessinée sur un tableau : mouvement non automatisé, précis et contraint.

La figure 3.4 illustre une régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$  pour ces deux cas. Nous pouvons constater que la cinématique liée à l’ellipse libre correspond bien à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ce n’est pas le cas pour l’ellipse contrainte qui possède non seulement un coefficient  $1 - \beta$  très éloigné de celui attendu (0.17) mais ne peut pas être considérée comme suivant une loi de puissance quelconque (et différente de  $\frac{2}{3}$ ) entre sa vitesse et sa courbure du fait du faible coefficient de corrélation linéaire obtenu ( $R = 0.45$ ).

Comme nous l’avons vu précédemment, le jerk est inversement proportionnel au coefficient de corrélation linéaire entre  $\log(v(t))$  et  $\log(r(t))$ . Un mouvement contraint spatialement possède, en effet, un jerk moyen élevé. De part leur nature, ce type de mouvements ne semble pas respecter la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

### 3.3.3 Mouvements complexes et expertise sensorimotrice

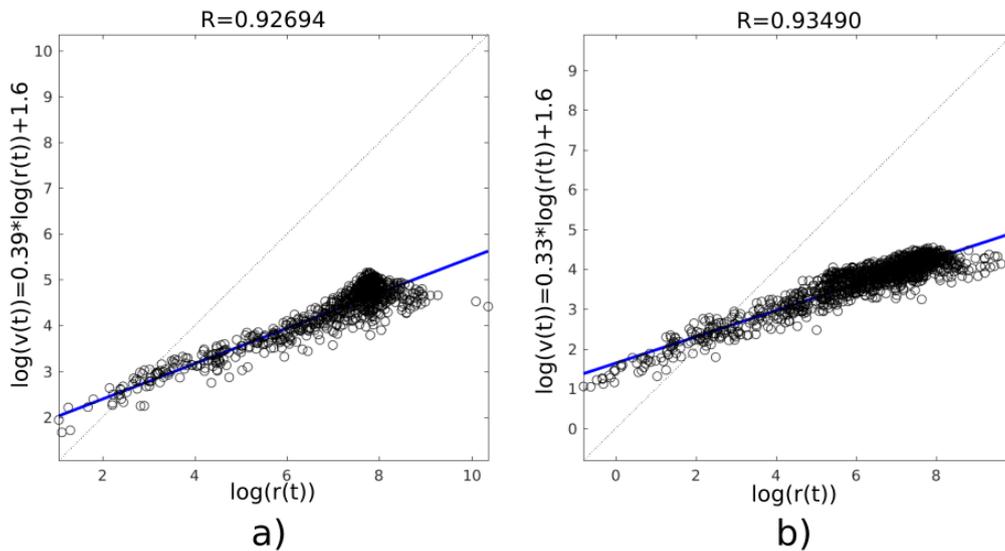


FIGURE 3.5 – Régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$  : a) "Faire coucou", b) Nettoyer une surface verticale (marqueur sur l'index)

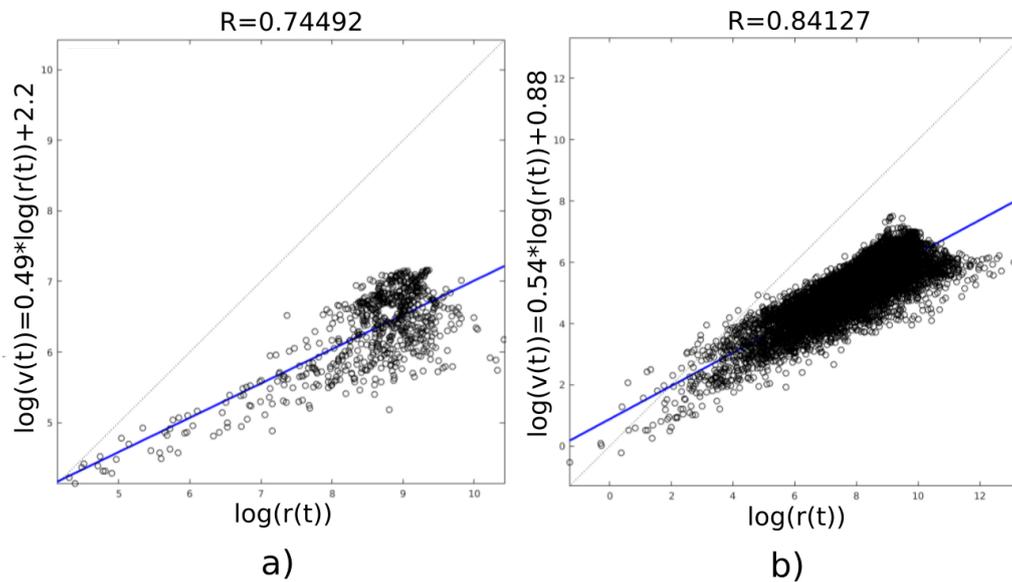


FIGURE 3.6 – Régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$  pour un mouvement de danse. Figure a) : Résultats pour un danseur novice . Figure b) : Résultats pour danseur expérimenté ( marqueur au dos de la main)

Nous avons également souhaité tester la loi de puissance en lien avec la complexité du mouvement et le degré d'expertise du participant.

Pour des mouvements évidents et intégrés dans le vocabulaire corporel du participant, comme marcher, bouger naturellement avec de la musique, faire coucou ou nettoyer une surface, les données

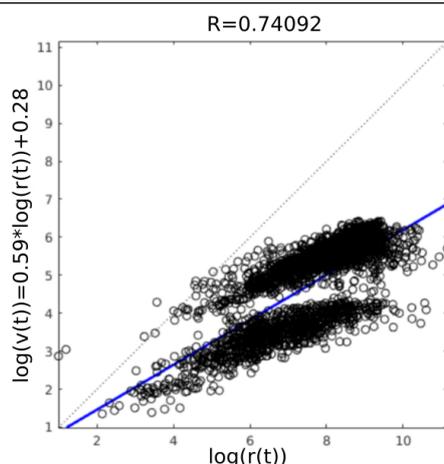


FIGURE 3.7 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour une section de deux mouvements de danse : une danse naturelle et une danse en *slow motion*. Nous obtenons pour la séquence entière  $\log(v(t)) = 0.59\log(r(t)) + 0.28$ .

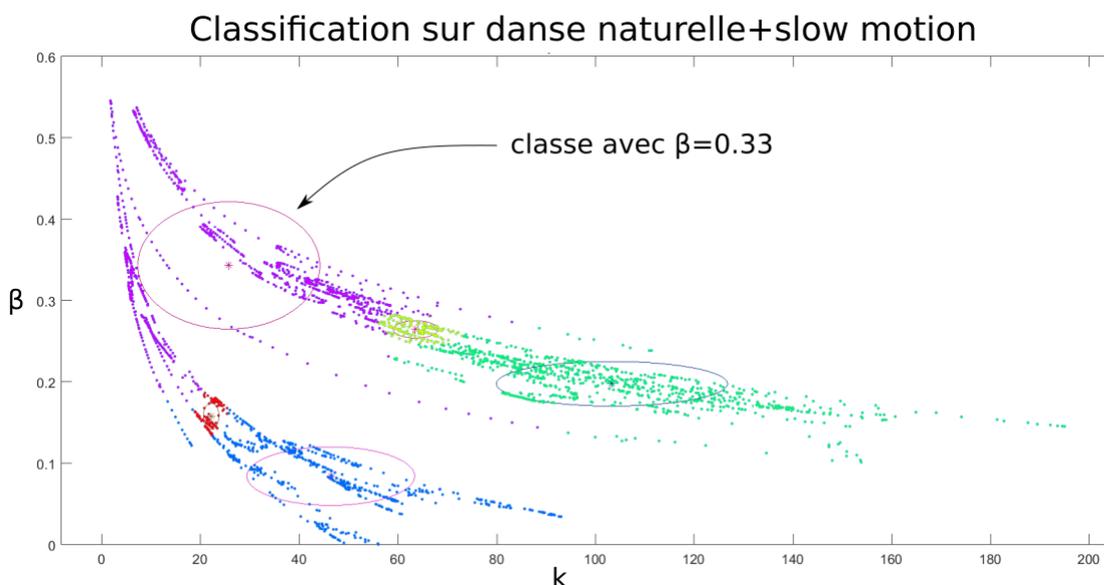


FIGURE 3.8 – Classification automatique pour deux mouvements : une danse naturelle et un *slow motion* (marqueur au poignet).

suivent la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  (voir figure 3.5).

Nous présentons figure 3.6 un exemple d’analyse de mouvements de danse effectués par un danseur expérimenté puis par un danseur novice. Nous remarquons que dans les deux cas, le coefficient de la loi de puissance obtenue n’est pas de  $\frac{1}{3}$ . Les mouvements de danse étant complexes, nous retrouvons des résultats sur la violation de la loi de puissance pour des mouvements multifréquentiels [52]. Cependant nous pouvons remarquer le respect d’une loi de puissance entre la vitesse et la courbure. Cette dernière est différente de  $\frac{2}{3}$  et est plus marquée chez le danseur expérimenté avec  $R = 0.84$  que chez le danseur novice avec  $R = 0.74$ . Pour des mouvements moins évidents, la log linéarité pourrait dépendre de la signature et de l’expérience des participants.

On peut alors supposer que dans une séquence de gestes, il y a différents types de mouvements, dont les paramètres  $k$  et  $\beta$  prennent des valeurs différentes. Cela est constaté sur une de nos séquences, composée de 15 secondes de danse naturelle, puis une rupture abrupte s'opère pour enchaîner sur un mouvement en *slow motion* pendant cinq secondes. Sur le nuage de points, on retrouve distinctement ces deux partitions (voir figure 3.7).

Il est important de noter par ailleurs, que l'ensemble de la partition (de mouvements) ne respectent pas la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  ( $\beta = 0.59$  sur la figure 3.7) mais si on sépare les deux mouvements (danse naturelle et *slow motion*) ils respectent chacun séparément la loi.

Par ailleurs, nous avons réalisé une classification automatique (algorithme EM, Critère BIC) des couples  $(k, \beta)$  calculés sur nos séquences de *Motion Capture*. L'idée était de voir si une *classe mouvement biologique* se dessinait en termes d'adéquation à la loi de puissance ( $\beta = \frac{2}{3}$ ).

La figure 3.8 montre un exemple de résultats de cette classification sur le mouvement "danse naturelle et *slow motion*". Comme dans la quasi totalité de nos séquences, on trouve systématiquement une classe avec un coefficient de régression proche de 0.3 confirmant la présence d'une dynamique de mouvements caractérisée par la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

### 3.4 Conclusion

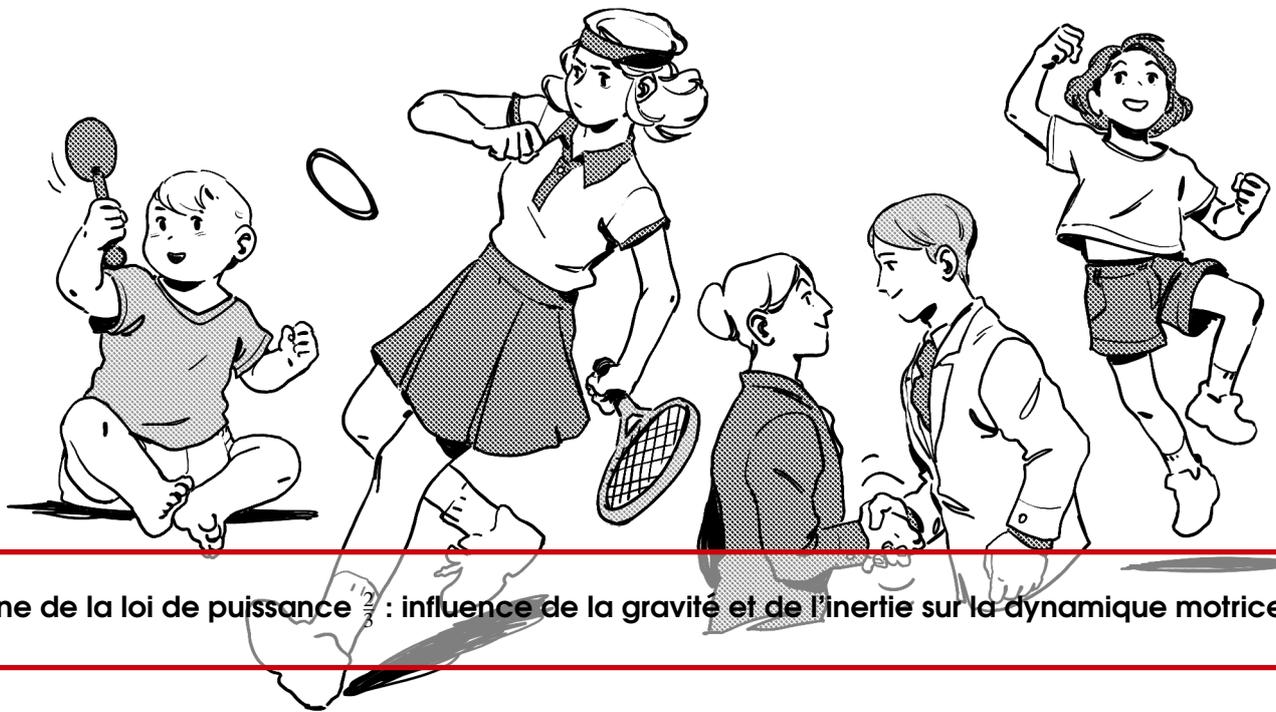
Ces premiers travaux présentés nous ont permis de confirmer expérimentalement qu'il existait bien une relation log-linéaire entre la vitesse et le rayon de courbure pour la majorité des mouvements effectués dans l'espace  $3D$ . Le coefficient de régression de cette relation est égale à  $\frac{1}{3}$  lorsque le mouvement est fluide et ne nécessite pas d'expertise particulière. La loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est donc respectée pour ce type de mouvements.

Nous avons également étudié des mouvements plus complexes, notamment à partir d'une classification EM sur les paramètres  $(k, \beta)$  de la loi de puissance. Nous avons montré que si ces mouvements ne respectaient pas globalement la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , ils étaient néanmoins en adéquation avec cette dernière sur des portions (segments) de trajectoires.

Cette étude sur la loi de puissance a été motivée par notre questionnement sur les primitives motrices et les invariants sensorimoteurs spécifiques au mouvement dit biologique. Une meilleure connaissance de ces caractéristiques pourrait fournir des informations importants pour le développement de nos modèles de contrôle sensorimoteur pour l'interaction Homme-robot.

Cette loi de puissance que nous avons analysée et confirmée expérimentalement pour les mouvements humains est une propriété cinématique partagée par de nombreuses autres espèces dont certaines très éloignées de nous [51, 50]. Cela sous-entend que le mécanisme sous-jacent à cette loi peut-être une propriété bas niveau du contrôle moteur.

Dans les faits, les origines de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  ont été débattues sans atteindre un consensus. Le chapitre suivant présentera les différentes hypothèses existantes et proposera une approche originale sur le rôle de la gravité dans la production des cinématiques des mouvements respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .



#### 4. Origine de la loi de puissance $\frac{2}{3}$ : influence de la gravité et de l'inertie sur la dynamique motrice

Le chapitre précédent a permis de vérifier la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  et, entre autres, de montrer un lien entre le respect de cette loi et la fluidité du mouvement étudié. De nombreuses études ont également mis en avant ce lien [59, 62, 60, 63, 61, 19]. En effet, la minimisation du jerk pour les mouvements courbes aboutit à des mouvements respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  ([59, 60]). Huh et al. ont montré que le coefficient  $\beta$  de la loi de puissance pouvait fluctuer en fonction de la complexité du mouvement de la main, en particulier lors de mouvements angulaires multifréquences. Ces changements étaient prédits sur un modèle de jerk minimum [52]. Ce lien entre la fluidité et la formule empirique de Viviani et al. a été démontré grâce à une loi log-delta normale et le principe de vitesse équi-affine [62, 63]. Ces méthodes ont également démontré mathématiquement que la loi de puissance est effective pour les mouvements  $3D$ , résultat que nous avons pu retrouver expérimentalement.

Cependant, il est encore difficile de savoir si la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est un critère de premier ordre pour générer des mouvements optimisant la fluidité ou si, au contraire, elle est une conséquence de trajectoires lisses. Les chercheurs débattent encore pour déterminer si la loi de puissance découle de propriétés intrinsèques [19] ou extrinsèques [20] du contrôle moteur.

Dans ce chapitre nous nous penchons donc sur les possibles mécanismes sous-jacents à la production de mouvements respectant la loi de puissance. Nous présentons les différents points de vue existants sur la question, puis, partant du constat qu'un poids en chute libre respecte la loi de puissance, nous nous intéressons au possible rôle des propriétés mécaniques extrinsèques (gravité et inertie) sur l'émergence de cette caractéristique du mouvement biologique.

### 4.1 Origines de la loi de puissance $\frac{2}{3}$ et implications sur le contrôle moteur

La réponse classique à la problématique étudiée est que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est une propriété intrinsèque du contrôle moteur. Viviani et al., les auteurs à l'origine de la découverte de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , ont suggéré que cette loi était directement encodée dans le Système Nerveux Central

(SNC) [19, 28]. Les travaux de Schwartz et al. ont montré par ailleurs que la loi de puissance se retrouvait dans la représentation corticale des primates [50]. Les violations de la loi de puissance s'expliqueraient, dans ce cas, par un contrôle moteur segmenté. En effet, une autre caractéristique de la loi de puissance qui découle directement de sa formule est qu'elle est invalide au niveau des points d'inflexions de la trajectoire. Dans ces cas précis, la courbure  $r(t)$  est alors égale à 0, ce qui implique une vitesse  $v(t)$  indéfinie (équation 3.2 du chapitre 3). Pour palier cette discontinuité, le paramètre  $k$  change à chaque point d'inflexion et reste constant pendant toute la durée du segment. Même pour des trajectoires elliptiques, en particulier pour les grands mouvements, une déviation peut être observée [64]. Ces propriétés spécifiques ont été perçues comme des arguments en faveur d'un contrôle moteur segmenté entre les positions des points finaux [19]. Un mouvement complexe est alors considéré comme un ensemble de petits segments respectant chacun la loi de puissance. Cependant, certains auteurs ont réfuté cette hypothèse en prouvant théoriquement et expérimentalement qu'une trajectoire découpable en segments n'était pas nécessairement la conséquence d'un contrôle moteur segmenté [60, 65].

En particulier, Schaal et al. ont montré que la loi de puissance peut être retrouvée avec un simple contrôle par oscillateur [21, 65]. Un bras de robot classique, dont les moteurs étaient uniquement contrôlés par des signaux sinusoïdaux, produisait un mouvement respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ils font ainsi valoir le fait que la loi de puissance peut ne pas être encodée directement telle quelle par le SNC, mais est une conséquence d'un mécanisme générant des trajectoires lisses et rythmiques telles que le générateur de motifs oscillatoires, hypothèse également corroborée par des recherches plus anciennes [61]. Ils affirment également que la violation de la loi de puissance pour les grands mouvements provient simplement de propriétés physiologiques du corps (au niveau articulaire notamment) gênant la fluidité des mouvements amples.

D'autres études ont suggéré que la loi de puissance pourrait être une conséquence de contraintes dynamiques et décentralisées quel que soit le contrôle moteur. Ainsi, Gribble et al. ont simulé un modèle mécanique du muscle du bras et ont été capables de reproduire des trajectoires respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , et ce même avec un contrôle moteur imposant une trajectoire à vitesse constante [20]. Leur hypothèse est que les muscles, de par leurs propriétés biomécaniques, jouent le rôle de filtres passe-bas qui conduisent à une trajectoire naturellement lisse et ceci quel que soit l'ordre du moteur. La loi de puissance a également été retrouvée lors de la prise en compte du bruit dans le contrôle neuronal en fonction de la taille des signaux de contrôle [55]. Plus récemment, Viviani et al. ont montré expérimentalement que la loi de puissance était influencée par l'environnement : lorsque des sujets dessinent dans l'eau, les mouvements suivent toujours une loi de puissance, mais le coefficient  $\beta$  est inférieur à celui des mouvements effectués dans l'air [66]. Ces derniers résultats invitent à se pencher sur l'influence de la gravité et de l'inertie, dans l'émergence de cette loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces forces peuvent, en effet, être des facteurs importants qui ont été négligés dans les différentes approches considérées. Il a notamment été démontré récemment que le mouvement "lever le bras" n'engendrait pas la même trajectoire et la même courbure que le fait de baisser le bras et que réduire le champ gravitationnel réduisait cette différence [67]. Ce résultat a également été prouvé pour le dessin vertical [68].

Par conséquent, nous défendons ici l'idée que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  a pour origine possible la tendance du contrôle moteur humain à utiliser efficacement la gravité et l'inertie afin de minimiser l'énergie dépensée pour l'exécution de trajectoires.

## 4.2 Gravité, inertie et loi de puissance

Pour illustrer le lien entre la gravité, l'inertie et la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , considérons le cas simple de trajectoires décrites par des objets en chute libre comme illustré dans la figure 4.1. Si le frottement est négligé, la trajectoire empruntée par l'objet en chute peut être exprimée par les équations classiques suivantes :

$$\begin{cases} X(t) = V_0 \cos(\theta_0)t \\ Y(t) = -\frac{1}{2}gt^2 + V_0 \sin(\theta_0)t \end{cases} \quad (4.1)$$

où  $g$  est la constante gravitationnelle,  $V_0$  et  $\theta_0$  respectivement la vitesse initiale et la position angulaire initiale (à  $t = 0$ ).

Les vitesses  $V_x(t)$  et  $V_y(t)$  sont les fonctions dérivées de  $X(t)$  et  $Y(t)$  :

$$\begin{cases} V_x(t) = V_0 \cos(\theta_0) \\ V_y(t) = -gt + V_0 \sin(\theta_0) \end{cases} \quad (4.2)$$

De la même manière, l'accélération peut être déduite de l'équation 4.2 :

$$\begin{cases} A_x(t) = 0 \\ A_y(t) = -g \end{cases} \quad (4.3)$$

Le rayon de courbure de la trajectoire peut être obtenu à partir de l'équation suivante (voir [18] et [28]) :

$$r(t) = \frac{(V_x^2 + V_y^2)^{\frac{3}{2}}}{|V_x A_y - V_y A_x|} \quad (4.4)$$

A partir de cette équation et en posant  $V(t) = (V_x^2 + V_y^2)^{\frac{1}{2}}$ , nous pouvons alors écrire la vitesse  $V(t)$  en fonction du rayon de courbure  $r(t)$  comme développé ci-dessous :

$$r(t) = \frac{((V_x^2 + V_y^2)^{\frac{1}{2}})^3}{|V_x A_y - V_y A_x|} \quad (4.5)$$

$$r(t) = \frac{V(t)^3}{|V_x A_y - V_y A_x|} \quad (4.6)$$

$$|V_x A_y - V_y A_x| \cdot r(t) = V(t)^3 \quad (4.7)$$

$$V(t) = (|V_x A_y - V_y A_x|)^{\frac{1}{3}} \cdot r(t)^{\frac{1}{3}} \quad (4.8)$$

En remplaçant  $V_x, V_y, A_x$  et  $A_y$  par les expressions définies équations 4.2 et 4.3, nous obtenons :

$$V(t) = (|V_0 \cos(\theta_0)g|)^{\frac{1}{3}} \cdot r(t)^{\frac{1}{3}} \quad (4.9)$$

$|V_0 \cos(\theta_0)g^2|$  sont des constantes dépendantes uniquement des conditions initiales. Par conséquent, en considérant  $k = |V_0 \cos(\theta_0)g^2|^{\frac{1}{3}}$  et  $\beta = \frac{2}{3}$  on peut, à partir de l'équation 4.9, retrouver la loi de puissance :

$$v(t) = kr^{1-\beta}(t) \quad (4.10)$$

L'équation 4.9 met en évidence le fait que tout objet en chute libre soumis uniquement à la gravité décrira une trajectoire respectant parfaitement la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  avec des valeurs de  $k$  différentes selon les conditions initiales. Les figures 4.2 et 4.3 illustrent les tests de loi de puissance pour deux exemples d'objets en chute libre dans des conditions initiales différentes. Les trajectoires des objets sont simulées en utilisant les équations précédentes 4.2 et 4.3. Comme le montrent ces figures, les trajectoires décrites par les deux objets en chute libre respectent parfaitement la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  avec un coefficient linéaire égal à 0,33 et un coefficient de corrélation à 1. Les ordonnées à l'origine des droites obtenues valent  $\log(k)$  dont les valeurs peuvent être également retrouvées par calcul à partir des conditions initiales d'après l'équation 4.9.

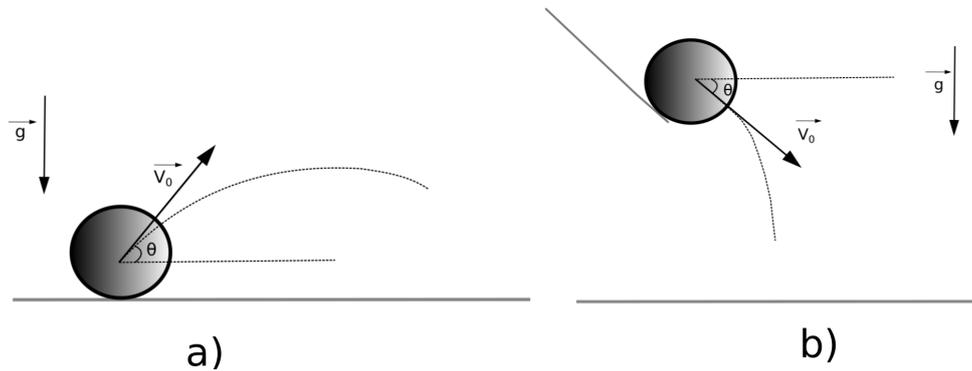


FIGURE 4.1 – Schémas de deux chutes libres étudiées. a) : lancé d'un poids (projectile). b) : Chute après glissement sur une surface inclinée.

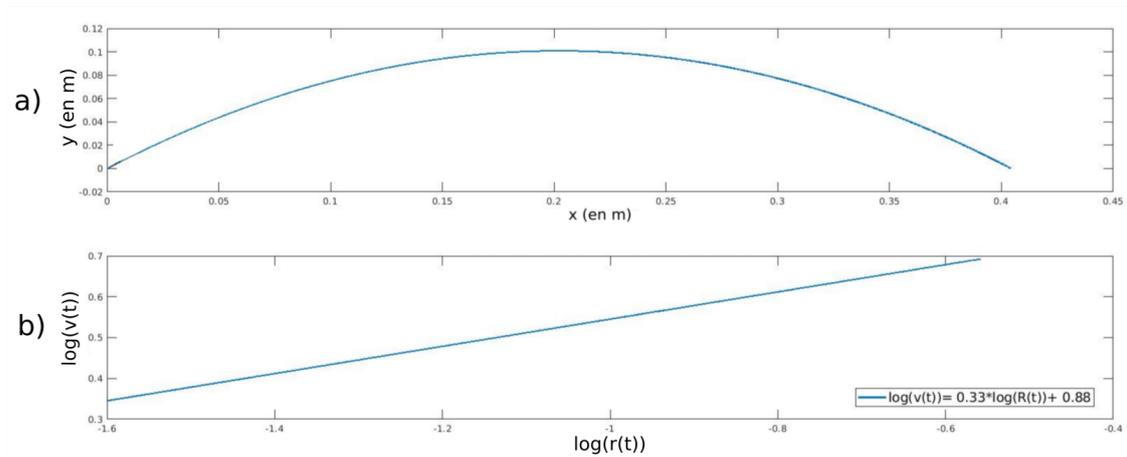


FIGURE 4.2 – Résultats pour le lancé d'un poids simulé (schéma a de la figure 4.1) avec  $\theta_0 = \frac{\pi}{4} \text{ rad}$ ,  $m = 4.5 \text{ kg}$  et  $V_0 = 1 \text{ m.s}^{-1}$ . a) : Trajectoire . b) : Régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$ . Nous obtenons  $\log(v(t)) = 0.33\log(r(t)) + 0.65$ .

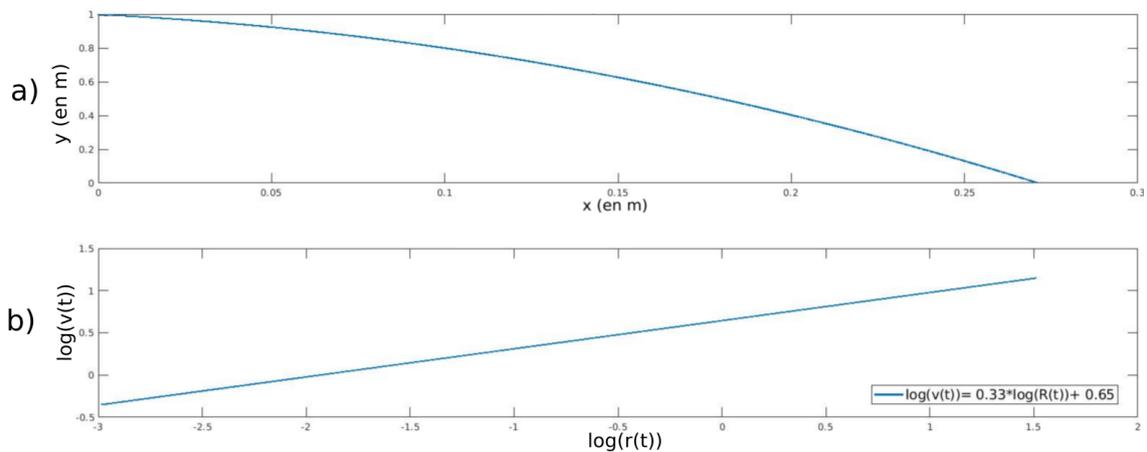


FIGURE 4.3 – Résultats pour chute après glissement sur une surface inclinée (schéma b de la figure 4.1) avec  $\theta_0 = \frac{\pi}{4} \text{ rad}$ ,  $m = 4.5 \text{ kg}$  et  $V_0 = 1 \text{ m.s}^{-1}$ . a) : Trajectoire . b) : Régression linéaire de  $\log(v(t) = f(\log(r(t)))$ . Nous obtenons  $\log(v(t)) = 0.33\log(r(t)) + 0.88$ .

### 4.3 Études pour un modèle mécanique simple du bras

Dans cette section, nous étudions l'impact de la gravité et de l'inertie sur le comportement cinématique d'un bras humain simulé par de simples pendules. Plus précisément, nous analysons l'adéquation des trajectoires obtenues à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Notre hypothèse est que la nécessité de gérer la pesanteur et l'inertie en économisant autant que possible l'énergie dépensée est une des origines possibles de la loi de puissance liée au mouvement biologique. En effet, comme indiqué dans la section précédente, la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  est respectée pour un objet en chute libre. Par conséquent, nous pouvons supposer que moins le contrôle moteur dévie la trajectoire du bras d'un comportement en chute libre, plus la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  sera respectée.

Pour vérifier ou infirmer cette hypothèse, nous modélisons le bras humain par de simples pendules et analysons son comportement cinématique. L'utilisation d'un modèle pendulaire ou d'un oscillateur pour modéliser les membres humains et leurs mouvements est fréquente [69]. Il a de plus été prouvé qu'étudier un simple pendule avec des paramètres appropriés au corps étudié pouvait en prédire les caractéristiques cinématiques [70]. Nous avons choisi ici de considérer le balancement libre du bras simulé par un prototype mécanique très simple : un modèle transversal du bras en coupe sagittale utilisant des pendules (cf figure 4.4). Pour simplifier ce modèle, nous avons utilisé des masses ponctuelles. Il est à noter que l'obtention des mêmes résultats que pour la chute libre n'est pas une évidence. Le bras, comme le pendule, n'est en effet pas soumis uniquement à la gravité de par son rattachement au reste du corps qui lui impose sa trajectoire. Le système d'équation le régissant est plus complexe que pour une chute libre et n'est pas linéaire, ce qui ne permet pas non plus de prouver mathématiquement une équivalence directe avec la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

#### 4.3.1 Simulation à l'aide d'un pendule à 1 degré de liberté

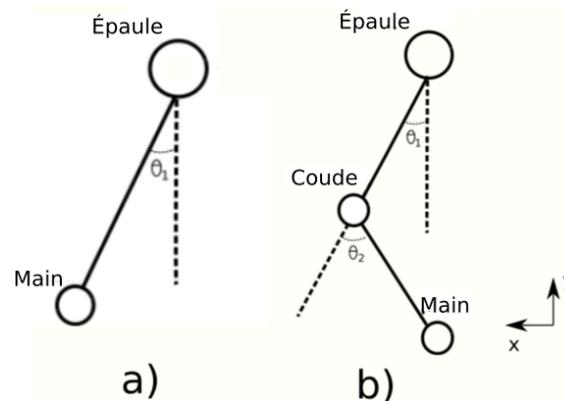


FIGURE 4.4 – Schémas du bras modélisé. a) : Par un pendule simple reproduisant l'articulation de l'épaule. b) : Par un double pendule simple reproduisant l'articulation de l'épaule et du coude.

Nous avons, dans un premier temps, envisagé un modèle très simple du bras à l'aide d'un seul pendule comme illustré schéma a) de la figure 4.4. Les propriétés physiques du pendule sont attribuées en lien avec celles physiologiques du bras humain. Nous utilisons ainsi des valeurs moyennes de caractéristiques du corps, par conséquent la longueur du bras  $l$  est fixée à 80 cm et le poids  $m$  à 4,5 kg.

Dans un premier temps, nous considérons que la seule force agissant sur le pendule est la gravité.

## Chapitre 4. Origine de la loi de puissance $\frac{2}{3}$ : influence de la gravité et de l'inertie sur la dynamique motrice

48

Notre système respecte donc l'équation d'un pendule harmonique classique :

$$\frac{d^2\theta_1(t)}{dt^2} = -\frac{g}{l} \sin(\theta_1(t)) \quad (4.11)$$

$g$  est le coefficient de gravitation (égal à  $9,8m.s^{-2}$ ) et  $\theta_1$  l'angle par rapport à l'axe vertical (cf figure 4.4). Comme nous souhaitons travailler sur des trajectoires amples, nous n'avons pas linéarisé cette équation. Pour résoudre le système, nous avons utilisé la méthode d'Euler avec un pas de simulation fin de ( $1\text{ ms}$ ) pour assurer le respect de la cinématique du système mécanique. Le pendule est lâché depuis une position initiale  $\theta_1^0$ . Les simulations durent 20 secondes.

Les coordonnées  $x$  et  $y$  et les vitesses tangentielles sont alors déduites des valeurs de  $\theta_1$  calculées suivant l'équation 4.11. Le rayon de courbure est obtenu comme explicité précédemment par l'équation 4.4. Un exemple de simulation est présenté figure 4.5, le rayon de courbure et la vitesse obtenus sont présentés figures 4.6. La figure 4.7 présente une régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$

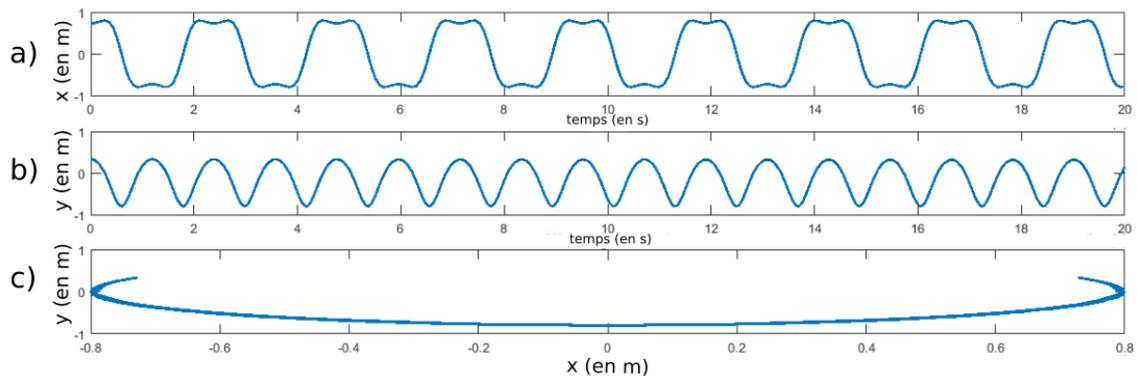


FIGURE 4.5 – Trajectoire du pendule simple pour  $\theta_1^0 = 2\text{ rad}$ . a) Trajectoire en  $x$ . b) Trajectoire en  $y$ . c) Portrait de phase.

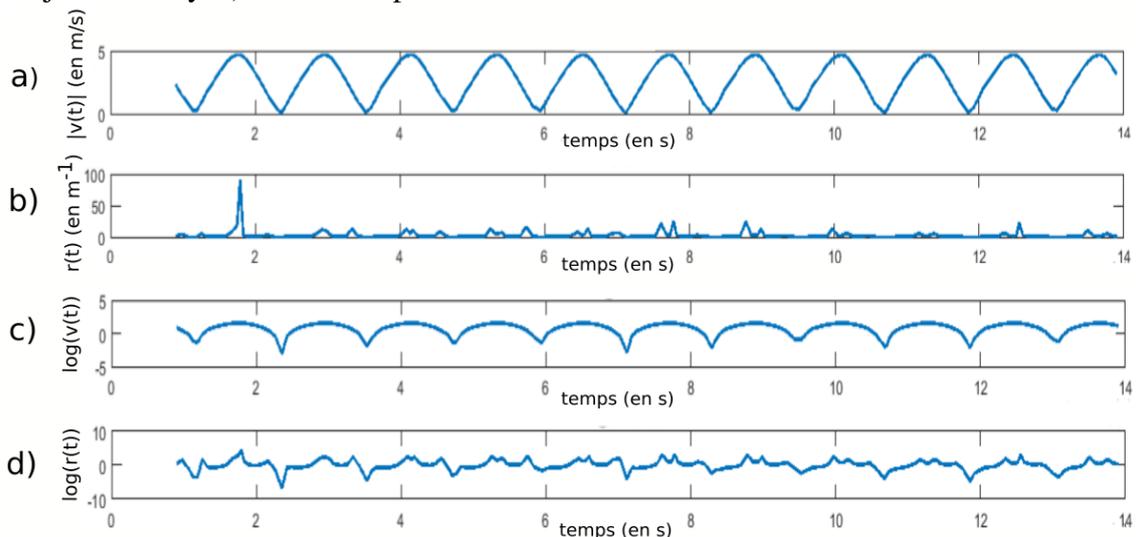


FIGURE 4.6 – Résultats du pendule simple avec  $\theta_1^0 = 2\text{ rad}$ . a) Norme de la vitesse  $|v(t)|$ . b) Rayon de courbure  $r(t)$ . c)  $\log(v(t))$ . d)  $\log(r(t))$

Nous pouvons observer un coefficient de corrélation élevé ( $R = 0.86$ ), cependant, le coefficient  $1 - \beta$  (égal à  $0,51$ ) est différent de celui attendu pour la loi de puissance classique ( $0,33$ ).

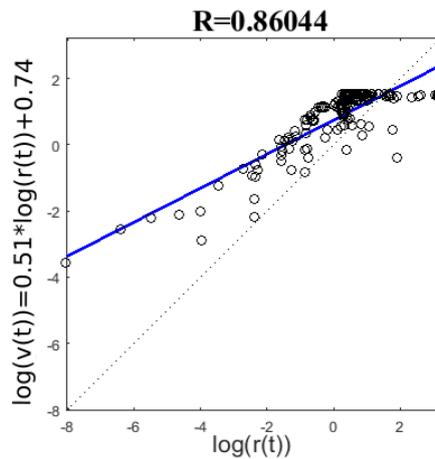


FIGURE 4.7 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour le pendule simple avec  $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . Nous obtenons  $\log(v(t)) = 0.51\log(r(t)) + 0.74$

Nous avons mathématiquement démontré dans la section précédente qu'un objet en chute libre respectait parfaitement une loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Le respect de cette loi par un bras simulé n'est donc pas évident. En effet, le poids ne peut en aucun cas suivre la trajectoire d'un objet en chute libre, à cause, notamment, de la contrainte instaurée par "le fil" de ce pendule qui lui impose sa trajectoire. Pourquoi les mouvements du bras humain respectent-ils alors cette loi de puissance étant donné que, comme pour le pendule, la main est attachée à l'épaule ? Pour répondre à cette question nous affinons notre simulation en modifiant les équations qui régissent le pendule. Contrairement au bras humain, ce dernier est, en effet, un oscillateur harmonique libre parfait qui ne possède aucune contre-force cinématique. Pour le rendre un peu plus réaliste, nous ajoutons alors des forces de frottement.

### Influence du frottement et des conditions initiales

Nous avons ajouté un coefficient de frottement modélisé comme un frottement cinématique de l'articulation. Il peut être considéré comme la résultante de l'asservissement réalisé par le contrôleur moteur ajouté aux frottements physiologiques du système musculosquelettique. Ces derniers peuvent néanmoins être considérés comme négligeables car censés être pris en compte par le contrôle moteur.

La nouvelle équation du système peut alors s'écrire :

$$\frac{d^2\theta_1(t)}{dt^2} = -\frac{g}{l}\sin(\theta_1(t)) - \frac{k}{ml^2}\frac{d\theta_1(t)}{dt} \quad (4.12)$$

$k$  est le coefficient de frottement en  $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-1}$ .

Un exemple de trajectoire simulée par l'équation 4.12 (avec  $k = 1$ ) est présenté figure 4.8. Le coefficient de frottement  $k$  est fixé à 1 et la position initiale de départ du pendule  $\theta_1^0$  vaut  $2 \text{ rad}$ . La figure 4.9 montre la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour cette même simulation. Le coefficient de corrélation linéaire entre ces deux signaux est suffisamment élevé ( $R$  proche de 0.9) pour les considérer comme liés linéairement signifiant que la vitesse et la courbure suivent une loi de puissance. De plus, contrairement au cas du pendule libre (sans frottement), le coefficient de cette loi de puissance est très proche de la valeur 0.33 caractéristique de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

Il est néanmoins évident que la valeur de cette puissance  $1 - \beta$  calculée par la régression linéaire est très dépendante du coefficient de frottement  $k$  et de la condition initiale  $\theta_1^0$ .

Nous avons alors simulé différentes trajectoires avec différentes valeurs pour  $k$  et  $\theta_1^0$ .

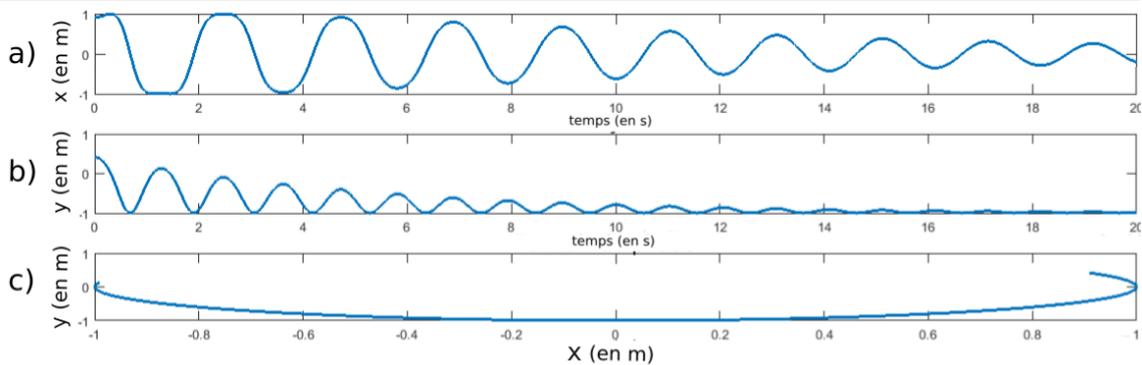


FIGURE 4.8 – Trajectoire du pendule simple pour  $k = 1$  et  $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$  a) : Trajectoire en  $x$ . b) : Trajectoire en  $y$ . c) : Portrait de phase.

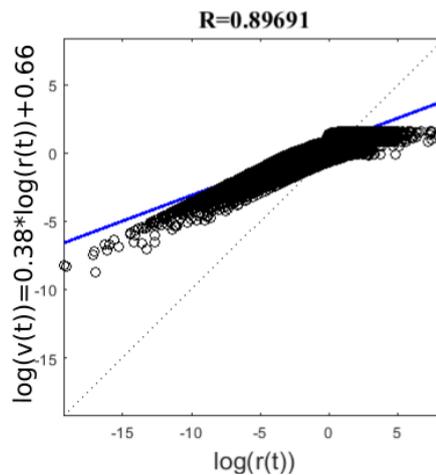


FIGURE 4.9 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour le pendule simple pour  $k = 1$  et  $\theta_1^0 = 2 \text{ rad}$ . Nous obtenons  $\log(v(t)) = 0.38 \log(r(t)) + 0.90$

L'image a) de la figure 4.10 illustre, pour l'ensemble des couples  $(k$  et  $\theta_1^0)$  l'erreur  $e_\beta$  entre les valeurs des coefficients calculés par la régression linéaire et celui attendu pour la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  soit  $1 - \beta = \frac{1}{3}$ .  $\theta_1^0$  va de  $0^\circ$  à  $180^\circ$  avec un pas de  $1^\circ$  et  $k$  de  $0$  à  $2 \text{ kg.m}^2.\text{s}^{-1}$  avec un pas de  $0.01$ . On peut voir qu'il existe plusieurs couples  $(\theta_1^0, k)$  conduisant à des mouvements dont la dynamique respecte la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . En effet, pour l'ensemble des valeurs de  $\theta_1^0$  inférieures à  $160^\circ$ , la majorité des  $k$  possibles engendrent une erreur (par rapport à  $0.33$ ) inférieur à  $0.04$ , soit  $12\%$  d'erreur (zones bleues dans l'image). Cette constatation est moins vraie pour un angle initial  $\theta_1^0$  élevé et au dessus de  $160^\circ$ . Nous retrouvons ainsi les mêmes résultats que l'étude de Schaal et al. [21] qui met en avant la violation de la loi de puissance pour des mouvements amples. L'erreur moyenne de  $\beta$  sur l'ensemble des simulations est de  $17\%$ .

L'image b) de la figure 4.10 représente le résultat d'un seuillage de l'erreur  $e_\beta$  avec un seuil de  $0.01$  illustrant ainsi uniquement les valeurs de  $k$  permettant l'obtention de trajectoires respectant "presque" parfaitement la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . On peut constater que malgré la sévérité du seuil choisi pour l'ensemble des angles de départ supérieurs à  $45^\circ$ , il existe au moins une valeur de  $k$  permettant l'adéquation à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

Nous avons montré qu'un simple pendule dont la trajectoire est celle d'un oscillateur harmonique suffit à obtenir la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Plus précisément, ce pendule ne doit pas être totalement libre mais soumis à une force de frottement et, en tant que tel, il suit la trajectoire d'un oscillateur

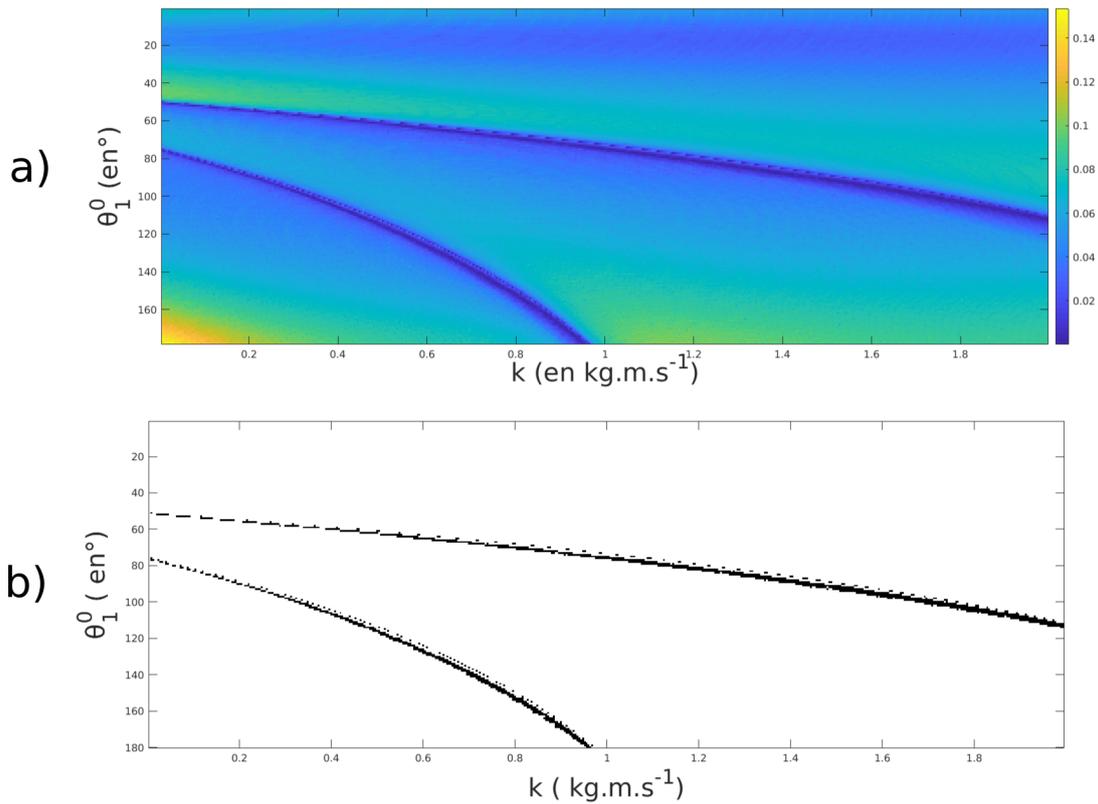


FIGURE 4.10 – a) :  $e_\beta$  (erreur entre la valeur du coefficients de la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  et celui attendu pour la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ ) calculé pour la trajectoire d'une période d'un pendule simple en fonction de  $\theta_1^0$  et de  $k$ .  $\theta_1^0$  va de 0 à  $\pi \text{ rad}$  ( $180^\circ$ ) et  $k$  de 0 à  $2 \text{ kg}\cdot\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$ . b) : Cas respectant  $e_\beta < 0.01$  pour la même simulation.

pseudo harmonique.

Il est néanmoins important de noter que, suivant la position initiale de départ  $\theta_1^0$ , le coefficient de frottement  $k$  permettant l'adéquation idéale à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  diffère. Si cette conclusion semble logique, elle pose néanmoins la question du choix de ce coefficient de frottement si on considère qu'il est généré, dans le cas du bras humain, par le système de contrôle moteur.

Avant d'étudier cette question dans la section suivante, nous présentons en premier lieu les résultats obtenus en simulant le bras humain par un double pendule (2 degrés de liberté).

### 4.3.2 Simulation à l'aide d'un double pendule à 2 degrés de liberté

Afin de rendre le modèle de bras plus réaliste, nous remplaçons le pendule simple par un double pendule afin d'ajouter l'articulation du coude (voir schéma b) de la figure 4.4). Nous considérons que chaque partie du double pendule pèse la moitié du pendule utilisé précédemment. L'articulation du coude est placée au centre. Nous appelons maintenant  $m$  et  $l$  respectivement le poids et la longueur de chaque partie (dans ce cas  $m = 2.25 \text{ kg}$  et  $l = 40 \text{ cm}$ ). Le pendule simulant l'articulation de l'épaule n'est pas indépendant car il peut être entraîné par la rotation du coude. Concernant les forces de frottement, nous considérons que les deux articulations engendrent une résistance égale (paramètre identique pour les deux articulations).

Ce modèle est régulé par l'équation suivante :

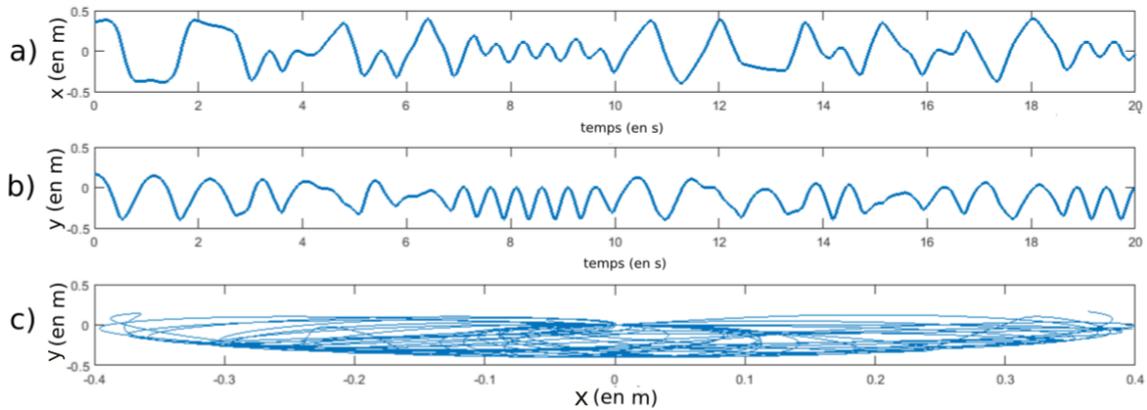


FIGURE 4.11 – Trajectoire du double pendule pour  $k = 0$  (sans frottement) et  $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$ . a) : Trajectoire en x. b) : Trajectoire en y. c) : Portrait de phase.

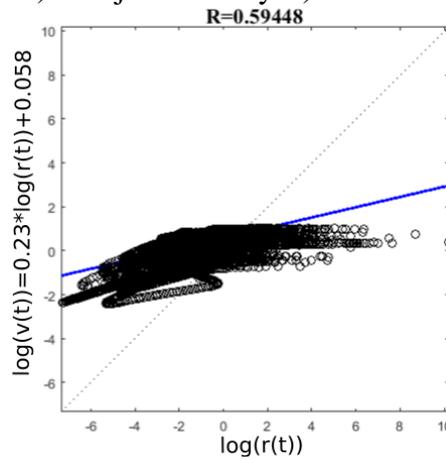


FIGURE 4.12 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour le double pendule avec  $k = 0$  (sans frottement) et  $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$

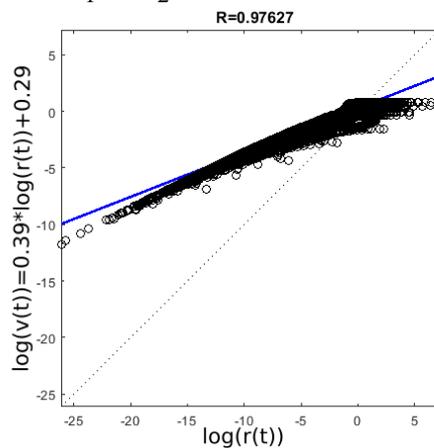


FIGURE 4.13 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour le double pendule avec  $k = 1$  et  $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$

$$\begin{cases} \ddot{\theta}_1 = \frac{f_1(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) + \cos(\theta_1 - \theta_2) g_1(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2)}{l^2(-2m + m \cos^2(\theta_1 - \theta_2))} \\ \ddot{\theta}_2 = \frac{f_2(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) + \cos(\theta_1 - \theta_2) g_2(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2)}{l^2(-2m + m \cos^2(\theta_1 - \theta_2))} \end{cases} \quad (4.13)$$

avec :

$$\begin{cases} f_1(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) = 2mgl \sin(\theta_1) + ml^2 \dot{\theta}_2^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) - k\dot{\theta}_2 + 2k\dot{\theta}_1 \\ g_1(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) = ml^2 \dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) - mgl \sin(\theta_2) + k\dot{\theta}_1 - k\dot{\theta}_2 \\ f_2(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) = -2ml^2 \dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + 2mgl \sin(\theta_2) - k\dot{\theta}_1 + 2k\dot{\theta}_2 \\ g_2(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) = -2mgl \sin(\theta_2) - ml^2 \dot{\theta}_2^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + k\dot{\theta}_2 - k\dot{\theta}_1 \end{cases} \quad (4.14)$$

Considérons dans un premier temps une condition sans frottements ( $k = 0$ ). Un exemple de données simulées avec  $\theta_1^0 = \theta_2^0 = 2 \text{ rad}$  est présenté 4.11. On peut voir figure 4.12 que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  n'est pas respectée.

En revanche, pour les mêmes angles de départ et comme pour le pendule simple (à un degré de liberté), l'ajout d'une force de frottement  $k = 1$  permet de se rapprocher de trajectoires respectant une loi de puissance  $\frac{2}{3}$  avec un coefficient linéaire entre  $\log(v(t))$  et  $\log(r(t))$  de 0.39 (cf figure 4.13). Par ailleurs le coefficient de corrélation ( $R = 0.97$ ) est meilleur que dans le cas du pendule simple.

La figure 4.14 illustre l'erreur  $e_\beta$  du coefficient de la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  par rapport à  $\frac{1}{3}$  pour le double pendule. Comparé à la figure 4.10 où est considéré le pendule simple, il est clair que la dynamique est généralement plus proche de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . On peut remarquer un nombre plus important (3, 14% contre 1, 71% pour le pendule simple) de couples  $(k, \theta_1^0)$  minimisant l'erreur (avec un même seuil à 0.01). L'erreur moyenne de  $\beta$  pour l'ensemble de ces simulation est, par ailleurs, de 14% (avec 17% pour le pendule simple).

Il est intéressant de noter qu'un modèle de bras légèrement plus plausible (avec deux pendules) conduit à un meilleur résultat. Ce résultat est en concordance avec nos travaux précédents qui montrent que la trajectoire d'un objet en chute libre est ce qui permet de se rapprocher au mieux d'une loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . En effet, la trajectoire libre d'un double pendule se rapproche davantage d'une chute libre par endroits que celle d'un pendule simple.

## 4.4 Hypothèse du minimum d'énergie

Comme démontré précédemment, un simple projectile a un mouvement qui suit la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , ce qui pourrait impliquer que la gravité et l'inertie sont responsables de ce type de cinématique. Cela signifierait que ce que l'on considère comme mouvement naturel est peut être un mouvement qui utilise et exploite la pesanteur et l'inertie pour produire une trajectoire plutôt que d'essayer sans cesse de les compenser.

Prenons l'exemple d'un bras humain qui décrit une trajectoire du haut vers le bas allant d'un angle initial de départ  $\theta_0$  à un angle d'arrivée final imposé  $\theta_f$ . Le système de contrôle moteur doit alors imposer un freinage pour gérer l'attraction gravitationnelle et atteindre le point d'arrivée  $\theta_f$  avec une vitesse nulle. Cette force de freinage créée par les contractions musculaires peut être associée à une force de frottement contrôlée.

Nous pouvons alors simuler ce mouvement simple en utilisant notre pendule et une force de frottement principalement. Si nous souhaitons démarrer le mouvement à partir d'un angle initial  $\theta_0$  jusqu'à une position désirée  $0 > \theta_f > -\theta_0$ , nous avons besoin d'une force de frottement adéquate. On peut se poser la question de la façon dont cette force peut être exploitée. Utiliser une force de

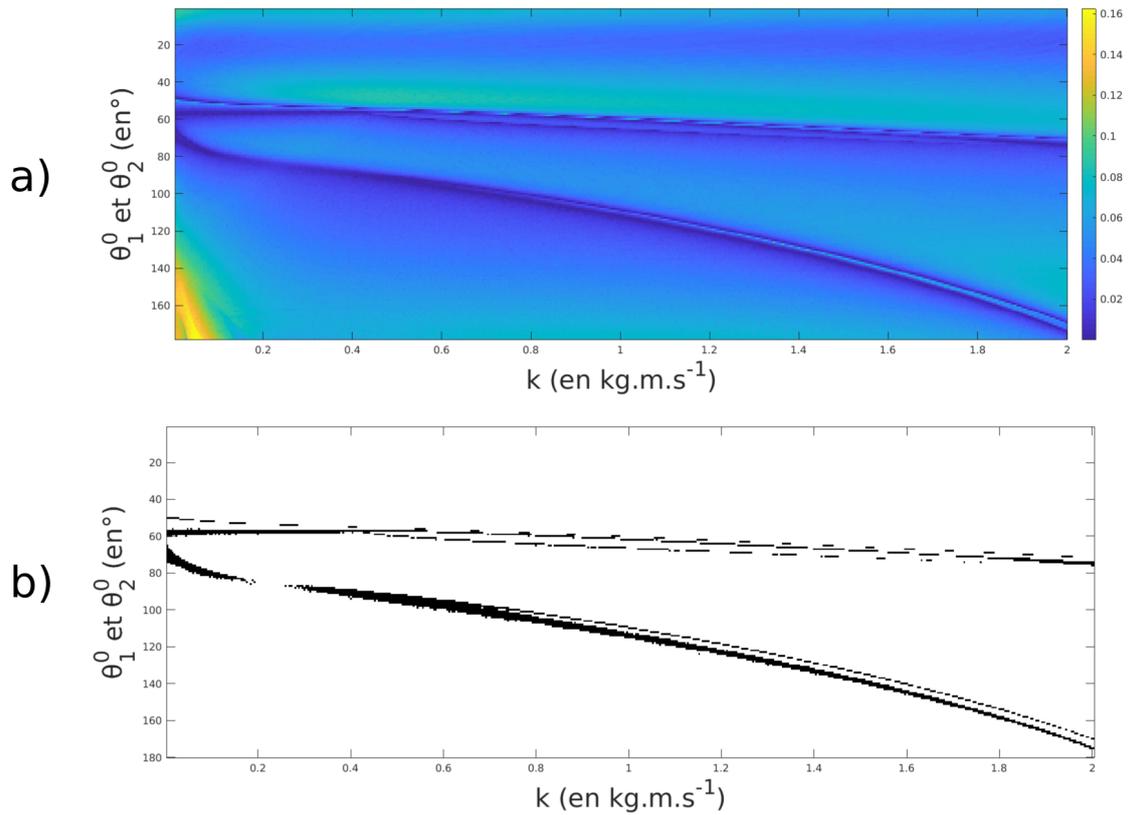


FIGURE 4.14 – a) :  $e_\beta$  (erreur entre la valeur du coefficients de la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  et celui attendu pour la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ ) calculé pour la trajectoire d'une période d'un pendule double en fonction de  $\theta_1^0$  et de  $k$ .  $\theta_1^0$  va de 0 à  $\pi \text{ rad}$  ( $180^\circ$ ) et  $k$  de 0 à 2  $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-1}$ . b) : Cas respectant  $e_\beta < 0.01$  pour la même simulation.

frottement continue pendant toute la durée du mouvement n'est peut-être pas le meilleur moyen de minimiser l'énergie impliquée dans la réalisation du mouvement. De même contracter les muscles au dernier moment nécessiterait une force de frottement brève mais très importante.

A titre d'exemple la figure 4.15 montre le coefficient de frottement minimum ( $k_{min}$ ) requis pour que le pendule simple passe de  $\frac{\pi}{2}$  à  $-\frac{\pi}{6}$  en fonction de l'angle  $\theta_{frot}^0$  à partir duquel les frottements commencent à s'appliquer. On peut constater une croissance exponentielle de la valeur de  $k_{min}$  à mesure que le frottement est appliqué à partir d'une position proche de  $\theta_f$ . L'énergie totale requise pour ralentir peut être calculée comme suit :

$$E = \int_{t_{frot}^0}^{t_{frot}^f} |-kv(t)| dt \quad (4.15)$$

$t_{frot}^0$  est le temps à partir duquel la force de frottement commence à s'appliquer,  $t_{frot}^f$  le temps à laquelle elle s'arrête et  $v(t)$  représente la vitesse. Dans nos exemples, la force s'applique jusqu'à la fin de la simulation.

La figure 4.16 montre l'énergie totale liée à la force de frottement utilisée pour le même exemple en fonction de la position de départ de la force de frottement. On peut constater qu'il existe un cas optimal pour lequel l'énergie à apporter est minimisée. Dans cet exemple spécifique, l'angle de départ de la force de frottement optimale est de 0,5 rad avec  $k = 9,65$ .

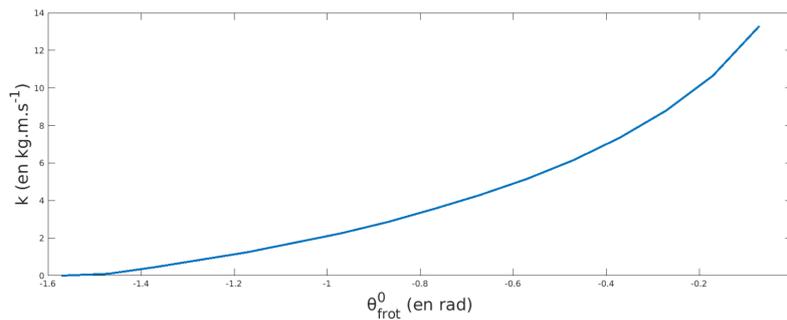


FIGURE 4.15 – Coefficient de frottement  $k$  minimum pour  $\theta_0 = \frac{\pi}{2}$  à  $\theta_f = -\frac{\pi}{6}$  en fonction l'angle  $\theta_{frot}^0$  à partir duquel les frottements commencent à s'appliquer.

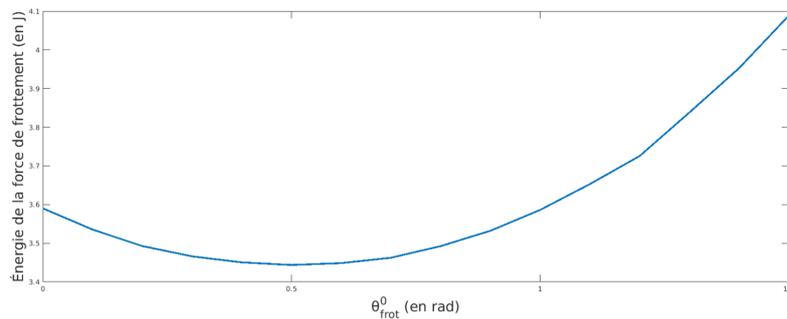


FIGURE 4.16 – Énergie de la force de frottement pour la trajectoire de  $\theta_0 = \frac{\pi}{2}$  à  $\theta_f = -\frac{\pi}{6}$  en fonction l'angle  $\theta_{frot}^0$  à partir duquel les frottements commencent à s'appliquer.

Lors de nos précédentes simulations, nous avons également remarqué qu'il existait des couples de paramètres  $(k, \theta_1^0)$  qui optimisaient la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  pour les trajectoires décrites par un pendule. Nous nous demandons alors si ces cas d'optimisation de l'énergie de freinage correspondent à un trajectoire dont la cinématique est proche de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

Pour répondre à cette question, nous recherchons les différents paramètres  $(k$  et  $t_{frot}^0)$  pour minimiser l'énergie de freinage à apporter pour différentes positions de départ  $\theta_0$  et angles d'arrivée souhaités  $\theta_f$ . Nous avons fait ces tests uniquement sur le pendule simple : le double pendule étant un système chaotique, il n'est pas toujours possible d'atteindre la position souhaitée après une demi pseudo-période. Dans ces simulations,  $\theta_0$  va de  $135^\circ$  à  $45^\circ$  avec un pas de  $0.35^\circ$  et pour chacun de ces  $\theta_0$  nous avons  $\theta_f$  allant de  $-22.5^\circ$  à  $-\theta_0 + 15^\circ$ . Nous avons ensuite testé les cinématiques des trajectoire obtenues pour chacun de ces cas optimaux. Les résultats sont présentés dans la figure 4.17 qui représente  $e_\beta$ , l'erreur du coefficient linéaire par rapport à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , pour les différents  $\theta_0$  et  $\theta_f$ . Pour la majorité des cas, cette erreur est comprise entre 0 et 0,04 et elle varie globalement entre 0 et 0,16. Ainsi, les résultats montrent que les dynamiques de mouvements sont beaucoup plus en adéquation avec la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  si la valeur de  $k$  minimise l'énergie liée à la gestion de la gravité. En effet 28,14% des valeurs de  $k$  considérées ici (minimisation d'énergie) permettent une erreur inférieure à 0.01 contre 1,71% dans la simulation présentée figure 4.10 (sans minimisation d'énergie). Ceci est d'autant plus remarquable, que si on autorise une erreur de 10% par rapport à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  ( $e_\beta \leq 0.03$ ), 65,7% des cas de minimisation d'énergie respectent cette nouvelle contrainte contre 8.67% pour la simulation figure 4.10 (pendule simple sans minimisation d'énergie).

Ces résultats confirment donc bien notre hypothèse selon laquelle la loi de puissance pourrait être associée à la gestion de la gravité et à la minimisation de l'énergie lors de la production du

mouvement.

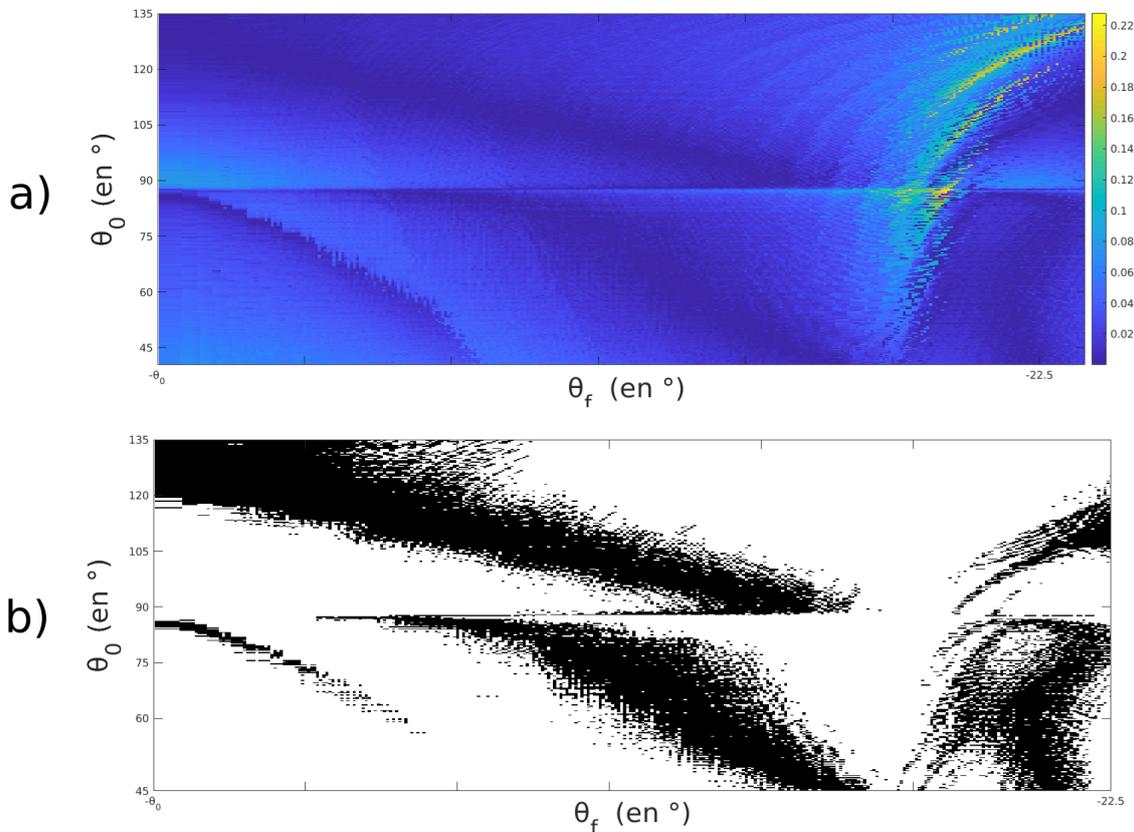


FIGURE 4.17 – a) :  $e_\beta$  (erreur entre la valeur du coefficients de la régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  et celui attendu pour la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ ) calculé avec les paramètres minimisant l'énergie de frottement pour une trajectoire allant de  $\theta_0$  à  $\theta_f$ . b) : Cas respectant  $e_\beta < 0.01$  pour la même simulation.

## 4.5 Conclusion et discussion

Nous avons montré dans un premier temps que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  considérée comme caractéristique des mouvements dits biologiques était respectée parfaitement par toute trajectoire réalisée par un projectile quelconque soumis uniquement à l'influence de la gravité. Elle n'est donc pas spécifique aux mouvements d'êtres vivants.

Nous avons alors questionné l'origine de cette loi de puissance pour les mouvements dits biologiques et notamment le lien entre cette loi empirique et la gestion de la gravité par le contrôle moteur.

L'impact de la gravité sur le corps et le contrôle moteur a été largement étudié. L'hypothèse que la gravité est prise en compte par le système vestibulaire est un consensus [72, 71]. Cependant, la question de la gestion précise de la gravité faite par le contrôle moteur reste ouverte. La théorie classique et auparavant prédominante est celle de la "théorie de la compensation". Cela implique que le contrôle moteur vise à *compenser* la gravité. Cette compensation est présente et efficace pour chaque mouvement. J. Hollerbach et T. Flash ont supposé que cette propriété permet de

faciliter le contrôle moteur en éliminant une perturbation susceptible d'influencer la trajectoire et la dynamique des mouvements, simplifiant ainsi le calcul [74, 73]. Cependant, une autre hypothèse, plus écologique, a été énoncée plus récemment concernant l'optimisation par le Système Nerveux Central des forces gravitationnelles. Cette théorie implique que le contrôle moteur ne va pas à l'encontre de la pesanteur, mais cherche à l'exploiter pour minimiser l'énergie lors d'un mouvement. Cela expliquerait en particulier pourquoi la trajectoire du bras n'est pas la même, qu'il monte ou descende [68, 75]. Des études récentes qui analysent des mouvements effectués dans différents environnements gravitationnels tendent à confirmer cette hypothèse [67, 76, 77].

Nos résultats concernant le lien potentiel entre la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  et les propriétés mécaniques de la physiologie du corps tendent à appuyer cette dernière hypothèse.

Nous avons ainsi posé l'hypothèse que la gravité joue un rôle important dans l'émergence de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Nous avons supposé que le contrôle moteur tend à optimiser l'énergie nécessaire à la production d'un mouvement en minimisant les phases de compensation de la gravité et donc en maximisant ainsi les portions de trajectoire où les dynamiques présentes sont proches de celles d'un poids en chute libre. Comme nous l'avons démontré, ce type de trajectoire respecte parfaitement la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Nous avons simulé un modèle très simple du bras, équivalent à un oscillateur pseudo-harmonique et soumis à la gravité et montré qu'il était suffisant pour obtenir une dynamique respectant cette loi de puissance. Cette simplicité du modèle utilisé peut sembler limitée mais reste dans les faits intéressante car elle expliquerait également pourquoi cette caractéristique cinématique (loi de puissance) du mouvement est partagée par différentes espèces à la physiologie différente.

Cependant, certaines caractéristiques liées à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  restent inexpliquées par notre approche. La loi de puissance a été découverte à partir de mouvements de dessins tracés sur une surface horizontale. Dans ces cas, la gravité devrait jouer un rôle minimal. On peut ainsi se demander pourquoi nous retrouvons les mêmes propriétés cinématiques aussi bien pour les petits mouvements, peu sensibles à la gravité, que pour les grands mouvements verticaux. Cette question soulève la problématique du changement d'échelle du contrôle moteur et de la gestion des mouvements amples et fins. Nous savons que le développement moteur d'un enfant suit une direction proximodistale, ce qui signifie que les mouvements sont acquis en premier au niveau des membres centraux avant les extrémités (doigts et pieds) [29]. Ce phénomène a été mis en avant dans des mouvements complexes spécifiques tels que la préhension [78] pour laquelle le très jeune nourrisson utilise principalement l'épaule [78]. Nous pouvons supposer que le contrôle moteur optimisé appris au début du développement pour des mouvements amples est généralisé pour des mouvements plus précis.

Nous souhaitons également souligner que ces résultats ne vont pas nécessairement à l'encontre de certaines des hypothèses présentées dans l'état de l'art. Nous avons avancé que la dynamique extrinsèque pourrait jouer un rôle important dans l'apparition du phénomène de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , mais l'optimisation du coût énergétique d'un mouvement n'est pas discordante avec l'optimisation du minimum jerk, une trajectoire lisse pouvant être obtenue en exploitant l'inertie d'un mouvement. De plus, notre résultat selon lequel une trajectoire respectant la loi de puissance pourrait être atteinte avec un oscillateur pseudo-harmonique est cohérent avec l'hypothèse du contrôle moteur oscillatoire de Schaal et al. [21].

Nous avons montré expérimentalement que certains mouvements respectaient particulièrement la loi de puissance. Il s'agit des mouvements fluides, non contraints et appartenant au répertoire moteur du sujet. Nous pouvons supposer que les mouvements complexes à effectuer pour un

humain non expert ne sont pas des mouvements pour lesquels son corps a appris à optimiser le coût énergétique expliquant l'inadéquation des mouvements produits à la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

Se pose alors la question de l'implémentation sur une plateforme robotique d'un contrôle sensorimoteur pouvant générer des dynamiques de mouvement respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Nos résultats quant à l'origine de la loi de puissance montrent que cette dernière est liée à l'optimisation par le contrôle moteur de la gestion de la gravité en lien avec la physiologie du corps. Les robots exploitant très majoritairement des moteurs électriques, leur "mécanique" est très différente de la notre. Ainsi, implémenter un modèle permettant l'optimisation de l'énergie sur robot ne nous garantit pas une cinématique résultante proche du mouvement biologique. Or, pour que les IHR soient plus naturelles pour l'Homme, nous souhaitons spécifiquement reproduire des cinématiques proches de l'humain. Nous avons vu que les trajectoires des systèmes harmoniques, puisqu'elles simulent les mouvements libres des membres du corps, respectent la loi de puissance. Ces résultats ont, par ailleurs, été retrouvés par Schaal et al. en implémentation sur un bras robotique [21]. Ces états de faits nous poussent ainsi à considérer une approche oscillatoire du contrôle sensorimoteur.



# Étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR

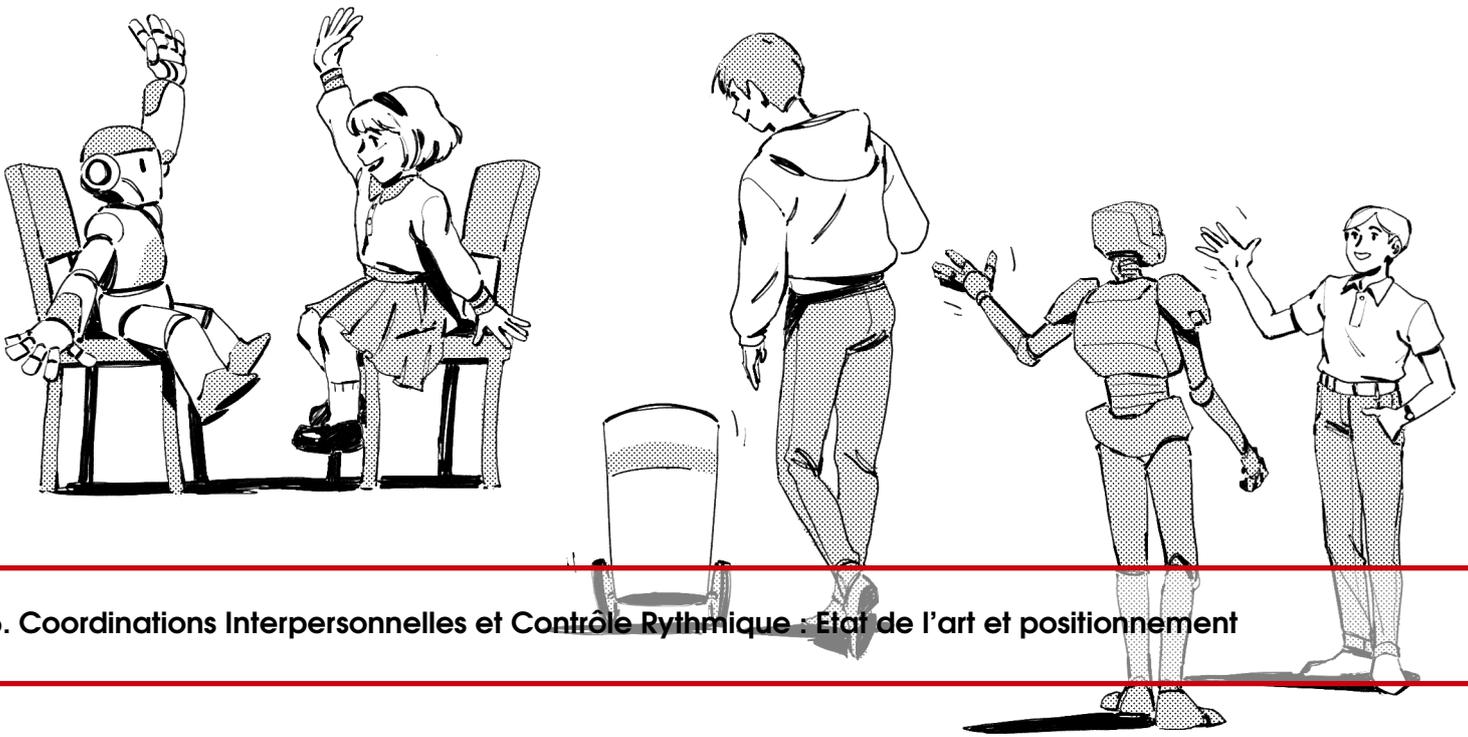
## **5 Coordinations Interpersonnelles et Contrôle Rythmique : Etat de l'art et positionnement 61**

- 5.1 Coordinations interpersonnelles, effet d'entraînement rythmique et synchronie
- 5.2 Modélisation des phénomènes d'entraînement rythmique et Théorie des Systèmes Dynamiques
- 5.3 Positionnement : Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel pour les Interactions Homme-Robot
- 5.4 Le contrôle rythmique
- 5.5 Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnels
- 5.6 Conclusion

## **6 Entraînement rythmique et synchronisation non intentionnels : Etudes psychologiques expérimentales pour les IHR 81**

- 6.1 Modélisation de l'effet d'entraînement rythmique non-intentionnel pour les IHR
- 6.2 Validation expérimentale du modèle d'entraînement en condition d'interaction Homme-Robot
- 6.3 Étude des capacités de synchronisation et d'entraînement rythmique d'une population d'enfants atteints de TSA
- 6.4 Étude des fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle en IHR
- 6.5 Étude de l'impact de la désynchronisation dans le cadre d'une interaction Homme-Robot
- 6.6 Conclusion et discussion





## 5. Coordinations Interpersonnelles et Contrôle Rythmique : Etat de l'art et positionnement

Dans le premier chapitre introduisant le contexte de cette thèse, nous avons précisé que l'un de nos objectifs majeurs était d'**exploiter les mécanismes bas niveau des interactions Homme-Homme et proposer une architecture permettant des dynamiques d'interaction Homme-robot intuitives** dans le cadre de tâches collaboratives et coordonnées.

Nous avons dans un premier temps étudié, dans les deux chapitres précédents, les primitives motrices pouvant engendrer des cinématiques proches de celle de l'humain. Nous avons mis en avant que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ , considérée comme caractéristique cinématique du mouvement biologique, était respectée lors de la réalisation de mouvements fluides, courbes et bien intégrés au répertoire moteur. Le chapitre 4 a notamment montré que ces propriétés pouvaient être le résultat d'une optimisation du coût énergétique lié à la gestion de la gravité. Pour un organisme vivant et possédant des membres rattachés à son corps à la manière de pendules, cela implique la production de trajectoires en partie oscillatoires.

Cette conclusion nous amène alors à considérer l'utilisation de **primitives motrices oscillatoires** pour le contrôle moteur.

Dans ce chapitre, en lien avec nos objectifs précisés ci-dessus, nous nous intéressons plus précisément aux mécanismes bas niveau inhérents aux comportements sensorimoteurs lors de coordinations interpersonnelles chez l'Homme.

Nous présenterons un état de l'art sur la question qui permettra de positionner l'approche théorique défendue dans le cadre de cette thèse et de justifier les travaux réalisés.

## 5.1 Coordinations interpersonnelles, effet d'entraînement rythmique et synchronie



FIGURE 5.1 – Illustration d'une marche synchronisée

Danser, jouer de la musique, faire du sport en équipe... Les exemples ne manquent pas pour justifier que l'Homme est un expert de la coordination avec ses pairs. Lors d'une interaction, la coordination est le résultat de l'adaptation motrice de l'ensemble des partenaires [79]. Cette coordination interpersonnelle joue un rôle très important dans la communication non verbale. Elle peut être liée au facteur d'intimité entre les personnes [80]. De plus, elle pourrait avoir été sélectionnée au cours de l'évolution grâce à son influence sur la cohésion sociale [81]. Bernieri et al. ont mis en avant que cette coordination interpersonnelle pouvait être de deux types : imitation et/ou synchronisation [82]. Par définition, la synchronisation consiste à rendre simultanées les actions de deux systèmes ou plus. Il est, de ce fait, évident que ce phénomène est important pour de nombreux domaines où le couplage temporel entre des systèmes ou signaux est primordial (électronique, transmission, etc.). Cette définition impose donc que les systèmes à coordonner

soient couplés entre eux. Ce phénomène peut ainsi survenir spontanément entre deux systèmes a priori indépendants, mais liés de par leur environnement : un exemple célèbre est la synchronisation spontanée de métronomes posés sur une même surface [83]. Dans ce cas, le couplage entre les systèmes est indirect et s'effectue au travers de la surface de contact qui transmet les vibrations dues au fonctionnement des métronomes. Ces vibrations influencent la dynamique des pendules jusqu'à un point d'équilibre dans lequel ils sont synchronisés.

Dans le monde vivant, nous observons régulièrement des exemples de coordination entre les individus comme le clignotement des lucioles asiatiques, le vol d'oiseaux ou encore les bancs de poissons [84]. La coordination entre membres d'une même espèce présente des avantages évolutifs certains. À l'instar de leurs cousines du reste du monde, les lucioles thaïlandaises mâles synchronisent leur clignotement lors de périodes de reproduction. Cet effort collectif leur permet d'être plus lumineux et donc plus visibles des femelles [85]. Certaines espèces d'oiseaux et de poissons, en particulier celles de petites tailles, sont également remarquables pour leurs très importants regroupements synchronisés (bancs de poissons et vol en masse d'oiseaux). Ces phénomènes permettent d'obtenir une dynamique de groupe complexe qui non seulement permet au groupe de s'orienter, mais offre également un avantage considérable contre les prédateurs [86].

### 5.1.1 Effet d'entraînement rythmique et synchronisations interpersonnelles chez l'humain.

La synchronisation interpersonnelle est également très présente chez l'Homme. La majorité de nos mouvements, même les plus basiques, nécessite une coordination entre les différents membres du corps. Nous pouvons notamment citer la coordination bi-manuelle, qui s'effectue de manière spontanée lors de tâches rythmiques et qui fut largement étudiée par Kay et Kelso [87, 88]. De nombreuses situations sociales nécessitent également de la coordination entre les individus (danse, conversations, passage d'objets, etc.). Schmidt et al. ont montré que cette synchronisation interpersonnelle possède les mêmes caractéristiques que la synchronisation entre les membres d'un seul

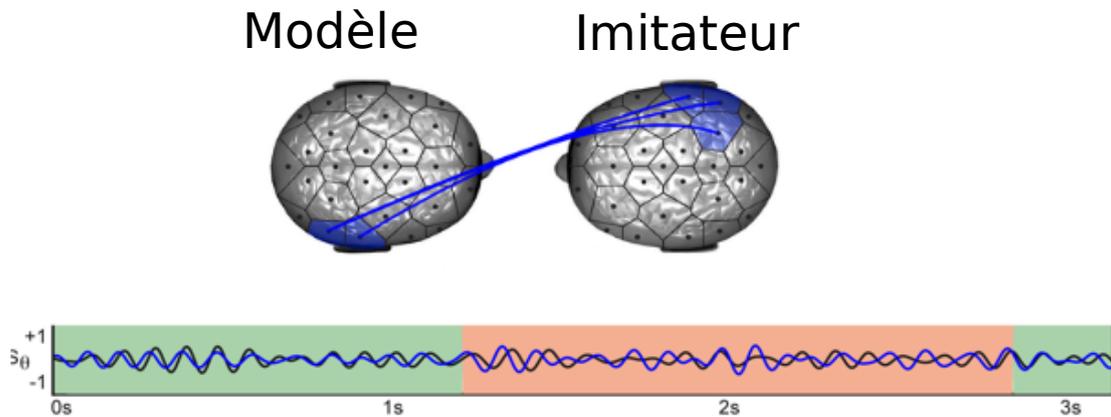


FIGURE 5.2 – Observation des ondes  $\alpha$  dans le lobe centro-pariétal durant une interaction (imitateur en bleu). Les signaux sont régulièrement synchrones (figure issue de [101]).

individu (actions bi-manuelles par exemples)[89, 90].

Lors d'une marche classique, une personne a des pas rythmés à une fréquence qui lui est propre. Cependant, lorsque deux personnes marchent côte à côte, on peut constater que leur pas dérivent de cette fréquence pour arriver à une fréquence commune [91, 92] (voir l'illustration 5.1). C'est un des nombreux exemples classiques de coordination ou de synchronisation interpersonnelle. Des recherches mettent en avant que lors d'une interaction ou face à des stimuli rythmiques, les humains modifient leur dynamique propre, que nous appellerons ici **fréquences propres** ; la fréquence du mouvement est déviée pour se rapprocher de la fréquence des stimuli [93, 95, 96, 94]. Ce phénomène peut émerger dans des groupes de grandes tailles (la synchronisation des applaudissements dans une foule par exemple) [98, 97]. Cette déviation des fréquences propres causée par l'intégration sensorielle de stimuli rythmiques est usuellement appelée **effet d'entraînement**, ou bien encore **effet magnet**.

L'entraînement peut avoir lieu via différentes modalités, notamment visuelle et auditive. Il fut cependant démontré lors d'expériences comparant ces deux types de stimuli que l'audio a une meilleure capacité d'entraînement que le visuel [99]. Ce couplage sensorimoteur est également moins soumis au changement d'intensité du stimulus que le cas d'un entraînement visuel [100].

La synchronie peut être ainsi considérée comme la résultante d'effets d'entraînements mutuels aboutissant à une convergence rythmique durant l'interaction.

Ces phénomènes observables d'un point de vue comportemental ont également été retrouvés à une échelle neuronale. Des enregistrements EEG (électroencéphalogramme) ont montré une corrélation directe entre le moment de synchronisation des partenaires et une synchronisation du rythme cérébral lors d'un jeu d'imitation de mouvements de mains [101]. Cette synchronisation a principalement lieu pour des ondes  $\alpha$  et se situe dans la zone droite du lobe centro-pariétal. Des synchronisations ont également lieu entre le lobe occipital (vision) et pariétal (mouvements) montrant que l'attention visuelle du sujet sur les mouvements de l'autre influence sa propre réponse motrice (voir figure 5.2).

La synchronisation sensorimotrice n'implique pas uniquement que deux partenaires bougent à la même fréquence. Repp et al. ont mis en avant que seuls deux états étaient stables : lorsque les

systèmes sont en phase ou en anti-phase [96]. Même lorsque cela est explicitement demandé, il est très difficile de maintenir une phase qui ne soit pas de 0 ou de  $\pi$  lors d'une tâche de coordination : les sujets vont automatiquement tendre vers un état de phase ou d'anti-phase. Il est intéressant de noter que l'on retrouve également cette propriété pour la coordination bi manuelle [102].

Enfin, malgré l'apparition fréquente de phénomènes de synchronisation dans la nature, la coordination des gestes avec un rythme sonore ou visuel est rarement observée chez les autres espèces. Freeman et al. ont ainsi émis l'hypothèse que la synchronisation s'est autant développée chez l'Homme grâce à la cohésion sociale forte qu'elle apportait. En effet, cette faculté humaine à la synchronisation sensorimotrice pourrait selon Merker avoir joué un rôle essentiel dans l'établissement de la musique et même du langage [103]. Hasson et al. affirme que la capacité de synchronisation neuronale et motrice permet de simplifier la compréhension et la réception de chaque individu dans un groupe. Elle serait donc la clef qui permet un comportement social complexe qui n'aurait jamais émergé sans [104].

De nombreuses études ont en effet établi un lien entre synchronie et degré d'attention envers un partenaire [105, 106, 82]. Richardson et al. ont observé que les yeux de deux personnes se synchronisent régulièrement au cours d'une conversation non scriptée. Or, le degré de synchronisation des yeux augmente si l'on présente au sujet les mêmes informations audio avant la conversation. Le partage de savoir commun et l'attention conjointe sont donc des facteurs sociaux qui augmentent la synchronisation spontanée des individus au cours de l'interaction. Ce couplage sensorimoteur est également dépendant de notre volonté d'interagir avec l'autre : une étude montra effectivement que l'on a tendance à davantage se coordonner spontanément avec les personnes qui sont plus attirantes [107] et, plus généralement, le degré de proximité entre deux personnes peut être déduit de par leur coordination [80].

Ce lien attention/synchronie n'est cependant pas limité à un lien de cause à effet. De nombreuses études mettent en avant que pratiquer des tâches de synchronisation dans un groupe, comme des jeux manuels ou de la musique, entraîne des comportements prosociaux, comme aider les autres [108], être empathique [109, 110], et améliorer la coopération [111]. Hu et al. ont par ailleurs montré plus généralement que l'observation de la synchronisation inter-cerveau permet de prédire ces comportements prosociaux [112].

### **Importance de la synchronie et de l'entraînement rythmique pour le développement**

La synchronisation d'événements permet de déterminer leur contingence. Les bébés de deux mois sont déjà capables d'établir un lien de causalité entre leurs actions et des changements dans leur environnement. Ces expériences de contrôle de leur environnement leur sont plaisantes [113]. Watson et Bahrick ont placé de jeunes bébés sur des chaises hautes, ont filmé leurs jambes, et les ont retransmis aux bébés avec plus ou moins de décalage temporel. Les auteurs ont ainsi montré que les bébés de 3 mois ou moins étaient très attirés par l'image parfaitement synchronisée. Ils proposent ainsi l'hypothèse que les bébés étaient capables de détecter la synchronie parfaite et qu'elle leur permettait de faire la distinction entre eux et le monde extérieur. Cette détection de synchronie permet un apprentissage par association sensorimotrice des mouvements que peut produire l'enfant lors des phases de babillage et donc un apprentissage primaire de son propre corps et de sa motricité. Au contraire, dès 5 mois, les bébés s'intéressent davantage à la vidéo qui montre une synchronie forte mais pas parfaite. Ceci démontre un changement important dans le développement de l'enfant. Ils s'intéressent désormais davantage aux choses qu'ils peuvent influencer, mais qui leur sont extérieures. La synchronie mais également le degré de synchronie sont donc primordiaux dans le

développement pour apprendre des associations de liens de causalité.

Par ailleurs, diverses expériences sur le nouveau-né d'au moins deux mois montrèrent l'importance de la synchronisation de la mère avec le bébé [114, 115]. Si la mère ne se synchronise pas sur son enfant, ce dernier ne lui accorde pas d'attention et ceci même lorsqu'une interaction était déjà en cours depuis plusieurs minutes. De plus, des interactions désynchronisées (dans un contexte de vidéoconférence) entre une mère et son bébé peuvent même induire des réactions négatives chez le bébé (et la nécessité d'arrêter l'expérience) [116]. Plus généralement, la dyade synchronisation/imitation des parents sur l'enfant joue un rôle très important dans la régulation émotionnelle et le développement social du bébé. Il est important de noter que ces phénomènes sont bidirectionnels et que le bébé y joue un rôle de plus en plus actif avec l'âge [117].

### 5.1.2 Les coordination interpersonnelles non intentionnelles

Par ailleurs, un aspect intéressant de ces coordinations interpersonnelles est le caractère **non intentionnel** qu'elle peuvent revêtir. En effet, nous distinguons deux types de synchronisations :

- **La synchronisation intentionnelle ou volontaire.** En 1997, Malle et Knobe ont proposé un modèle du concept de l'intentionnalité reposant sur plusieurs recherches [118]. 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". Dans le cas de la synchronisation intentionnelle, donc, les individus sont conscients des stimuli rythmiques et cherchent à se synchroniser volontairement sur certains d'entre eux. La déviation de la fréquence propre n'a de limite que celle du corps lui-même. La synchronisation est impossible seulement si le tempo à adopter est trop rapide ou trop lent pour les membres [119]. L'amélioration de ces limites ou la capacité à se synchroniser sur des rythmes plus complexes ou des signaux multi-tempo est possible grâce à la pratique.
- **La synchronisation non intentionnelle ou spontanée.** En 1997, Schmidt et al. ont pu mettre en avant dans des conditions de laboratoire ce phénomène dont l'existence était déjà connue [94]. L'équipe de chercheurs a demandé à des paires de sujets assis l'un à côté de l'autre de faire osciller un pendule accroché à leur poignet à la fréquence la plus confortable possible. Ces pendules pouvaient être de même taille ou bien de tailles différentes, assurant ainsi, dans ce dernier cas, que les fréquences préférentielles d'oscillation étaient différentes pour les deux sujets. Schmidt et al. analysèrent la différence de phase entre les deux pendules durant différentes étapes de l'interaction. Comme attendu, lorsque les sujets ne se regardent pas, la différence de phase est aléatoire et est également répartie entre 0 et 180 degrés. Cependant, lorsque les sujets se regardent et ce alors même qu'on leur demande explicitement d'osciller leur pendule à leur fréquence de confort, la différence de phase lors de l'interaction n'est plus aléatoire ; on remarque une surreprésentation de phase à 0 et 180 degrés. Les sujets ne sont pas synchronisés durant toute l'interaction, en revanche, les états de phase et d'anti-phase apparaissent clairement comme des attracteurs importants et ceci de manière spontanée. Des résultats similaires ont été démontrés pour des tâches consistant à battre la mesure en ignorant un stimulus audio à une autre fréquence [120]. Dans les deux expériences présentées, des états stables de synchronisation pouvaient être atteints lorsque les fréquences propres des deux systèmes étaient suffisamment proches. L'interaction ne mène pas toujours à la synchronisation mais l'effet d'entraînement rythmique fait tendre les systèmes à rester plus longtemps dans les états stables de phase ou d'anti-phase.

À première vue, il serait raisonnable de penser que la synchronisation intentionnelle et non intentionnelle sont des phénomènes aux mécanismes similaires. Or des études psycho-experimentales

sur des populations atteintes de schizophrénie ont montré que, si elles partagent les mêmes capacités en matière de synchronisation spontanée qu'une population neurotypique, leur synchronisation intentionnelle est impactée par leur pathologie [121]. Ces résultats semblent démontrer que les mécanismes de synchronisation intentionnelle et non intentionnelle diffèrent. Il paraît ainsi légitime de différencier l'étude et la modélisation de ces deux types de synchronisation.

La synchronisation non intentionnelle est un phénomène spontané mais également inévitable. Un sujet sain ne peut s'empêcher de se synchroniser sur un système oscillant (bras de robot, métronome) dont la fréquence est proche de sa fréquence propre [122]. Il est empiriquement admis que cette fréquence d'accrochage doit être éloignée au maximum entre 5% et 10% de la fréquence propre du sujet [94]. Ce chiffre varie selon le mouvement étudié, la modalité du stimulus rythmique ainsi que son amplitude qui vont jouer sur le couplage sensorimoteur [123].

### 5.1.3 Synchronie et coordination interpersonnelles 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 [125, 126, 124]. 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 [127].

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 [128]. 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 [129].

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 [130]. Ikegami et Iizuka se sont eux intéressés aux algorithmes génétiques et ont montré que le couplage et le turn-taking entre deux agents sont très sensibles à la dynamique des interactions [131].

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 [132].

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) [136, 135, 134, 133]. Prepin et al. [137] 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 modèles simples d'oscillateurs neuronaux peut 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 [138].

## 5.2 Modélisation des phénomènes d'entraînement rythmique et Théorie des Systèmes Dynamiques

Nous abordons maintenant la question de la modélisation de ces phénomènes d'entraînement rythmique et de coordinations interpersonnelles.

D'après Philips-Silver, le phénomène d'entraînement repose sur trois blocs fondamentaux [139] : la production d'informations rythmiques, la détection de signaux rythmiques et l'intégration de ces deux systèmes. Si la production d'information rythmique repose souvent sur l'exploitation d'oscillateurs ou de signaux sinusoïdaux, il existe différentes approches concernant la détection et l'intégration, les deux principales étant l'approche *traitement de l'information* et l'approche *systèmes dynamiques*.

L'approche traitement de l'information propose une modélisation par prédiction du phénomène de synchronisation : il consiste à corriger l'erreur de timing entre deux agents cycle par cycle au moyen de différents algorithmes. Cette approche parle ainsi davantage de correction d'erreurs plutôt que d'entraînement rythmique. Par exemple, cette correction d'erreur peut être effectuée via des processus linéaires autorégressifs, se rapprochant ainsi de procédés d'apprentissage dans le temps [140] ou bien utilise des procédés statistiques de prédiction de série temporelle.

Néanmoins, des études ont montré que la synchronisation inter-cerveaux durant une tâche sociale ne prenait que quelques millisecondes [101]. Un tel timing montre que le mécanisme à l'origine du phénomène est de très bas niveaux et donc incompatible avec des processus complexes. Au contraire, il pourrait provenir de couplage direct. Ainsi, certaines approches proposent des modèles plus bas niveau pour simuler le phénomène de synchronisation. Un exemple simple est la simulation des bancs de poissons ou des vols d'oiseaux en groupe : en instaurant des règles simples entre les agents (i.e. maintenir une certaine proximité ainsi qu'une certaine distance), Huth et al. sont parvenus à reproduire la dynamique de ces groupes [86].

Dans cette lignée, *La théorie des systèmes dynamiques* consiste à considérer les sujets en interaction comme étant des agents directement couplés via le flux de données sensorimotrices. Tels les pendules de Huygens, les agents sont perçus comme des oscillateurs mécaniquement ou mathématiquement couplés qui vont ainsi s'influencer dynamiquement. L'état de synchronie est donc ici une conséquence dynamique du couplage entre les individus. Mathématiquement, cette approche repose davantage sur la correction de phases entre deux signaux rythmiques plutôt que sur la fréquence directement. On considère alors que chaque agent est un système oscillatoire dont la phase, l'amplitude, la fréquence, peut être perturbé par des apports d'énergie extérieurs. Chaque sujet est ainsi perçu mathématiquement comme un oscillateur à cycle limite (i.e. qui va osciller à une fréquence fixe en l'absence de perturbation), la fréquence de son cycle limite représentant la fréquence propre de l'agent modélisé. Lorsqu'un oscillateur stable subit une perturbation, il se produit un changement de phase de cet oscillateur dépendant de la perturbation [141]. Ce changement est appelé courbe de réponse en fréquence et c'est son étude qui peut permettre de parvenir à une synchronisation du système.

Le modèle HKB est sans doute l'un des exemples les plus connus de modélisation de coordination avec une approche "systèmes dynamiques". Développé par Haken Kelso et Bunz pour la modélisation des coordinations bi-manuelles, il consiste à coupler un oscillateur de Van der Pol et de Rayleigh comme indiqué dans l'équation 5.1. Les fonctions  $f_1$  et  $f_2$  peuvent être déterminées mathématiquement afin que la phase relative entre les deux oscillateurs soit nulle, ces fonctions

sont prouvées comme existantes et peuvent même être de simples fonctions linéaires [87, 88].

$$\begin{cases} \frac{d^2x_1}{dt^2} + (\varepsilon + \omega_1) \frac{dx_1}{dt} + \gamma x_1^2 \frac{dx_1}{dt} + \delta \frac{dx_1}{dt}^3 = f_1(x_1, \frac{dx_1}{dt}, x_2, \frac{dx_2}{dt}) \\ \frac{d^2x_2}{dt^2} + (\varepsilon + \omega_2) \frac{dx_2}{dt} + \gamma x_2^2 \frac{dx_2}{dt} + \delta \frac{dx_2}{dt}^3 = f_2(x_1, \frac{dx_1}{dt}, x_2, \frac{dx_2}{dt}) \end{cases} \quad (5.1)$$

avec

- $\omega$  la fréquence propre de l'oscillateur (respectivement 1 et 2)
- $\gamma$  le coefficient de non linéarité de l'oscillateur de Van der Pol
- $\delta$  le coefficient de non linéarité de l'oscillateur de Rayleigh
- $\varepsilon$  terme de non linéarité permettant le cycle limite (oscillations entretenues)

La contrainte du modèle présenté réside dans la manière de coupler les oscillateurs. Il est effectivement nécessaire d'avoir accès à des paramètres comme  $\omega$  et  $\gamma$ .

### 5.3 Positionnement : Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel pour les Interactions Homme-Robot

L'état de l'art ci-dessus met en évidence l'importance des coordinations interpersonnelles et de la synchronie dans les interactions Homme-Homme. Par ailleurs, ces dernières ont été aussi assez largement étudiées en Interaction Homme-Robot (IHR), domaine dans lequel la pertinence de leur prise en compte a été avérée.

Des phénomènes d'entraînement rythmique induits par des robots ont déjà pu être observés même lorsque cet entraînement est unidirectionnel (robot insensible au feedback rythmique de l'humain). Par exemple, Ogawa et al. rapportèrent un phénomène d'entraînement sur une tâche de hochement de tête avec un robot [142] et Sakamoto et al. montrèrent que les mouvements d'une personne peuvent être entraînés par ceux d'un robot dans une situation de guidage [143]. Cependant, Lorentz mis en avant que les humains en interaction avec un robot qui n'est pas capable de s'adapter à leur rythme ne sont pas capables de compenser complètement l'effort d'adaptation pour que l'interaction soit synchrone [144]. Ceci montre que le caractère bidirectionnel de l'interaction est crucial en IHR.

Néanmoins, à notre connaissance, le caractère "*non intentionnel*" de ces coordinations interpersonnelles a été très peu étudié dans le cadre des IHR et non pris en compte dans la construction des modèles computationnels contrôlant le robot (ou la machine).

Nous avons donc mis l'accent dans le cadre de cette thèse sur la compréhension et la modélisation des adaptations rythmiques non intentionnelles ainsi que sur l'exploitation des intérêts liés à cette modélisation.

Naturellement, deux questions se posent assez rapidement :

1. Quel modèle mettre en place pour simuler des adaptations rythmiques non intentionnelles chez le robot ?
2. Peut-on induire et observer des coordinations motrices non intentionnelles chez l'humain qui interagit avec un robot ? dans quelles conditions ?

Avant de parler de coordination interpersonnelle et de synchronie non intentionnelle, il faut dans un premier temps analyser le phénomène en cause qui fait émerger ce type de comportement. Comme nous l'avons vu précédemment, la synchronie, intentionnelle ou non, peut être vue comme la résultante d'effets *d'entraînement rythmique* mutuels entre deux agents (ou systèmes). On parlera alors de **bidirectionnalité** dans l'interaction. On peut aussi considérer des cas *d'unidirectionnalité*

avec un agent "purement" acteur et l'autre "purement" suiveur. Si on peut tout à fait envisager ce cas de figure pour les systèmes/agents artificiels, il semble difficile de concevoir une interaction Homme-Homme unidirectionnelle tant le caractère non intentionnel des adaptations rythmiques est omniprésent.

Il est vrai que des coordinations interpersonnelles et synchronisations non intentionnelles ne sont observées que dans certaines conditions pour lesquelles les fréquences d'interaction des deux agents sont proches (une différence supposée non supérieure à 10%). Néanmoins, il a été montré que dans le cas d'interactions ne respectant pas ces conditions, les synchronisations non intentionnelles sont effectivement difficilement observables mais **l'entraînement rythmique non intentionnel** est quant à lui toujours présent. Sans arriver à un comportement synchrone, notre rythme d'interaction est en permanence influencé et modifié par les stimuli extérieurs [145].

La théorie des systèmes dynamiques propose des modélisations bas niveau qui nous semblent justifiées de par l'importance et l'aspect direct du couplage sensorimoteur responsable de l'effet d'entraînement. Cette approche implique de modéliser les agents par des oscillateurs et donc de considérer un modèle sensorimoteur rythmique. Cet état de fait est également en adéquation avec nos conclusions concernant le type de contrôle à exploiter pour produire des dynamiques motrices proches de celles de l'Homme.

Par conséquent, nous positionnons nos travaux sur : **le contrôle rythmique et la modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel** pour les Interactions Homme-Robot.

Le **contrôle rythmique** sera à base d'oscillateurs neuronaux. Pour **la modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel**, nous adopterons une approche inspirée de la théorie des systèmes dynamiques. Ces choix seront justifiés par les deux sections suivantes.

## 5.4 Le contrôle rythmique

### 5.4.1 Contrôle rythmique et réseau locomoteur spinal pour la locomotion

La rythmicité est au cœur de nombreux mouvements de base comme la locomotion. Des études sur les animaux et des observations chez l'Homme tendent à montrer que le contrôle de ces mouvements n'est pas discret mais qu'il s'effectue au contraire au moyen de commandes motrices oscillatoires.

Dès le début du *XX<sup>ième</sup>* siècles, des études se sont penchées sur l'importance du réseau spinal sur la locomotion ; en effet, il est possible de maintenir un mouvement de marche chez l'animal même lorsque la tête est séparée du reste du corps [146]. Ces observations impliquent qu'il existe un réseau indépendant du cortex moteur permettant un contrôle basique mais coordonné pour les membres des animaux. Le débat se focalise alors sur la nature d'un tel mécanisme : ces mouvements sont-ils le résultat de réflexes (réponses motrices rapides à un stimuli sans passage par le cerveau), ou bien d'un contrôle oscillatoire présent en dehors du cortex moteur ? Cette seconde possibilité va plutôt à l'encontre du consensus scientifique de l'époque concernant le contrôle moteur qui était perçu comme très centralisé : à l'exception des réflexes, l'ensemble des ordres moteurs est contrôlé par le système nerveux central. Au contraire l'hypothèse d'existence de réservoir de signaux moteurs en dehors du cortex moteur primaire impliquerait une forme de contrôle moteur davantage décentralisée et distribuée.

En 1961, le neurobiologiste Wilson a étudié le contrôle moteur de la locuste (une sauterelle) et

tranche sur la question [147] : il existerait un circuit neuronal qui produit des signaux rythmiques sans nécessité d'excitation extérieure et explique bien davantage la locomotion que des boucles réflexes. Pour Wilson, ce circuit est situé dans la colonne vertébrale et permet la locomotion de l'insecte : c'est le réseau locomoteur spinal (*Central Pattern Generator*, soit CPG). Le réseau locomoteur spinal a été particulièrement étudié chez l'anguille in vivo qui se meut en faisant osciller son corps : la séparation de son corps et de sa tête ont eu des répercussions sur sa mobilité mais le mouvement de base a été préservé [148].

Ijspeert et al. ont souhaité modéliser le contrôle moteur neuronal entier d'une anguille en utilisant des algorithmes génétiques évolutionnaires afin d'obtenir différentes solutions de modélisation. Leurs algorithmes d'évolution étaient de 3 types : contrôleurs discrets, chaotiques et rythmiques. Parmi les solutions obtenues, celles impliquant un contrôle rythmique donnaient les résultats les plus pertinents par rapport à la mobilité réelle de l'animal simulé. Plus précisément, les meilleures solutions convergent vers la modélisation d'un CPG pouvant produire indépendamment des signaux oscillatoires dont les dynamiques (phases, fréquences, amplitudes) peuvent être influencées par des signaux extérieurs [149]. Ces résultats impliquent donc que les CPG peuvent constituer une solution optimale pour des problématiques de locomotion.

Des travaux démontrant l'existence d'un réseau locomoteur spinal chez des animaux plus complexes comme les vertébrés et les mammifères ont également été menés (chats, lapins, souris, etc. voir l'état de l'art présenté par Guertin et al. [150]). Chez l'Homme, l'étude de divers cas cliniques ont permis de supposer également la présence de réservoirs de signaux moteurs dans la colonne vertébrale [151].

#### 5.4.2 Primitives motrices et Contrôle rythmique

Nous venons de mentionner la découverte et l'étude du contrôle locomoteur spinal c'est à dire l'existence de signaux contrôlant la locomotion situés dans la colonne vertébrale. Cette notion de réservoir de signaux rythmiques ne se limite cependant pas à la locomotion et de tels réservoirs ne sont pas toujours situés dans le réseau spinal. En effet, nous retrouvons chez l'animal et l'humain des CPG impliqués dans de nombreuses activités motrices rythmiques dites de bas niveau : la mastication et les mouvements de la langue (réservoir d'oscillateurs situé dans les noyaux hypoglosses) [152], la vocalisation (dans le bas du tronc cérébral) [153] ou encore la respiration [154]. Ces unités de contrôle pourraient ainsi être exploitées pour des actions biologiques de base permettant ainsi au cortex moteur de ne programmer que les mouvements plus complexes et circonstanciels.

Cependant, des primitives motrices oscillatoires peuvent également être observées lors de mouvements non périodiques. Churchland et al. ont ainsi pu enregistrer une importante composante rythmique en sortie du cortex moteur lors de mouvements de préhension [155] (voir figure 5.3). Ces résultats impliquent que de telles formes de signaux sont également présentes dans le cortex primaire. Mais plus important encore, ils mettent en évidence **qu'un contrôle rythmique peut entrer en jeu dans la production d'actions non périodiques.**

Ces observations mènent à la considération d'une approche modulée du contrôle moteur. Notre capacité à exploiter et à combiner des éléments simples pour la production de signaux complexes est cruciale pour nombre de nos comportements. On peut par exemple citer le langage, dont la production est décomposable en syllabes. Des études ont par ailleurs montré que l'excitation d'un petit groupe de neurones dans le cortex moteur du singe pouvait faire produire à l'animal un mouvement complet du bras [156]. Ceci montre que des commandes simples peuvent être à l'origine de *synergies motrices* (activation simultanée d'un groupe de muscles suite à un seul signal de contrôle [157]). De nombreuses études vont en ce sens et mettent en avant que la production de mouvements peut être le résultat d'une concaténation d'unités motrices simples (voir l'état de l'art présenté par Tamar Flash et al. [158]). Ces unités de commandes motrices de base sont appelées *primitives motrices*. Les primitives motrices peuvent, selon les différentes approches et modèles

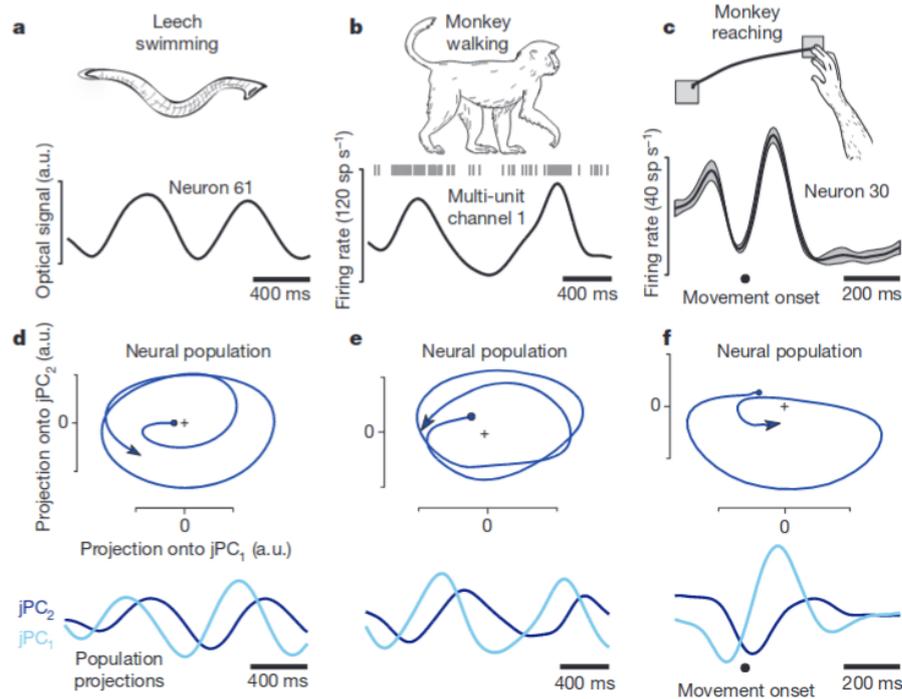


FIGURE 5.3 – Figure issue des travaux publiés par Churchland et al. [155]. Observation d'une population de neurones du cortex moteur pour différents mouvements (a, b,c) et leurs projections sur un espace jPCA. a) et d) déplacement d'une anguille, b) et e) locomotion du singe, c), f) préhension du singe.

envisagés, prendre des formes diverses. Elles peuvent être cinématiques, dynamiques, correspondre à de très simples unités de commandes motrices comme "aller à gauche" ou "descendre" ou bien correspondre à des "sous-mouvements" complexes. L'exploitation de primitives motrices apporte de nombreux avantages dans la mesure où la disposition de commandes préétablies permet de réduire la complexité du problème de contrôle moteur. Plutôt que de gérer l'entièreté de la production d'une trajectoire motrice, le contrôle moteur peut exploiter ces unités comme bases pour commander le mouvement. Hart et al. ont montré via l'enregistrement d'EEG que la dynamique complexe du saut de la grenouille pouvait résulter de l'exploitation de primitives situées dans sa moelle épinière [159].

### 5.4.3 Modélisation de contrôle moteur rythmique

Les composantes oscillatoires observées dans des enregistrements EEG du cortex moteur ou du réseau spinal peuvent donc être considérées comme des primitives motrices. Comme nous l'avons mentionné, ce type de primitives rythmiques peut apparaître pour des mouvements basiques [151, 153, 152, 154] mais également pour des mouvements complexes [155]. Ces résultats nous invitent à nous interroger sur la place et l'importance d'un possible contrôle rythmique dans le contrôle moteur.

#### Mouvements rythmiques et/ou mouvements discrets?

De nombreuses études tendent à cerner les différences et les similitudes entre la génération de mouvements rythmiques et celle de mouvements discrets. D'un point de vue mathématique, un mouvement rythmique provient d'un signal périodique. L'humain est cependant incapable de produire un mouvement rythmique au sens strict du terme. En effet, nos mouvements, même s'ils

peuvent être répétés plusieurs fois de suite sont tous finis. Ils sont sujets à des variations intrinsèques ou dues à l'environnement rendant difficile la production de l'exact même mouvement deux fois de suite. Ainsi, définir strictement un mouvement rythmique en biologie n'est pas évident, si tant est qu'une telle appellation soit légitime.

Hogan et Stenard proposent les définitions suivantes : Un mouvement discret est un mouvement qui se produit entre deux postures, une posture étant un intervalle de temps non nul pendant lequel aucun mouvement n'est réalisé. Les mouvements rythmiques eux, sont catégorisés en quatre sous-groupes allant de mouvements strictement périodiques à des mouvements comprenant des motifs récurrents [160]. Les deux définitions ne sont pas exclusives, un mouvement rythmique pouvant être effectué entre deux postures et un mouvement discret pouvant être répété de manière périodique (hypothèse de la concaténation). L'enregistrement d'activités cérébrales a permis à Sternad et Schaal de constater que les mouvements respectant la définition de mouvement discret provoquent l'activation de davantage de zones du cerveau que pour les mouvements rythmiques [161]. Ces résultats démontrent que le mouvement rythmique ne peut pas être une production d'un contrôle discret. Au contraire, la commande motrice pourrait donc provenir a) d'un ensemble contrôle rythmique et contrôle discret b) d'un contrôle rythmique seul, exploité différemment pour des mouvements discrets.

Van Mourik et al. ont étudié les phases de démarrage et d'arrêt des mouvements rythmiques apportant des résultats favorables quant à l'hypothèse selon laquelle ces mouvements seraient composés d'une succession de phases avec des mouvements discrets pour le démarrage et l'arrêt du mouvement et une partie rythmique entre les deux [162]. Ces résultats sont appuyés par ceux obtenus plus récemment par Churchland et al. sur les mouvements de préhension [155].

La réalité biologique ne fait cependant pas encore consensus entre ces deux types d'approches qui sont toutes deux exploitées pour la modélisation du contrôle moteur.

Dans leur article présentant un état de l'art sur la modélisation des primitives motrices discrètes et rythmiques, Degallier et Ijspeert résument les différents types de modélisation incluant ces primitives [163]. Les auteurs distinguent la partie planification et la partie exécution du mouvement. Cette distinction est importante. Par exemple Marder et al. ont modélisé le mouvement de l'anguille [164] et on montré qu'il est possible de reproduire son mouvement en séparant le corps de l'animal en différents segments qui oscillent avec une phase différente lors de la nage. Une question émerge alors concernant le contrôle de ces oscillations. Chaque segment peut avoir un contrôle différent ou bien un unique motif plus complexe peut contrôler le tout. Ainsi Degallier et Ijspeert identifient quatre formes de contrôle :

- La planification et l'exécution des mouvements rythmiques et discrets sont exécutés par des processus indépendants. Degallier et Ijspeert qualifient ce type de contrôle **Deux/Deux** [167, 165, 166].
- La planification du mouvement est la même pour les mouvements rythmiques et discrets. L'exécution cependant est effectuée au moyen de deux structures différentes (**Un/Deux**) [168].
- Les mouvements rythmiques et discrets proviennent d'une même structure de planification et d'exécution (**Un/Un**) [170, 169].
- La planification se fait par deux voies différentes (rythmique, discrète) et l'exécution est la même pour les deux sortes de mouvements (**Deux/un**) [171].

Parmi ces approches, les plus fréquemment exploitées ou envisagées sont celles de type deux/deux ou un/deux.

### Les oscillateurs comme primitives motrices

L'existence supposée des CPG et autres observations montrant l'existence d'unités produisant des commandes périodiques ont permis de légitimer l'oscillateur en tant que primitive motrice. La plupart des modèles traitant d'une exécution de gestes par un contrôle rythmique (deux/deux, un/un ou un/deux) sont, en effet, basés sur l'exploitation de générateurs de signaux périodiques [172, 110, 167, 173, 168, 166]. Ces oscillateurs sont en très grande majorité non-linéaires, cette caractéristique permettant des comportements dynamiques plus variés.

En 1928, Van der Pol et Van der Mark proposent pour la première fois l'utilisation d'oscillateurs non linéaires pour modéliser le rythme cardiaque [174]. Depuis, les oscillateurs de Van der Pol sont régulièrement utilisés pour modéliser des phénomènes rythmiques ainsi que les CPG [110]. Il s'agit d'un oscillateur à un degré de liberté dont l'équation s'écrit comme suit (équation 5.2).

$$\frac{d^2x}{dt^2} - \mu\omega_0(1-x^2(t)) + \omega_0^2x(t) = 0 \quad (5.2)$$

avec

- $\omega_0$  la fréquence propre de l'oscillateur
- $\mu$  le coefficient de non linéarité de l'oscillateur de Van der Pol

On observe l'influence du paramètre  $\mu$  qui modifie le signal : plus  $\mu$  est grand, plus l'on s'éloigne d'un oscillateur harmonique (cf figure 5.4).

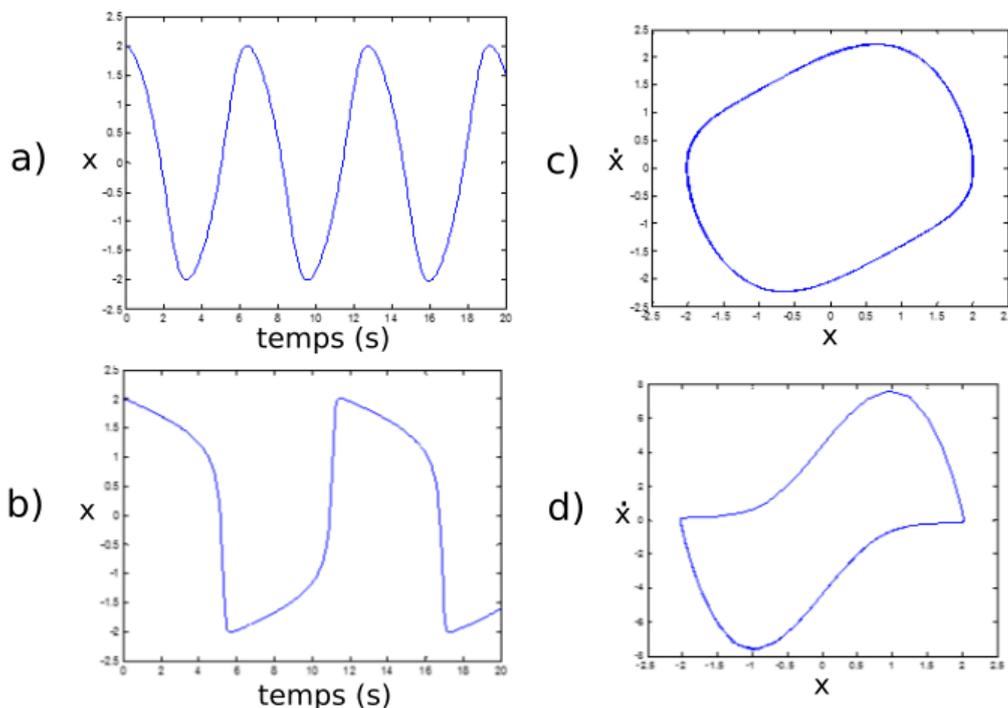


FIGURE 5.4 – Observation du comportement de l'oscillateur de Van der Pol. a) : Signal en fonction du temps pour  $\mu = 0.5$ . b) : Portrait de phase pour  $\mu = 0.5$ . c) : Signal en fonction du temps pour  $\mu = 5$ . d) Portrait de phase pour  $\mu = 5$ .

L'oscillateur de Rayleigh a une forme proche de l'oscillateur de Van der Pol et a pour équation :

$$\frac{d^2x}{dt^2} - \mu \omega_0 \left(1 - \frac{dx^2}{dt}\right) + \omega_0^2 x(t) = 0 \quad (5.3)$$

avec

- $\omega_0$  la fréquence propre de l'oscillateur
- $\mu$  le coefficient de non linéarité de l'oscillateur de Rayleigh

Le paramètre  $\mu$  de l'oscillateur de Rayleigh implique une augmentation de l'amplitude plutôt qu'une importante déformation du signal comme pour l'oscillateur de Van der Pol.

L'intérêt est que ces modèles mathématiques permettent de contrôler facilement chaque paramètre.

### Les neurones formels

Une approche davantage bio-inspirée consiste à utiliser des oscillateurs neuronaux. En effet, l'étude des populations de neurones a permis de mettre en avant que les neurones ont une réponse non-linéaire et que leur comportement est régi par différents seuils : seuil à partir duquel le neurone peut décharger et seuil pour sa fréquence maximale de décharge. Le passage de repos à décharge du neurone peut être considéré comme une bifurcation du système. Un neurone ou un ensemble de neurones peuvent donc être ainsi modélisés par un système d'équations dynamiques [175].

Ces états de faits nous invitent donc à considérer des implémentations exploitant des réseaux de neurones artificiels.

Le réseau de neurones formels (neurones artificiels) est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques.

La figure 5.5 présente un schéma de neurone formel (partie A) et de neurone biologique dont il est inspiré (partie B). Le neurone biologique traite l'activité présente sur ses dendrites (entrées qui reçoivent l'influx nerveux) et émet une réponse de son axone qui est lui-même relié à d'autres neurones. Les dendrites se rejoignent à l'entrée du neurone, ainsi, le signal traité par celui-ci est toujours égal à la somme de ses entrées. Lorsqu'il est excité au delà d'un certain seuil, un neurone émet un potentiel d'action c'est à dire un important pic de potentiel électrique pendant un court instant (on dit qu'un neurone a un comportement de type "tout ou rien") [176]. Un potentiel d'action est toujours identique pour un même type de neurone ; l'importance de la réponse de ce neurone réside dans sa fréquence de décharge. Ainsi, il est possible de modéliser le comportement d'un neurone en modélisant directement ce phénomène de potentiel d'action (modèle impulsionnel) ou bien en travaillant sur sa fréquence moyenne de décharge dont les caractéristiques (fréquence maximum, rapidité de la réponse) dépendent du type de neurone étudié.

Si les neurones sont des cellules aux capacités limitées, c'est l'ensemble du réseau de ces nombreuses unités qui permet l'émergence d'un comportement cognitif complexe. Dans un réseau de neurones, les axones et dendrites sont connectés via des synapses. Ces dernières permettent le transfert du flux nerveux, signal électrique, entre les neurones. La capacité de transmission de ces synapses diffère selon les neurones et varie avec le temps, permettant ainsi d'augmenter ou d'inhiber les transferts d'informations. C'est cette variabilité qui permet une grande adaptabilité du cerveau et est ainsi à la base de la plasticité cérébrale et de l'apprentissage.

Le premier neurone artificiel, dit *neurone formel* a été proposé par McCulloch et Pitts en 1943 et présente une modélisation mathématique des concepts évoqués ci-dessus (bloc A de la figure 5.5) [178]. La capacité de transmission d'une synapse est alors appelée *poids synaptique* ; représenté sur la figure 5.5 par les  $w_i$  elle permet de moduler les entrées d'un neurone. Les liaisons dites excitatrices ont des poids synaptiques positifs tandis que celles représentées par un poids  $w_i$  négatif sont inhibitrices. La sortie du neurone est modélisée en fréquence moyenne de décharge et

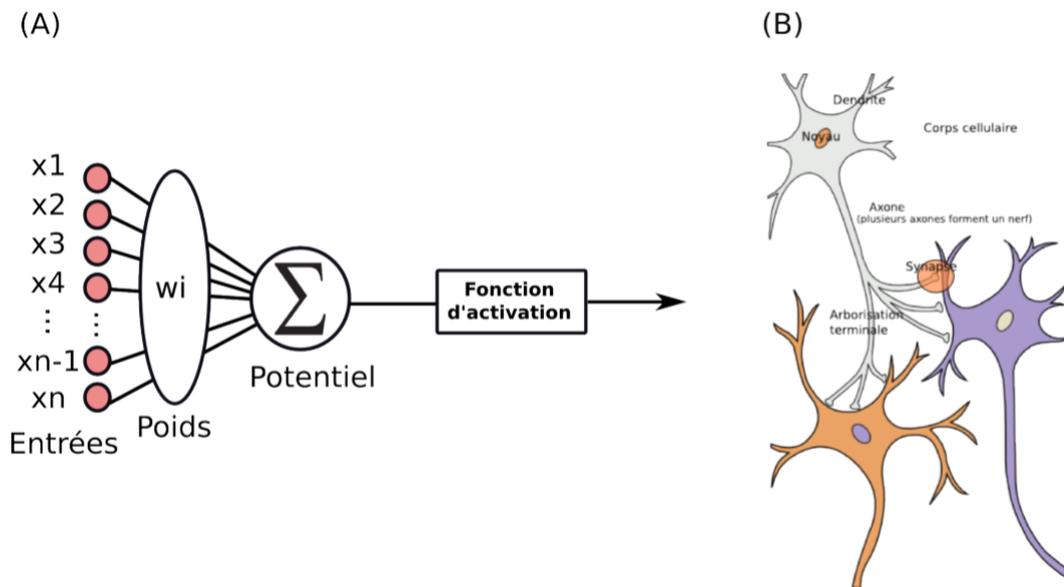


FIGURE 5.5 – Comparaison des structures d’un neurone artificiel (A) et d’un neurone biologique (B) (figure issue de [177])

correspond à la fonction d’activation  $f$  du neurone. La sortie du neurone formel du bloc B de la figure 5.5 s’écrit donc selon l’équation suivante :

$$f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i\right) \quad (5.4)$$

La fonction de transfert  $f$  est généralement bornée et non linéaire afin de respecter les observations du neurone biologique. Mc Culluch et Pitts ont dans un premier temps proposé la fonction d’Heaviside (créneau) mais différentes variantes existent pour des raisons pratiques ou bio-inspirées, les plus utilisées étant des fonctions sigmoïdes, tangentes hyperboliques, ou encore la fonction identité bornée.

Le reste de nos travaux exploitera cette forme d’implémentation.

### Oscillateurs neuronaux

Une grande partie des oscillateurs neuronaux consiste en un système de deux neurones qui s’inhibent et s’excitent mutuellement via une architecture générale présentée dans la figure 5.6. Ce cycle excitation/inhibition permet l’obtention d’un signal périodique. Les différents modèles existant varient, notamment, de par la fonction d’activation des neurones utilisés ; on peut ainsi citer l’oscillateur de Wilson-Cowan ou bien de Terman-Wang [180, 179]. Les neurones de l’oscillateur Wilson-Cowan possèdent une fonction d’activation incluant à la fois une réponse sigmoïde  $S(e(t))$  à leurs entrées  $e(t)$  et un intégrateur, comme le montre l’équation 5.5 donnant la sortie d’un neurone  $N$ . Ces modèles sont proches de la dynamique neuronale. En revanche, la non-linéarité des neurones simulés engendre rapidement des systèmes chaotiques dont le caractère oscillatoire est très dépendant des différents paramètres et qui se basent sur des calculs complexes de bifurcation de Hopf. Rokni et al. ont également proposé un modèle d’oscillateur neuronal dans lequel le taux de décharge de la cellule est fonction d’une phase, comme cela est illustré figure 5.7 [181].

$$\tau \frac{dx(t)}{dt} = -x(t) + S(e(t)) \quad (5.5)$$

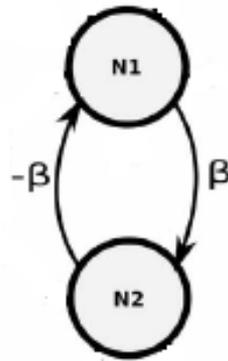


FIGURE 5.6 – Architecture générale d'un oscillateur neuronal

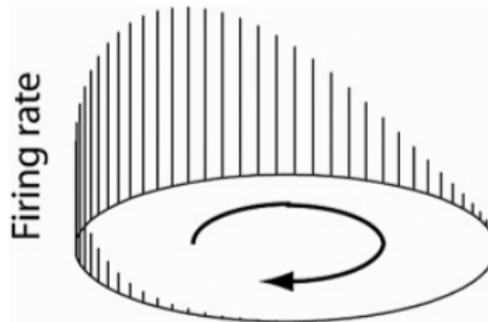


FIGURE 5.7 – Principe de fonctionnement d'un oscillateur de Rokni (figure issue de [181])

## 5.5 Modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnels

Les effets d'entraînement rythmique non intentionnel étant inconscients et inévitables, on peut considérer dans ce cas de figure que le contrôleur moteur est "constamment" entraîné rythmiquement (et dans une certaine mesure) par le flux de données sensorielles.

Par conséquent, une approche de la modélisation de l'effet d'entraînement rythmique par les systèmes dynamiques semble mieux définir et mieux expliquer le caractère non intentionnel et inévitable de ce phénomène.

En effet, comme pour le modèle HKB, il est possible de coupler ces oscillateurs entre eux afin de les entraîner mutuellement. La figure 5.8 présente une architecture possible du couplage de deux oscillateurs neuronaux. L'ajout du signal de sortie modulé d'un des oscillateurs va ainsi venir influencer la dynamique des oscillateurs, en termes d'amplitude, de motif et de fréquence. La figure 5.8 illustre un exemple de couplage total des oscillateurs de Wilson Cowan. Il est possible d'influencer la dynamique des oscillateurs en n'utilisant qu'une partie des liaisons couplées de la figure 5.8 (inhibiteur/inhibiteur, exciteur/exciteur, exciteur/inhibiteur).

Strumillo et al. montrèrent qu'un chaînage d'oscillateurs de Wilson Cowan couplé par les neurones excitateurs permettait de simuler la conduction cardiaque [182]. Le comportement dynamique

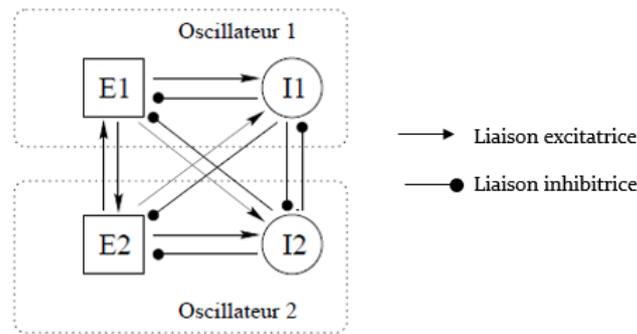


FIGURE 5.8 – Différents exemples de couplage d'oscillateurs neuronaux : les différents neurones inhibiteurs et neurones excitateurs peuvent être liés entre eux.

du système permet en effet la synchronisation entre les différents générateurs de rythme cardiaque (pacemaker) et explique des problèmes d'arythmie pouvant survenir chez certains patients. Des justifications mathématiques de ces résultats de couplage pour des oscillateurs non-linéaires en général et pour de petites variations de fréquences et de faibles couplages peuvent être trouvées ici [183, 184]. Des études électrophysiologiques ont également démontré que cette manière d'influencer la phase des oscillateurs se retrouvait effectivement en neurologie [185].

Revel et al. montrèrent mathématiquement que le couplage bilatéral de deux oscillateurs harmoniques neuronaux permet leur synchronisation à la condition d'un couplage suffisamment important [126]. En revanche, dans ce cas précis, en cas d'arrêt du couplage, les oscillateurs ne reviennent pas à leur fréquence d'origine, mais restent à la fréquence de l'état de synchronisation. Ceci est dû au fait que les neurones composant l'oscillateur ne sont pas bornés. Les oscillateurs qui gardent le même comportement pendant et après une perturbation rythmique sont dits adaptatifs. Cet effet peut être recherché si l'on souhaite apprendre le rythme d'interaction. Righetti et al. ont ainsi proposé un algorithme de type hebbien pour l'apprentissage d'une fréquence à un oscillateur adaptatif : le *dynamic hebbian learning* que nous allons brièvement introduire [186][167].

On considère le système suivant (équation 5.6) dont l'équation peut s'apparenter aux oscillateurs neuronaux présentés précédemment.

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = f(x, y, \omega) + KF(t) \\ \frac{dy}{dt} = f(x, y, \omega) \end{cases} \quad (5.6)$$

avec

- $\omega$  la fréquence propre de l'oscillateur
- $x$  et  $y$  respectivement l'excitateur et l'inhibiteur
- $f$  la fonction de l'oscillateur (donc la seule contrainte est que l'oscillateur soit à cycle limite)
- $K$  facteur de couplage entre les deux systèmes à synchroniser
- $F(t)$  le signal perturbateur en entrée de l'excitateur sur lequel le système doit se synchroniser.

Le principe est que la perturbation apportée par  $F(t)$  n'influence pas uniquement  $x$  et  $y$ , mais également la fréquence propre de l'oscillateur (cf figure 5.9). Righetti proposa une loi d'apprentissage de  $\omega$  sur les oscillateurs se basant sur une bifurcation de Hopf en considérant la perturbation sur la phase du système pour des coordonnées sphériques (équation 5.7 ci-dessous). Cette loi d'apprentissage est inspirée de la règle de Hebb.

$$\frac{d\omega}{dt} = -\omega F(t) \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (5.7)$$

Le grand intérêt de cette loi d'apprentissage est qu'elle se généralise, au signe près, pour les autres oscillateurs à cycle limite stable. L'utilisation de plusieurs oscillateurs suivant cette loi d'apprentissage permet de modéliser un CPG adaptatif [167].

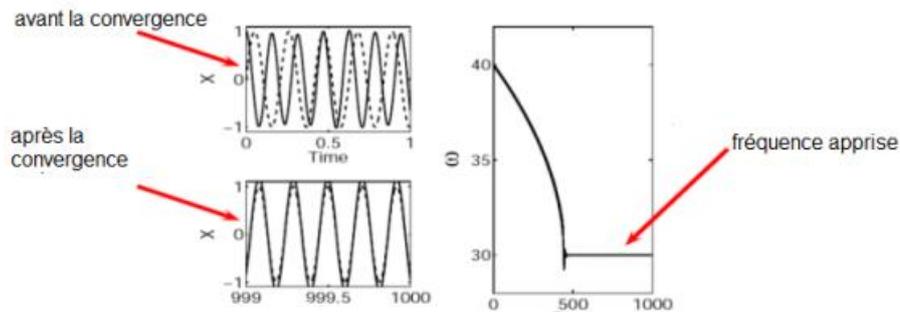


FIGURE 5.9 – Apprentissage d’une fréquence par un oscillateur adaptatif (figure issue de [167])

Ce modèle d’oscillateur adaptatif a donc l’avantage de s’adapter à tout type d’oscillateur. Cependant, ce modèle n’est pas optimal pour une implémentation en réseaux de neurones : il nous est difficile d’accéder directement à la fréquence de l’oscillateur sur les modèles neuronaux présentés ci-dessus. De plus, dans ce cas, l’oscillateur se synchronise, mais ne retourne pas à sa fréquence de base comme nous avons tendance à le faire après une interaction. Ce modèle est tout de même utilisé dans le cadre de coordination Homme/machine comme c’est le cas dans le modèle proposé par Artem Melnyk pour simuler la coordination des partenaires durant l’acte social important qu’est la poignée de main [187] mais également pour assister un patient ayant des difficultés motrices [188]. Dans le premier modèle, le mouvement induit par l’humain lors de la poignée de main donne le signal d’entraînement.

Les modèles que nous avons présentés, à l’exception de [187] et [188], concernent des effets d’entraînement interne : il est nécessaire d’avoir un accès direct aux paramètres (fréquences et phases) des oscillateurs que l’on souhaite synchroniser. Or, lors d’une Interaction Homme-robot, nous n’avons pas accès à l’oscillateur ”humain”.

Hasnain et al. ont alors proposé en 2012 de modifier le modèle de Revel et al. afin de rendre l’oscillateur à cycle limite stable en couplant l’oscillateur avec un signal de flot optique induit par le mouvement du partenaire humain modélisant ainsi au mieux l’effet d’entraînement rythmique [189].

## 5.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les observations légitimant la modélisation d’un contrôle moteur réaliste exploitant des oscillateurs. Cette approche oscillatoire n’est pas en contradiction avec nos résultats obtenus sur l’origine de la loi de puissance et l’hypothèse de l’optimisation du coût énergétique des mouvements. La notion de fréquence propre, en particulier pourrait être liée à cet aspect. Thelen et al. ont en effet mis en avant qu’il était possible de retrouver les fréquences caractéristiques de déplacement des animaux en considérant la taille et le poids moyen des membres des espèces concernées [69]. La notion de fréquence propre peut donc être le résultat des fréquences

naturelles des membres (oscillations libres). On rappelle que la période caractéristique d'un pendule ne dépend que de son poids et de sa taille. Ces mouvements peuvent être commandés par des signaux périodiques qui permettent leur maintien à ces fréquences préférentielles qui sont les moins coûteuses en énergie.

Ces fréquences propres peuvent être influencées temporairement par divers stimuli rythmiques : c'est l'effet d'entraînement. Ce phénomène peut revêtir un caractère non intentionnel. Si ce phénomène est généralement absent des modèles sensorimoteurs à commandes rythmiques, il semble important de l'inclure considérant son importance dans le développement et les interactions sociales. Son implication dans les coordinations sociales démontre tout particulièrement qu'il est crucial de le considérer pour des applications d'IHR.

Plus généralement, nous pouvons nous demander s'il est possible de retrouver lors d'IHR les mêmes boucles d'entraînement dynamiques observées au cours d'interactions Homme-Homme.

Nous proposons dans la suite de ce manuscrit d'analyser et d'étudier **le Contrôle Rythmique et la modélisation des effets d'entraînement rythmique non intentionnel** pour les Interactions Homme Robot.

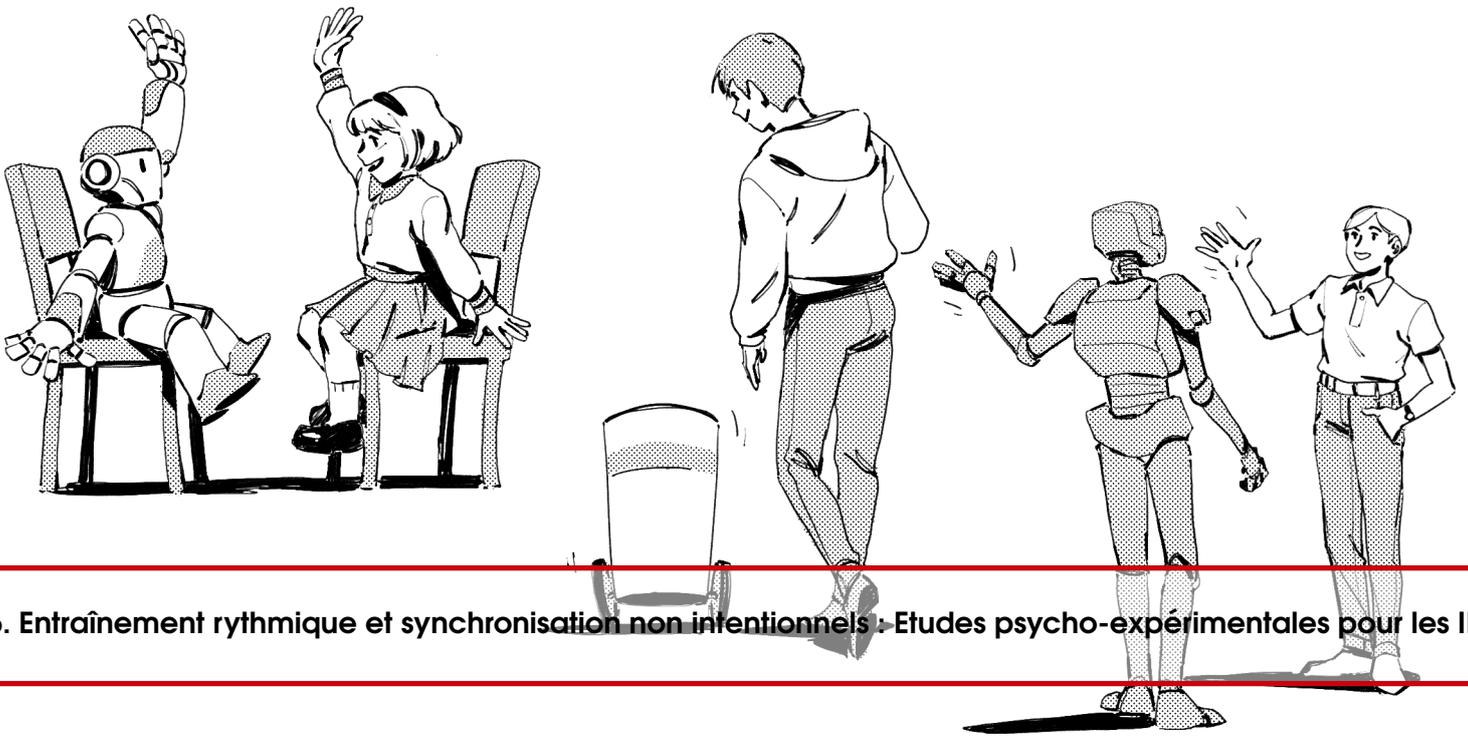
Les modèles que nous développerons seront basés sur la théorie des systèmes dynamiques qui, comme précisé plus haut, nous semble mieux définir et mieux expliquer le caractère non intentionnel et inévitable des effets d'entraînement non intentionnel. Par ailleurs nous nous inspirerons du modèle neuronal développé par Hasnain et al. [189] pour le contrôle sensorimoteur car il simule au mieux les effets d'entraînement rythmique bi-directionnels (humain vers robot et robot vers humain) sans la nécessité d'avoir un accès direct aux paramètres (fréquences et phases) des systèmes en interaction (le robot et l'humain).

Avant de détailler les modèles sensorimoteurs développés dans le cadre de cette thèse et dans le but de légitimer notre hypothèse sur l'importance des coordinations non intentionnelles pour les IHR, nous allons dans un premier temps répondre aux interrogations suivantes :

- L'humain est-il capable d'être entraîné non intentionnellement et de se synchroniser sur un robot ? Quelles sont les caractéristiques d'un tel entraînement rythmique ?
- Les modèles d'entraînements existants permettent-ils à un robot de se synchroniser de façon réaliste ?

Le chapitre suivant tente d'apporter des réponses en proposant plusieurs études psycho-expérimentales lors d'Interactions Homme Robot. Nous nous intéresserons, notamment, à la validation d'un modèle d'entraînement en conditions hors laboratoire, à la caractérisation de l'effet d'entraînement induit par le robot sur l'Homme et à l'intérêt d'exploiter ce type de modèles pour les IHR.





## 6. Entraînement rythmique et synchronisation non intentionnels - Etudes psycho-expérimentales pour les IHR

Le chapitre précédent a mis en avant l'intérêt de prendre en compte les phénomènes d'entraînement rythmique pour les IHR. Il est donc important de les modéliser au mieux pour permettre une reproduction fidèle des boucles d'entraînement dynamique durant les interactions.

Pour cela, une approche exploitant la théorie des systèmes dynamiques nous semble la plus appropriée. Elle permet, notamment de rendre compte du caractère bas niveau et du lien sensorimoteur direct lié aux phénomènes d'entraînement rythmique. Pour rendre compte des observations concernant les fréquences propres, nous souhaitons également exploiter des oscillateurs à cycle limite stable. Les modèles de couplages d'oscillateurs de type HKB sont particulièrement intéressants pour rendre compte de l'entraînement interne entre les membres du corps [88]. Dans un cadre d'IHR, ce couplage ne peut pas être direct et doit avoir lieu au moyen d'une intégration sensorielle provenant d'un stimulus rythmique.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons le modèle d'entraînement de Hasnain et al. [189, 138, 190] qui a été développé au laboratoire ETIS lors de précédents travaux ainsi que les quelques améliorations que nous y avons apportées. Ce modèle nous semble particulièrement adapté car il propose l'intégration d'une donnée visuelle (flot optique) dans un oscillateur à cycle limite stable. La validité de ce modèle a déjà été testée dans un cadre d'expériences en laboratoire. Nous revalidons ces résultats dans un contexte plus réaliste en testant plusieurs mouvements et nous nous penchons particulièrement sur les déviations de fréquences propres du robot et de l'humain durant les différentes interactions pour caractériser les boucles d'entraînement rythmique qui en résultent.

Utiliser un modèle d'entraînement rythmique fonctionnel nous permet également de nous pencher plus généralement sur les caractéristiques d'entraînement en IHR voire d'étudier de manière poussée les capacités d'entraînement et de synchronisation de l'humain. Exploiter un robot dont on gère les paramètres semble, en effet, très indiqué pour l'étude des phénomènes moteurs non-intentionnels chez l'humain.

Ce chapitre présente les études psycho-expérimentales suivantes :

**Validation expérimentale du modèle d'entraînement en condition d'interaction Homme-robot** : cette étude nous permet de valider le modèle d'entraînement utilisé et de caractériser plus généralement l'entraînement non-intentionnel de l'humain avec un robot.

**Étude des capacités d'entraînement et de synchronisation d'une population neurodivergente** : malgré l'importance de l'entraînement non-intentionnel dans les interactions, ce phénomène est encore assez peu étudié parmi les populations neurodivergentes au contraire d'autres formes de communication non-verbale comme l'imitation. Ceci est dû au caractère non-intentionnel et inévitable du phénomène qui en fait un sujet d'étude où il est difficile de mettre en place des expériences non biaisées. Nous proposons l'exploitation du robot et de ses modèles de contrôle comme outils et proposons des études pilotes sur les capacités d'entraînement et de synchronisation non intentionnels d'une population d'enfant atteints d'autisme.

**Étude des fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle** : Nous exploitons un robot pour étudier plus précisément les phénomènes d'accrochage fréquentiel non-intentionnels en IHR.

**Étude de l'impact de la désynchronisation dans le cadre d'une interaction Homme-robot** : Ici, nous étudierons l'influence de la désynchronisation non perçue sur l'intuitivité des interfaces Homme-robot.

## 6.1 Modélisation de l'effet d'entraînement rythmique non-intentionnel pour les IHR

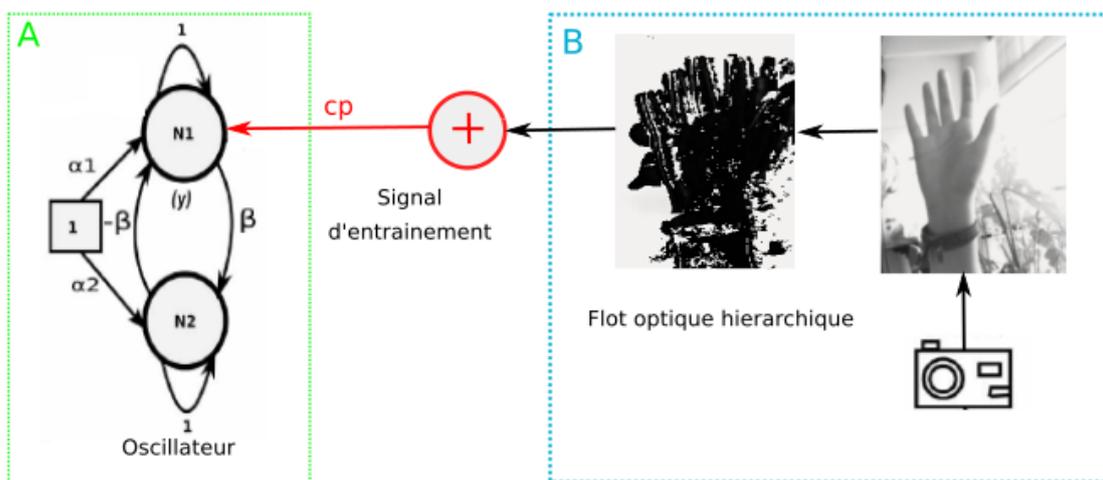


FIGURE 6.1 – Modèle d'entraînement rythmique basé sur l'intégration sensorimotrice du flot optique

Le modèle d'entraînement que nous utilisons est celui de Hasnain et al. [138] [189] [190] présenté figure 6.1. Ce modèle est composé :

- d'un oscillateur neuronal inspiré de celui exploité par Revel et al. [126] modifié qui fournit un signal rythmique pour le contrôle du mouvement (bloc A de la figure 6.1).
- d'un traitement d'images permettant de récupérer le flot optique issu d'une caméra (bloc B de la figure 6.1).

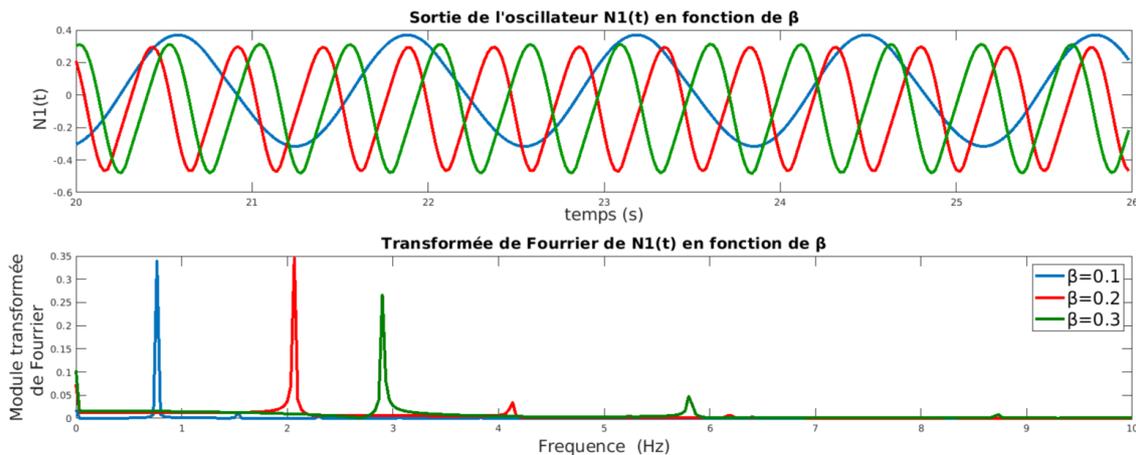


FIGURE 6.2 – Exemples de signaux en sortie de N1 et leur transformé de Fourier pour différentes valeurs de  $\beta$

- d'un intégrateur de flot optique (sur l'ensemble des pixels de l'image) qui construit un signal modulé par un *facteur de couplage*  $cp$ . C'est le *signal d'entraînement rythmique*. Il est lié directement à l'oscillateur (flèche rouge de la figure 6.1).

Le signal d'entraînement agit comme un signal perturbateur pour l'oscillateur et en modifie donc la dynamique. Si le signal d'entraînement est rythmique, l'oscillateur peut, sous certaines conditions, se synchroniser sur le stimulus à la base de cet entraînement.

### 6.1.1 Description de l'oscillateur neuronal borné

L'oscillateur que nous utilisons (bloc A de la figure 6.1) est composé de deux neurones qui s'excitent et s'inhibent mutuellement. La fonction d'activation de ces neurones est une simple somme mais nous simulons le temps d'intégration du neurone en ajoutant un rebouclage de la sortie sur l'entrée. Cet oscillateur est similaire à celui exploité par Revel et al. [126]. Néanmoins, le neurone  $N_2$  est borné sur  $[0, 1]$ . Cette modification permet de limiter l'amplitude de sortie de ce neurone et ainsi de rendre le cycle limite de l'oscillateur stable. L'oscillateur respecte donc le système d'équations suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} N_1(n+1) = N_1(n) - \beta N_2(n) + \alpha_1 \\ N_2(n+1) = \begin{cases} N_2(n) + \beta N_1(n) + \alpha_2 & \text{si } 0 < N_2(n) + \beta N_1(n) + \alpha_2 < 1 \\ 0 & \text{si } N_2(n) + \beta N_1(n) + \alpha_2 < 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \end{array} \right. \quad (6.1)$$

Les constantes  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  permettent principalement le démarrage de l'oscillateur. Souhaitant obtenir un signal oscillant autour de 0, nous prendrons des valeurs faibles :  $\alpha_1 = 0.07$  et  $\alpha_2 = 0$ .

Dans ce cas-ci, contrairement à la forme classique de l'oscillateur exploité par Revel et al. [126], l'équation différentielle régissant notre système ne constitue plus une forme classique facile à résoudre. Nous vérifions cependant empiriquement que nous obtenons un état oscillatoire pour une plage de  $\beta$  situé entre 0.08 et 0.6 ce qui correspond pour chaque paramètre à une unique fréquence effective entre 0.42 et 2.2 Hz (voir figure 6.3) (lors de nos simulations, la période d'itération est de 30 ms). La figure 6.2 montre la sortie du neurone  $N_1$  pour différentes valeurs de  $\beta$ .

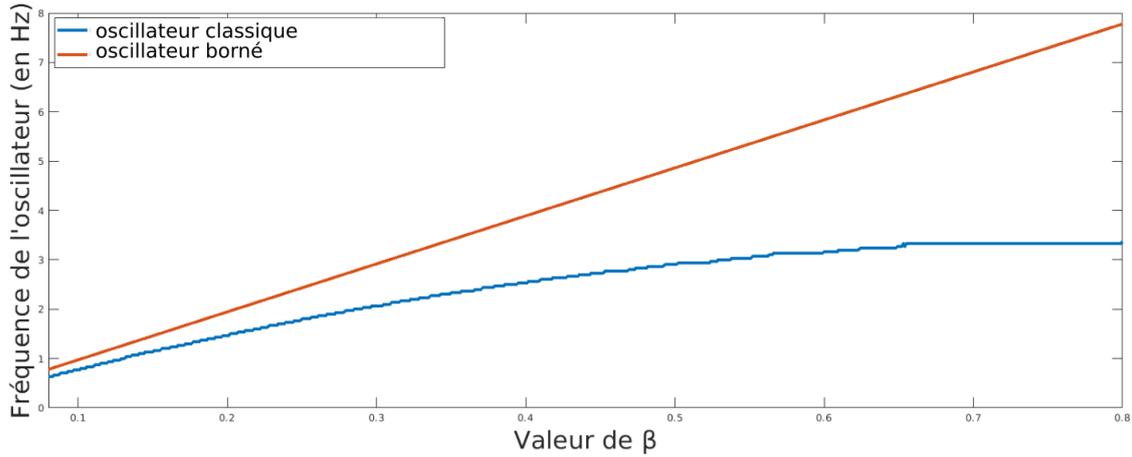


FIGURE 6.3 – Fréquence du signal de sortie de  $N_1$  pour différentes valeurs de  $\beta$

### Le flot optique

Le signal d'entraînement rythmique est obtenu à partir d'un calcul de flot optique résultant des séquences d'images issues d'une caméra. Pour le calcul du flot optique, nous utilisons ici une méthode différentielle classique.

Les méthodes différentielles prennent comme hypothèse de base l'invariance de la luminance d'un point de l'image lors de son déplacement au cours du temps. C'est le principe du *flot optique*. Son objectif est d'estimer, en tout point, le vecteur déplacement. Horn et Shunk [191] ont initialement proposé une méthode d'évaluation du flot optique que nous présentons.

Soit  $I(x, y, t)$  l'intensité du pixel de coordonnées  $(x, y)$ , à l'instant  $t$ . Supposons que ce pixel subit un déplacement  $(\delta_x, \delta_y)$  durant l'intervalle de temps  $\delta_t$ . En supposant que l'intensité reste constante durant cet intervalle, nous avons :

$$I(x, y, t) = I(x + \delta_x, y + \delta_y, t + \delta_t) \quad (6.2)$$

En faisant un développement limité à l'ordre 1 nous obtenons :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \cdot \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (6.3)$$

En posant :

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}, I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (6.4)$$

Nous obtenons l'équation du flot optique :

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (6.5)$$

Cette équation ne peut être résolue ponctuellement puisque l'on ne dispose que d'une équation scalaire pour trouver deux inconnues ( $u$  et  $v$ ). Le problème est donc mal posé et le seul moyen de réduire le nombre de solutions est de faire une hypothèse supplémentaire sur le flot.

Horn et Schunck supposent que la meilleure solution au problème est celle qui est la plus régulière, ils ajoutent ainsi à la contrainte du flot optique une contrainte de régularité :

$$e = \left( \left( \frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) + \alpha^2 \left( \left( \frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \quad (6.6)$$

où  $\alpha$  est un facteur de pondération. Son rôle est important lorsque le gradient de l'intensité est faible car c'est alors que le lissage prend toute sa signification. La minimisation fournit un système d'équations qui est résolu itérativement par la méthode de Gauss-Seidel :

$$\begin{aligned} u_{(n+1)} &= \bar{u}^n - I_x \frac{I_x \bar{u}^n + I_y \bar{v}^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \\ v_{(n+1)} &= \bar{v}^n - I_x \frac{I_x \bar{u}^n + I_y \bar{v}^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (6.7)$$

L'estimation finale des vecteurs vitesse est donc donnée par la résolution du système d'équations précédent sur  $N$  itérations. En pratique, nous utilisons généralement  $N = 3$  et  $\alpha^2 = 100$  pour des contraintes de temps réel et afin d'optimiser la réactivité des IHR qui est primordiale pour l'étude des dynamiques d'interaction.

Néanmoins, l'algorithme précédent n'est réellement efficace qu'au niveau des contours des images. Comme précisé précédemment, nous construisons le signal d'entraînement rythmique à l'aide d'une intégration spatiale du flot optique. Il est donc nécessaire d'avoir un maximum d'informations spatiales "utiles" afin d'améliorer le rapport signal sur bruit. Pour ce faire et pour étendre le calcul du flot optique aux zones non texturées de l'image, nous utilisons un flot optique hiérarchique à 3 niveaux de sous-échantillonnage de l'image : le flot optique est calculé à chaque niveau hiérarchique par l'algorithme de Horn et Schunk (voir ci-dessus), l'interpolation des données pour chaque niveau est réalisée par l'algorithme d'Amiaz et al. [192].

Pour le calcul des signaux d'entraînement rythmique, nous distinguons les mouvements horizontaux et verticaux. Les signaux d'entraînement rythmiques horizontaux et verticaux correspondent alors respectivement à l'intégration spatiale des valeurs de  $u$  et de  $v$  de l'équation 6.7. Pour un mouvement rythmique, nous obtenons ainsi un signal oscillant centré sur 0 comme le montre la partie basse de la figure 6.4 représentant le signal d'entraînement vertical obtenu pour le mouvement lever/baisser le bras.

### Entraînement rythmique de l'oscillateur

Soit  $f(n)$  le signal d'entraînement rythmique extrait du flot optique comme détaillé précédemment. Ce signal est modulé par le facteur de couplage  $cp$  pour être directement ajouté en entrée du neurone  $N_1$  de l'oscillateur. Ce dernier est alors régi par le système d'équations suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} N_1(n+1) = N_1(n) - \beta N_2(n) + \alpha_1 + cpf(n) \\ N_2(n+1) = \begin{cases} N_2(n) + \beta N_1(n) & \text{si } 0 < N_2(n) + \beta N_1(n) < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{array} \right. \quad (6.8)$$

L'alternance positif/négatif du signal ajouté  $f(n)$  va induire un changement de la dynamique de l'oscillateur. Ce dernier va être modifié en fréquence, phase et amplitude. Sous certaines conditions dépendantes de la fréquence du signal  $f(n)$  et la fréquence propre initiale de l'oscillateur, ce dernier peut alors entrer dans un état stable où les fréquences des deux signaux convergent vers la même valeur avec un déphasage de  $\frac{\pi}{2}$  ou  $-\frac{\pi}{2}$ . Le signal  $N_1(n)$  représentera la commande motrice du robot, il est lui même en déphasage de  $\frac{\pi}{2}$  avec le mouvement réel exécuté par le robot à l'aide de cette commande. Par conséquent, le mouvement produit par le robot sera synchronisé avec celui qui a servi à la construction du signal d'entraînement  $f(n)$  (mouvement du partenaire humain par exemple).

L'étude de Revel et al. montre mathématiquement qu'intercoupler deux oscillateurs de Revel (non bornés) permet leur synchronisation, mais également un maintien de cette dynamique lorsque

les oscillateurs sont découplés [126]. Dans notre cas, les bornes du neurone  $N_2$  empêchent l'oscillateur de rester dans cet état stable sans effet d'entraînement : lorsque ce dernier est nul, l'oscillateur revient progressivement sur sa fréquence propre d'origine comme c'est le cas pour nos mouvements rythmiques. Ce phénomène est illustré dans l'exemple pratique figure 6.4.

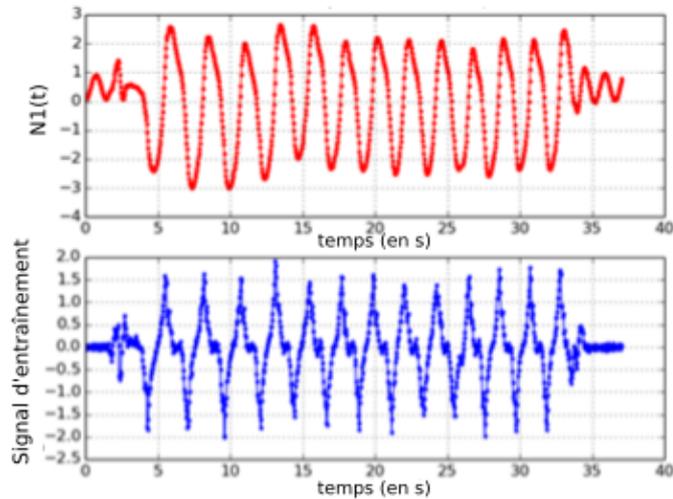


FIGURE 6.4 – Exemple pratique de synchronisation avec le modèle d'entraînement (avec  $cp = 0.2$ ). En bleu l'énergie du mouvement issu du flot optique pour le mouvement lever/baisser le bras. En rouge  $N_1$ . On constate que les deux signaux ont bien la même fréquence lorsqu'il y a mouvement et que l'oscillateur revient à sa fréquence et amplitude d'origine en l'absence de mouvement.

### 6.1.2 Influence du facteur de couplage

La capacité de l'oscillateur à être entraîné par des stimuli extérieurs dépend de la valeur du facteur de couplage. Le facteur de couplage peut être compris entre 0 et 1 et représente donc l'importance du couplage entre les partenaires d'interaction. Ainsi, la valeur de  $cp$  a un impact direct sur la plage possible de synchronisation autour de la fréquence propre de l'oscillateur ainsi que sur le temps de stabilisation et de convergence du système. Un exemple de comparaison de l'effet de différents facteurs de couplage est présenté figure 6.5. Il met en avant l'importance du facteur de couplage quant à la capacité de synchronisation de l'oscillateur sur des fréquences éloignées de sa fréquence naturelle : un facteur de couplage faible ( $cp = 0.05$ ) permet d'influencer la dynamique de l'oscillateur, mais cet entraînement n'est pas suffisant pour parvenir à une synchronisation, contrairement au cas où  $cp = 0.2$ .

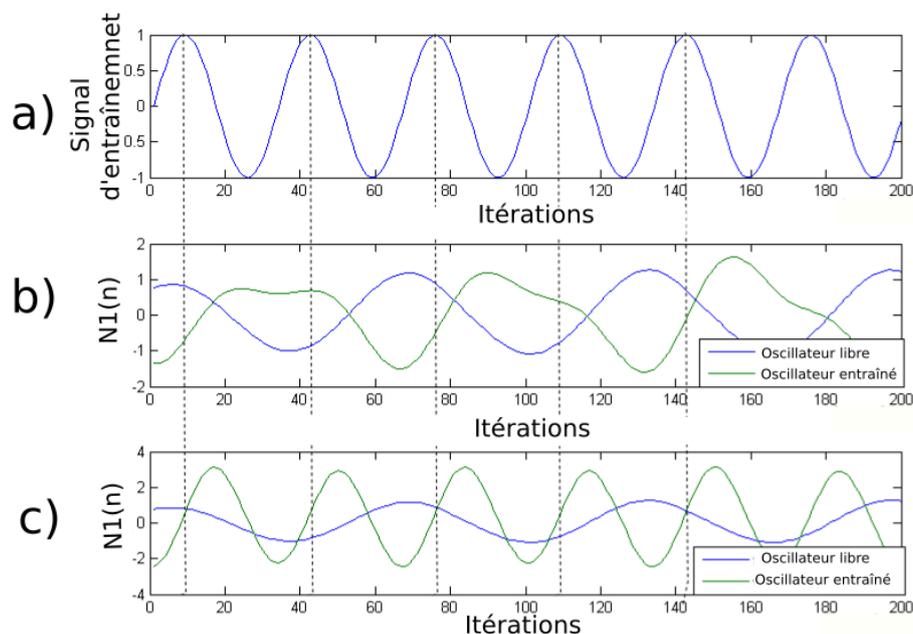


FIGURE 6.5 – Comparaison du signal de sortie de l'oscillateur soumis à un signal d'entraînement selon différents facteurs de couplage  $cp$ . a) Signal d'entraînement simulé. b) Oscillateur libre (courbe bleue) et même oscillateur entraîné (courbe verte) avec un couplage faible de 0.05. c) Oscillateur libre (courbe bleue) et même oscillateur entraîné (courbe verte) avec un couplage fort de 0.2.

## 6.2 Validation expérimentale du modèle d'entraînement en condition d'interaction Homme-Robot

Nous avons étudié l'entraînement visuel au cours d'un jeu d'imitation de mouvements rythmiques entre un robot NAO<sup>TM</sup> et des sujets naïfs afin d'analyser la boucle d'entraînement obtenue grâce au modèle que nous venons de présenter. Deux types d'interactions ont été étudiées :

- des interactions unidirectionnelles durant lesquelles le robot bouge à une fréquence fixe,
- des interactions bidirectionnelles durant lesquelles le robot est capable d'être entraîné par l'humain grâce au modèle présenté précédemment.

### 6.2.1 Le robot NAO

NAO est un robot programmable mesurant environ 58 cm, développé par la société SoftBank Robotics<sup>TM</sup>, anciennement Aldebaran<sup>TM</sup>. Ce robot possède 25 degrés de liberté qui peuvent être contrôlés en position ou en vitesse et lui permettent ainsi d'effectuer une large gamme de mouvements (voir son schéma figure 6.6). Ses capacités motrices et sa taille en font un bon candidat pour mener des études psycho-expérimentales en IHM, ce qui a justifié son utilisation pour certains travaux présentés. Les premiers travaux sur plateformes robotiques de cette thèse ont ainsi été réalisés sur ce dispositif. Plus exactement, pour les travaux présentés dans ce chapitre, nous avons utilisé un NAO V3 qui est commandé via le logiciel Urbi puis un NAO V5 commandé via NAOqi 2.0, un système de commande développé par SoftBank Robotics.

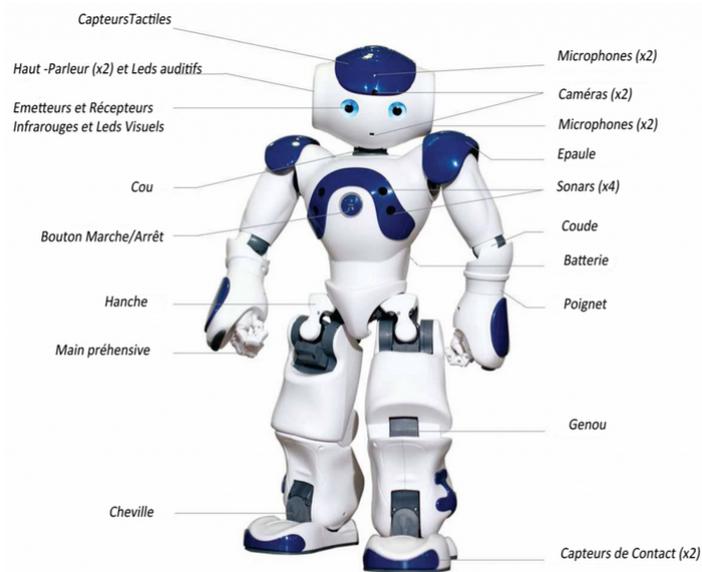


FIGURE 6.6 – Schéma du robot NAO et ses différentes articulations et composants

### 6.2.2 Protocole expérimental

Les participants passent individuellement et font face au robot NAO à une distance d'environ 1.5m. Le robot est assis sur une petite chaise placée sur une table afin qu'il soit à la même hauteur que le sujet (voir figure 6.7). La caméra du robot ayant un nombre d'images par seconde insuffisant, nous utilisons une caméra extérieure placée sous le robot (30 images/secondes). Les données importantes (la sortie de l'oscillateur contrôlant les membres du NAO et le signal d'entraînement issu du mouvement de l'humain) sont directement sauvegardées au cours des expériences. Cette expérience a lieu dans un lieu fréquenté, soit dans un contexte peu cadré comprenant des nuisances sonores et visuelles.

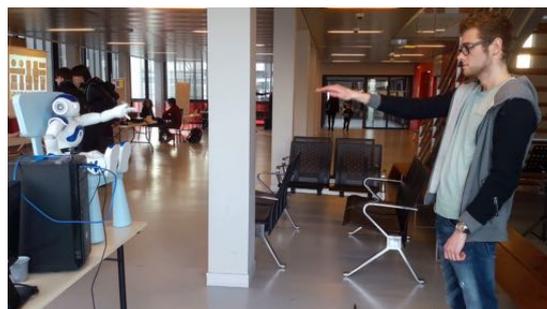


FIGURE 6.7 – Protocole expérimental pour l'étude du modèle d'entraînement en condition d'IHR

### Participants

Les expériences furent menées sur 9 sujets en bonne santé dont 2 femmes et 7 hommes.

### 6.2.3 Conditions

Notre but étant d'étudier les phénomènes non-intentionnels, il est important que les objectifs de l'étude ne soient pas connus des participants. Ils ont donc été informés que le but de l'expérience

était de compléter une base de données pour l'apprentissage et la reconnaissance de différents mouvements. Ces participants devaient effectuer trois mouvements rythmiques différents dans un ordre aléatoire. Il leur a été explicitement demandé de produire ces mouvements de la manière la plus confortable et la plus naturelle possible et ceci sans prendre en compte le comportement du robot.

Nous étudions trois mouvements simples différents :

- (1) Lever et descendre le bras (*mov1*)
- (2) Bouger le bras de gauche à droite (*mov2*)
- (3) "faire coucou" (*mov3*)

Chaque sujet effectue ces trois mouvements pendant 30s dans un ordre aléatoire pour trois conditions différentes :

**Condition 1 :** Sans interaction avec le robot. Le participant effectue le mouvement alors que le robot est immobile. Il ne subit donc pas d'influence. Cette condition permet de récupérer la fréquence propre (fréquence naturelle) de chacun des mouvements du sujet.

**Condition 2 :** Entraînement unidirectionnel. Le robot, contrôlé par le modèle explicité ci-dessus, bouge à une fréquence fixe de  $0.73\text{Hz}$ . Seul le sujet peut donc être entraîné rythmiquement par l'interaction.

**Condition 3 :** Entraînement bidirectionnel. Le robot est capable d'être entraîné par le partenaire autour de sa fréquence propre de  $0,73\text{Hz}$ . Le facteur de couplage  $cp$  est fixé 0.1. Dans cette condition, l'humain et NAO peuvent donc s'influencer l'un l'autre.

#### 6.2.4 Hypothèse et résultats attendus

D'après les résultats de la littérature, nous nous attendons à trouver une différence de fréquence chez l'humain entre la condition 1 et 2 : le sujet peut être entraîné rythmiquement par le robot, voir atteindre un état de synchronisation pour une différence de fréquences propres des deux partenaires suffisamment faible (entre 5% et 10%). Ces résultats impliqueraient donc que l'Homme puisse être influencé rythmiquement par un robot. Pour la condition 3, nous nous attendons à trouver une majorité d'interactions synchrones, ce qui mettrait en avant la capacité de notre modèle à être entraîné. Mais plus particulièrement, nous souhaitons analyser à la fois l'entraînement du robot par l'humain et celui de l'humain par le robot afin de mettre en avant une potentielle boucle d'entraînement ayant des propriétés similaires à celles que l'on peut observer lors d'une interaction dynamique Homme-Homme.

#### 6.2.5 Résultats Expérimentaux

Ayant étudié l'effet d'entraînement pour deux formes d'interactions différentes (avec et sans adaptation du robot), nous présenterons séparément les résultats des conditions 2 et 3. Nous rappelons que la première condition est exploitée uniquement pour extraire la fréquence de chaque sujet pour chacun des trois mouvements étudiés.

##### Étude de l'entraînement unidirectionnel

Dans cette section, nous comparons la fréquence propre du sujet (récupérée lors de la première condition) avec sa fréquence moyenne lors de la seconde condition. Durant cette condition, le robot bouge à une fréquence de  $0.73\text{ Hz}$ . Les figures 6.8, 6.9 et 6.10 montrent les fréquences moyennes obtenues pour chaque sujet concernant respectivement *mov1*, *mov2*, *mov3*. Comme nous pouvons le voir sur ces figures, chaque participant a été influencé par le mouvement du robot au cours de la deuxième condition. L'écart entre leur fréquence propre et celle du robot est réduit lorsque le robot bouge devant eux. Ces résultats mettent en évidence la présence permanente d'un effet d'entraînement lors des interactions avec le robot. Comme indiqué dans le protocole, nous avons explicitement demandé au participant d'effectuer les mouvements à son rythme. Malgré cela, nous

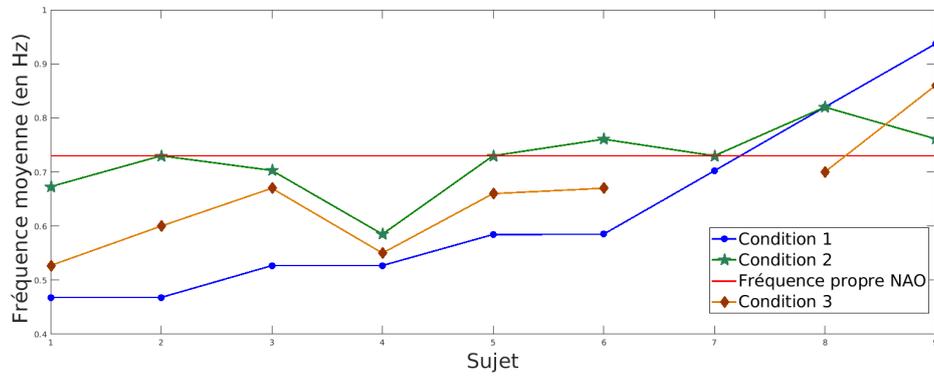


FIGURE 6.8 – Fréquence moyenne de l’humain pour les 3 conditions pour mov1

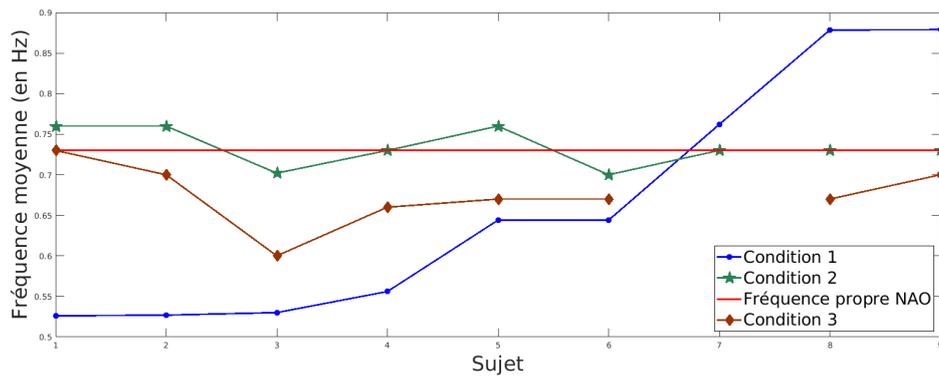


FIGURE 6.9 – Fréquence moyenne de l’humain pour les 3 conditions pour mov2

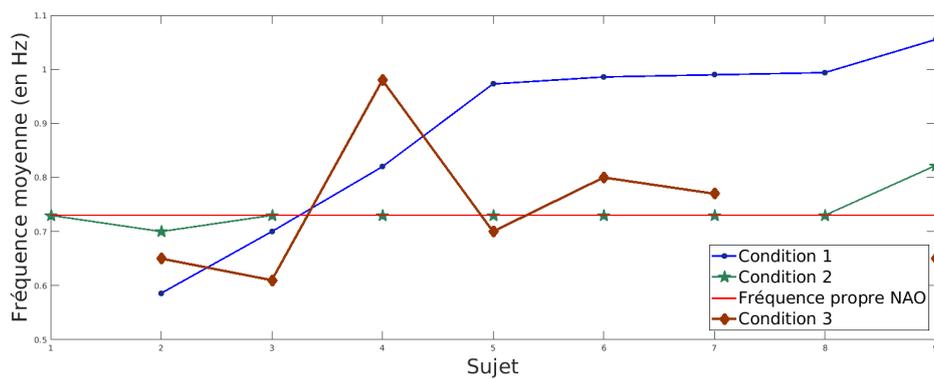


FIGURE 6.10 – Fréquence moyenne de l’humain pour les 3 conditions pour mov3

pouvions observer une déviation de fréquence importante pour l'humain entre la première et la deuxième condition allant de 4% à 50%.

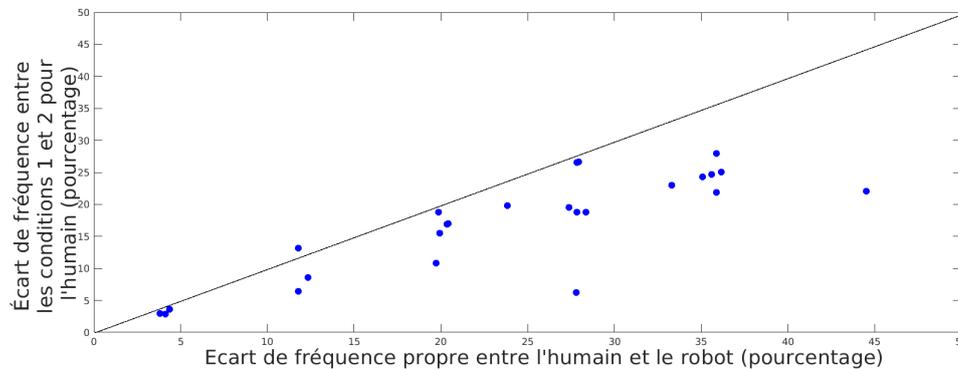


FIGURE 6.11 – Écart de fréquence entre les conditions 1 et 2 pour l'humain (pourcentage) en fonction de la différence de fréquence propre entre le robot et le sujet (pourcentage). La ligne représente  $y = x$ .

L'écart moyen entre la fréquence propre (condition 1) des sujets et leur fréquence au cours de cette interaction unidirectionnelle est d'environ 23%, ce qui est supérieur à ce que nous attendions (autour de 10% pour une interaction Homme-Homme). Ce résultat pourrait s'expliquer par un couplage fort (et non attendu) entre l'humain et NAO. Ce couplage peut être visuel mais aussi auditif en raison du bruit des moteurs du robot. Ce fort couplage peut être dû à l'absence de tâche intentionnelle explicite masquant la tâche non-intentionnelle (adaptation rythmique) au cours de notre étude. Il est en effet difficile de s'assurer que tous les sujets comprennent les "règles" et ne tentent pas de se synchroniser intentionnellement avec le robot lors de certains essais. Pour valider cette théorie, nous avons ignoré les cas de synchronisation lors de la deuxième condition : les écarts de fréquence résultants sont alors encore plus importants (36%), ce qui a invalidé cette explication. Puisque, dans la majorité des cas, le sujet et le robot n'étaient pas synchronisés, on peut supposer que ce phénomène d'entraînement est, en effet, involontaire ou non-intentionnel.

Un autre résultat intéressant est que l'entraînement n'est pas le même selon le mouvement considéré. En effet, on remarque que le troisième mouvement (*mov3*) est celui où l'on peut trouver le plus de cas de synchronie. Considérant uniquement ces cas synchrones, il s'agit du mouvement correspondant à l'entraînement rythmique le plus important avec un écart de fréquence observé chez l'humain de 19%. Nous supposons qu'une raison possible à ce résultat est que le mouvement saluer ("faire coucou") est un geste particulièrement social et mieux automatisé par le contrôle sensorimoteur.

### Étude de l'entraînement bidirectionnel

Pendant cette condition, nous utilisons le modèle d'entraînement présenté précédemment. L'entraînement est donc bidirectionnel.

Les figures 6.8, 6.9 et 6.10 montrent toutes les fréquences moyennes par sujet pendant cette troisième condition. Au cours des interactions, la synchronisation a été atteinte pour 100% des cas. Un exemple est présenté figure 6.12. Durant cette condition, le robot ne peut se synchroniser sur l'humain dans une plage de 20% autour de sa fréquence propre. Nous pouvons observer que la fréquence d'interaction n'est jamais égale à la fréquence propre du sujet, ce qui signifie que l'humain, comme le robot, a été entraîné rythmiquement.

Nous notons également que 75% des fréquences d'interaction pour cette condition sont situées entre la fréquence propre du robot et celle du sujet. Le rythme d'interaction est influencé par les deux agents. Ceci peut être observé pour les figures 6.8, 6.9 et 6.10 où nous pouvons clairement voir que la fréquence de la troisième condition est située entre les deux autres fréquences moyennes (pour la conditions 1 et 2). La figure 6.13 montre l'entraînement dans la condition 3 : différence entre la fréquence moyenne pendant les conditions 1 et 3 en fonction de la différence entre la fréquence propre du robot et de l'humain. En comparant avec la figure 6.11, nous pouvons constater que l'entraînement est, effectivement, moins important grâce à l'adaptation du robot. L'entraînement pour cette condition est en moyenne de 19% et nous pouvons constater (figure 6.13) que de nombreux cas sont proches de 15%. Cette condition met donc en avant le rôle symétrique de l'Homme et du robot ainsi que l'importance pour les deux partenaires d'être entraînés pour obtenir une interaction synchrone.

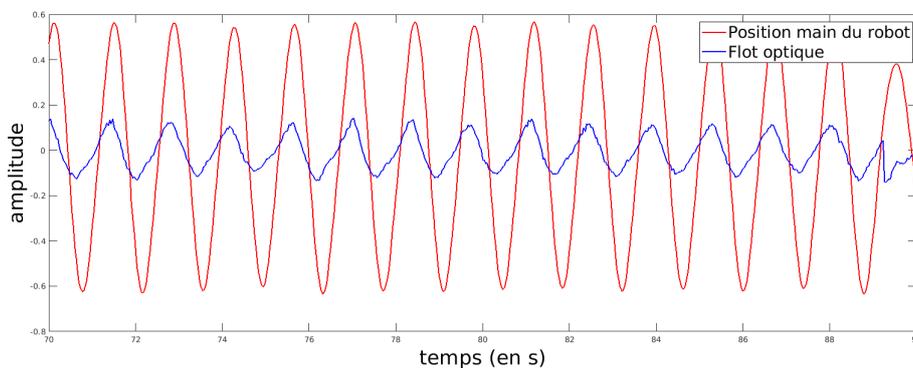


FIGURE 6.12 – Extraits de signaux de flot optique (en bleu) et de la position de la main du robot (rouge).

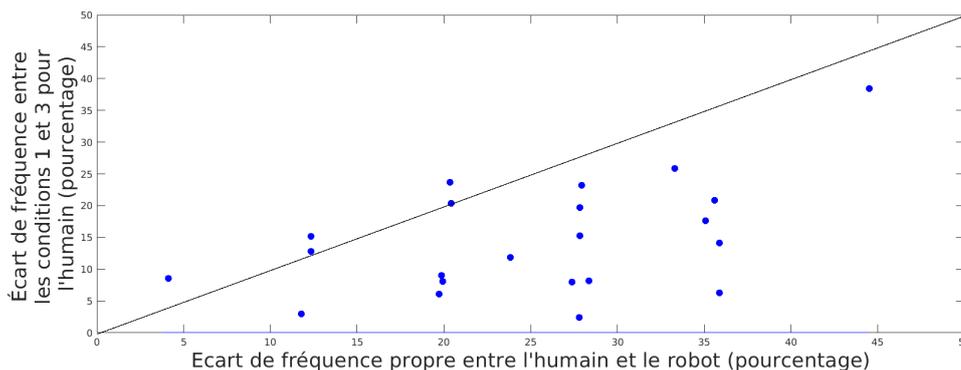


FIGURE 6.13 – Écart de fréquence entre les conditions 1 et 3 pour l'humain (pourcentage) en fonction de la différence de fréquence propre entre le robot et le sujet (pourcentage). La ligne représente  $y = x$ .

### 6.2.6 Conclusion de l'étude

Cette étude a permis de mettre en avant que l'entraînement rythmique non intentionnel peut être présent au cours d'une IHR. La condition 2 montre, en effet, l'existence de l'effet d'entraînement non-intentionnel causé par un robot se déplaçant à un rythme fixe perçu par le partenaire humain.

Nous avons également observé dans cette condition que, si la fréquence préférentielle de l'humain est proche de celle du robot, l'humain ne peut s'empêcher de se synchroniser. Nous avons cependant mis en avant que cet entraînement était plus important (23% en moyenne) que l'entraînement observé par l'état des arts pour les interactions Homme-Homme (10%).

Un autre point intéressant de ces expériences est que l'utilisation d'un robot pouvant également être entraîné (avec un modèle d'entraînement basé sur des systèmes dynamiques) nous permet de montrer l'importance de la bidirectionnalité pour atteindre la synchronisation lors d'une interaction. Ceci est d'autant plus mis en avant par le fait que la fréquence de l'interaction durant la condition 3 est située entre la fréquence propre du robot et la fréquence préférentielle de l'humain, ce qui signifie que les deux agents ont modifié leur fréquence pour la rapprocher de celle de leur partenaire. Ces résultats montrent ainsi plus généralement la nécessité d'exploiter des robots capables de s'adapter rythmiquement pour obtenir des IHR naturelles et coordonnées.

## 6.3 Étude des capacités de synchronisation et d'entraînement rythmique d'une population d'enfants atteints de TSA

L'étude précédente valide l'existence de coordination motrice non-intentionnelle en IHR avec des sujets naïfs sains.

Dans la présente étude nous aimerions travailler sur ce caractère non-intentionnel des coordinations interpersonnelles pour valider la possibilité de mettre en place des outils IHM ou IHR adaptatifs au service de meilleurs protocoles cliniques en rééducation psycho-motrice.

Nous avons donc initié une collaboration avec l'association Autisme 95 pour travailler sur les synchronisations non-intentionnelles entre des enfants autistes et un robot NAO.

Il est important de noter que cette étude a été réalisée afin d'aboutir à une preuve de concept. En effet, nous ne savions pas si les études souhaitées dans un futur proche étaient réalisables. La notion de synchronisation non intentionnelle chez l'enfant autiste, qui présente des difficultés relationnelles, a en effet été peu étudiée comme nous le mettons en avant dans les parties suivantes.

### 6.3.1 Intérêts de l'étude

L'adaptation rythmique et l'entraînement sont primordiaux pour la coordination motrice, interne ou entre individus ainsi que pour la communication, la synchronisation étant liée à des aspects d'attention sociale. Pour ces raisons, il peut être intéressant d'étudier les capacités de synchronisation de sujets présentant certaines pathologies neurologiques impliquant des problèmes moteurs ou des compétences sociales déficientes.

Des exercices exploitant l'adaptation rythmique intentionnelle ont déjà fait leurs preuves en rééducation psycho-motrice. Le suivi d'un rythme musical, par exemple, peut permettre une amélioration des symptômes chez les patients parkinsoniens souffrant d'un défaut d'automatisation des mouvements [193]. Les mêmes types d'exercices permettent également d'améliorer la marche chez des patients atteints d'hémiplégie suite à un AVC [194]. Mais au-delà d'un aspect thérapeutique, l'étude des capacités d'adaptation rythmique peut permettre de mieux caractériser cette pathologie. Varlet et al. ont ainsi étudié les capacités de synchronisation d'une population schizophrène [121] et ont noté un impact de la pathologie dans la synchronisation intentionnelle qui ne se retrouve pas dans la synchronisation spontanée. L'étude et la modélisation des résultats obtenus d'un point de vue systèmes dynamiques a permis de mettre en avant un couplage moins important chez les populations schizophrènes ainsi qu'un délai dans le traitement des informations

sensorielles. Ces études ont ainsi permis d'expliquer les défauts de synchronisation de cette pathologie, mais également de modéliser l'intégration de données sensorielles rythmiques chez les schizophrènes.

D'après la Haute Autorité de Santé, les troubles envahissants du développement, appelés plus communément troubles autistiques, désignent des anomalies du développement qui apparaissent dans l'enfance et qui touchent les fonctions cognitives intervenant dans la communication et la socialisation [195]. L'autisme ne se définit pas comme une unique pathologie, mais comme un large spectre (on parle plus généralement de Trouble du Spectre de l'Autisme, le TSA) sur lequel on peut retrouver différents symptômes et niveau de gravité : autisme infantile, autisme atypique, syndrome d'Asperger... Toutes les manifestations de troubles appartenant au spectre autistique partagent trois grands symptômes caractéristiques : anomalie des interactions sociales réciproques (défaut de réciprocité sociale), anomalie de la communication (qui peut concerner la communication verbale et/ou non-verbale) et intérêts restreints avec comportements stéréotypés (gestes répétitifs ou tics par exemple).

En 2001, Jacqueline Nadel et al. ont mis au jour des résultats très prometteurs sur l'imitation pour la thérapie et le développement social des enfants atteints de TSA. L'équipe de chercheurs a montré que l'imitation de l'enfant neurodivergent par un adulte (parent ou non) au cours de plusieurs séances mène à une augmentation importante des interactions sociales de l'enfant avec cette personne [196]. Ces travaux, en plus d'offrir des pistes thérapeutiques importantes, démontrent que les enfants atteints de TSA sont capables d'intégrer des signaux sociaux non-verbaux bien que dans le cas présenté, des comportements doivent être davantage exagérés pour être intégrés.

Ces résultats importants sur l'imitation invitent à se pencher sur la synchronisation, phénomène non-verbal également fondamental dans la communication. Cette question n'a pour l'instant été que peu abordée chez les enfants autistes. En particulier, les études poussées sur l'entraînement non-intentionnel sont peu nombreuses et comprennent souvent des biais dus à la participation d'agents humains au cours des expérimentations. Étudier les capacités d'entraînement et de synchronisation des enfants atteints de TSA pourrait pourtant permettre de comprendre un peu mieux cette pathologie, mais également d'éventuellement mettre au point des outils thérapeutiques complétant ceux existants.

Nous nous sommes ainsi proposé de mettre en place des expériences pilotes pour étudier les phénomènes d'entraînement rythmique de populations d'enfants autistes au cours d'interactions rythmiques Homme-robot simples en exploitant le modèle d'entraînement de Hasnain et al.

### 6.3.2 La synchronisation chez les patients atteints de TSA

Dès 1982, Condon et al. émirent l'hypothèse que la synchronisation interpersonnelle pouvait être impactée par toutes les pathologies sociales en général et particulièrement l'autisme [197]. Depuis, des études impliquant des phénomènes de synchronisation dans des cas spécifiques ont déjà permis de mettre en avant des défauts de synchronie : dans les relations parents/enfants chez les populations d'enfants touchés par le TSA [198] ou dans la synchronie du langage et des gestes [199]. Cependant, la plupart des études se basent sur des gestes sociaux spécifiques pour étudier la synchronie. De plus, l'autisme touchant également des aspects moteurs chez les patients, il est difficile d'affirmer la cause des défauts de synchronie. Par exemple, Svoboda et al. ont montré un lien entre dyspraxie et troubles de l'autisme et ont suggéré que cette dyspraxie n'était pas nécessairement liée à des problèmes de contrôle moteur, mais est fortement corrélée à des troubles sociaux du comportement, suggérant que la dyspraxie peut être un marqueur des troubles neurologiques causant l'autisme [200]. Cependant Fitzpatrick et al. ont mis en avant de manière plus précise le lien entre coordination et déficit social chez les enfants atteints de TSA [201]. Une batterie de mouvements a été utilisée pour étudier les capacités de dynamiques sociales des enfants

atteints du TSA, ceci accompagné de tests psychologiques classiques (tests cognitifs, émotionnels, etc.). Une analyse en composante principale des résultats a permis de mettre en avant que les défauts de synchronisation interpersonnelle étaient bien liés à des troubles de compétence sociale, notamment l'attention sociale, les connaissances sociales et l'action sociale. Les auteurs concluent ainsi que la synchronisation sociale et son étude chez une population est un moyen prometteur de caractériser et, éventuellement, de mieux comprendre les déficits sociaux de la pathologie, voir de les corriger.

Dans l'optique de caractériser au mieux les capacités d'entraînement et de synchronisation des populations souffrantes de TSA, Fitzpatrick et al. reproduisirent, avec des patients, les expériences de Schmidt et al. ayant permis la mise en avant de l'existence de la synchronisation non-intentionnelle et de l'accrochage : l'étude de balanciers de pendules [94] [202]. Contrairement au résultat de Varlet et al. sur les populations schizophrènes, Fitzpatrick et al. ont mis en avant chez la population étudiée des défauts sur la synchronisation à la fois intentionnelle et non-intentionnelle et en ont déduit que le couplage interpersonnel est affaibli par la pathologie autistique. Cependant, les tâches rythmiques ayant été réalisées en interaction Homme-Homme, les auteurs craignent que les biais induits par le second participant puisse avoir un impact important sur les résultats justifiant ainsi l'intérêt de l'intégration d'un robot dans ces interactions dyadiques.

Dans le cas des phénomènes de synchronisation non-intentionnelle en particulier, exploiter notre modèle d'entraînement sur robot nous permet de choisir sa fréquence propre de mouvement, le caractère unidirectionnel ou bidirectionnel de l'interaction et le facteur de couplage, soit la facilité de la machine à se synchroniser. Cette possibilité de modifier les paramètres de l'interaction et de choisir quel type de comportement simuler permet en effet de mettre en place des protocoles d'étude de ce phénomène non-intentionnel qui seraient difficiles, voir impossibles, à réaliser en interaction Homme-Homme.

### 6.3.3 Présentation de l'étude

Nous avons évoqué ainsi les raisons pour lesquelles nous avons mené une étude psycho-expérimentale abordant les questions d'entraînement, de synchronisation intentionnelle et non-intentionnelle chez les enfants atteints de troubles autistiques à partir d'interactions Homme-robot. Cette étude a été réalisée en partenariat avec *Austisme Ensemble 95*, une association de parents d'enfants atteints de TSA située à Pontoise dans le Val d'Oise. Cette association emploie des praticiens, notamment des psychologues et des psychomotriciennes. Elle propose des sessions de thérapie régulières avec les enfants. D'après les recommandations de la HAS, la prise en charge de l'enfant doit être basée essentiellement sur l'apprentissage des comportements utiles à la communication et adaptés socialement. Ainsi, les psychomotriciennes et psychologues suscitent la motivation de l'enfant en lui proposant diverses activités de jeux adaptées, avec des encouragements et une incitation à la communication verbale. Dans un souci de continuité et d'éthique, nous avons donc mené nos études en intégrant ces séances et en proposant nos tâches à réaliser comme de nouveaux jeux et exercices pour les enfants.

Notre étude vise donc à observer les capacités intentionnelles et non-intentionnelles d'entraînement d'une population d'enfants atteints de TSA en évitant le biais introduit par l'interaction avec un thérapeute lors des interactions classiques. Nous nous pencherons également sur l'intérêt du caractère bidirectionnel de l'interaction, à savoir la puissance du couplage et son potentiel rôle important dans la dérivation de fréquence et de phase du mouvement de l'enfant.

### 6.3.4 Protocole expérimental

#### Sujets

Au total, nous avons inclus 7 garçons autistes venant de l'association autisme 95. Les enfants ont entre 7 et 12 ans. L'association autisme 95 permet à ces enfants de bénéficier des séances de rééducation par des psychologues et psychomotriciennes ainsi que de soutien scolaire. Parmi les 7 enfants autistes, 4 présentent un syndrome d'Asperger et 3 ont un autisme infantile. Les parents de tous les enfants ont reçu une information écrite et orale, claire, loyale et appropriée et ont signé un consentement.

### 6.3.5 Contexte expérimental

Durant les phases d'acquisition de données, l'enfant est assis sur une chaise située entre 1 m et 1 m 20 du robot NAO. Ce dernier est assis sur une petite chaise d'enfant, elle-même surélevée afin que le robot soit bien face au sujet (voir figure 6.14). Ne souhaitant pas perturber les enfants, nous avons intégré les expériences dans leur environnement habituel de séance avec le praticien. Ainsi, l'étude ne se déroule pas dans la même pièce selon le groupe (on sépare les enfants atteints d'autisme et d'Asperger). Nous demandons à l'enfant d'effectuer un geste rythmique en face du robot qui peut également bouger. Le choix du mouvement a été discuté avec les praticiens s'occupant habituellement des enfants, il a été choisi pour être le plus simple possible à réaliser pour des enfants ayant des difficultés de coordination ou une dyspraxie motrice. Nous avons ainsi opté pour un mouvement simple lever/descendre le bras qui correspond au mouvement 1 de l'étude précédente.

Deux caméras sont utilisées : une classique, sur pied, pour filmer l'entièreté de la scène comprenant l'enfant et le robot est la source du traitement des résultats, et une petite caméra USB3 placée sous le robot filmant directement l'enfant. Cette caméra permet de récupérer l'image qui sera traitée pour obtenir le flot optique qui entraîne le NAO. Ainsi, aucun dispositif n'a été posé sur l'enfant pour réaliser cette étude.

Ces études ont nécessité deux expérimentateurs : une personne s'occupant de la partie technique et du contrôle du robot, qui est à l'écart de l'expérience afin de ne pas déconcentrer l'enfant et un médecin rééducateur placé juste derrière le robot (ou tout à côté si l'agencement de la pièce ne le permet pas) qui explique les consignes à l'enfant et lui parle pendant certaines conditions. Étant près du robot, elle s'assure que le mouvement du robot soit toujours dans le champ de vision de l'enfant lorsque ce dernier la regarde. La praticienne régissant les séances avec l'enfant que nous intégrons n'intervient pas pendant l'étude, sauf en cas de difficulté particulière avec un enfant.

Les enfants atteints de TSA, en particulier ceux touchés par l'autisme infantile, peuvent être très perturbés par la nouveauté. C'est pourquoi, avant de réaliser les expériences, nous nous sommes intégrés petit à petit aux séances.

À noter également que toutes les conditions mises bout à bout prennent un certain temps durant lequel il est très difficile de rester concentré pour les enfants atteints de TSA, nous avons donc dû décomposer l'étude en trois sessions différentes.

#### Sessions et conditions

Nous avons fait interagir NAO et les enfants selon 3 types de sessions expérimentales :

1. uni-directionnel en non-intentionnel
2. bi-directionnel en non-intentionnel
3. répétition de l'uni et du bi-directionnel mais en intentionnel

Le geste réalisé par l'enfant et le robot était le lever et l'abaissement du bras droit ou gauche.



FIGURE 6.14 – Installation dans la salle de rééducation du groupe atteint du syndrome d'Asperger

Lors de la première condition, nous demandons à l'enfant d'effectuer le geste seul afin de mesurer sa fréquence propre. Les fréquences du robot utilisées à la suite de l'étude sont calculées à partir de cette fréquence propre afin d'étudier la capacité de synchronisation de l'enfant pour des fréquences proches de la sienne. L'interaction bidirectionnelle peut être étudiée avec un facteur de couplage  $cp$  fort (0.2) ou faible (0.05).

**Session 1 : uni-directionnel et non-intentionnel** Nous avons enregistré avec un chronomètre manuel la fréquence préférentielle du geste réalisé par l'enfant en lui demandant de faire le geste à son propre rythme, puis avons calculé une majoration de 5% puis 10% sur cette fréquence préférentielle respectivement appelée F5% et F10%. En condition 1, le robot débutait le geste à F5%, pendant 30 secondes puis passait à la condition 2 c'est-à-dire F10% pendant à nouveau 30 secondes. Le robot gardait cette fréquence, il n'avait aucune possibilité d'adapter sa fréquence à celle de l'enfant pendant les 2 fois 30 secondes. Nous avons demandé à l'enfant de raconter une histoire pendant qu'il effectuait le geste, et lorsque le robot démarrait son mouvement, l'enfant était encouragé à faire de même tout en continuant de parler. A noter que la capacité à raconter une histoire n'était possible que chez les enfants Asperger, les enfants atteints d'autisme infantile pouvaient seulement compter pendant le geste.

**Session 2 : bi-directionnel et non-intentionnel** Cette fois-ci, le robot a la capacité de s'adapter plus ou moins à la fréquence de l'enfant (modèle d'entraînement). Nous avons modifié le facteur de couplage afin d'avoir une capacité faible (facteur de couplage à 0,05) ou forte d'adaptation (facteur de couplage à 0,2). Ainsi, il commençait le geste à F5% et sous 2 conditions : la condition 3 avec une faible possibilité d'adaptation puis la condition 4, avec une forte possibilité d'adaptation selon le facteur de couplage. Chaque condition durait 30 secondes. Ensuite il poursuivait le geste à F10% et sous 2 autres conditions : la condition 5 avec à nouveau une faible possibilité d'adaptation et la condition 6 avec une forte possibilité d'adaptation. Cette fois-ci nous demandions à l'enfant de faire le geste à son propre rythme tout en continuant à raconter une histoire.

**Session 3 : uni et bi-directionnel et intentionnalité** En uni-directionnel, le robot effectuait le geste à F10% (condition 7) et à F20% (condition 8), sans avoir la possibilité de s'adapter à la fréquence de l'enfant. En bi-directionnel, le robot effectuait le geste à F10% d'abord avec une faible possibilité d'adaptation (condition 9) puis avec une forte possibilité d'adaptation (condition 10). En condition 11, la fréquence du robot était à F20% avec une capacité faible d'adaptation et en condition 12, une capacité forte d'adaptation. Dans cette session 3, testant la synchronisation intentionnelle, on demandait à l'enfant de faire comme le robot. Cette session a été réalisée à la fin des expérimentations afin de ne pas compromettre la non-intentionnalité des autres conditions.

Le tableau suivant 6.1 récapitule les différentes sessions et conditions de l'étude.

Session	Condition	Nature de l'interaction	Fréquence NAO	$cp$	$\Delta_f$
1	0	L'enfant bouge seul	0	0	0%
	1	Unidirectionnel, non intentionnel	+5%	0	31.8%
	2	Unidirectionnel, non intentionnel	+10%	0	34.60%
2	3	Bi-directionnel, non intentionnel	+5%	0.05	5.4%
	4	Bi-directionnel, non intentionnel	+5%	0.2	4.8%
	5	Bi-directionnel, non intentionnel	+10%	0.05	24.2%
	6	Bi-directionnel, non intentionnel	+10%	0.2	35.2%
3	7	Unidirectionnel,intentionnel	+10%	0	14.7%
	8	Unidirectionnel,intentionnel	+20%	0	29%
	9	Bi-directionnel,intentionnel	+10%	0.05	32%
	10	Bi-directionnel, intentionnel	+10%	0.2	23%
	11	Bi-directionnel, intentionnel	+20%	0.05	27%
	12	Bi-directionnel, intentionnel	+20%	0.2	24.5%

TABLE 6.1 – Conditions et résultats de l'étude des capacités de synchronisation et d'entraînement d'une population d'enfant atteint du TSA

### 6.3.6 Résultats expérimentaux

Nous extrayons les fréquences moyennes des enfants au cours de l'interaction.  $\Delta_f$  est la moyenne de déviation de fréquence des enfants par rapport à leur fréquences propre pour chaque condition. L'analyse des données de cette étude pilote montrent que 3 résultats importants émergent (voir tableau 6.1) :

1. Dans l'ensemble des conditions, un effet d'entraînement rythmique est présent malgré un manque certain de stabilité dans les dynamiques des mouvements des enfants (défaillances attentionnelles),
2. L'ensemble des conditions *intentionnelles* a échoué sur la convergence vers une synchronie entre le robot et les enfants autistes
3. Seules les conditions **non-intentionnelles et bidirectionnelles 3 et 4** avec un facteur de couplage faible (modèle d'entraînement de NAO) ont permis d'obtenir des accrochages de phase réguliers avec une erreur moyenne entre les fréquences (enfant et NAO) de 5,4% et 4,8%.

Malgré le nombre faible d'enfants dans cette étude pilote, nous mettons en avant un phénomène différent de celui observé par Varlet et al. pour la schizophrénie [121]. Dans le cas de l'autisme, l'entraînement non-intentionnel semble également impacté par la pathologie. L'entraînement est présent mais n'a pas les mêmes caractéristiques que pour une population neurotypique. Cette différenciation est moindre lors des phases d'entraînement bi-directionnelles. Ces premiers résultats vont ainsi dans le sens de ceux obtenus par Fitzpatrick et al. La pathologie semble donc impacter le couplage sensorimoteur. Une analyse plus poussée permettrait de mieux analyser ce phénomène avec notamment un nombre de sujets statistiquement significatif (ce qui n'est pas le cas dans cette étude pilote).

## 6.4 Étude des fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle en IHR

De nombreuses études mettent en avant un accrochage non-intentionnel en phase et en fréquence d'un sujet sur un stimulus rythmique de fréquences proches de la sienne, autour de 10% de

la fréquence préférentielle selon la littérature [94]. Nous souhaitons ici étudier ces fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle en IHR.

Nous avons mené une étude en partenariat avec le laboratoire Euromov, laboratoire de science du mouvement humain<sup>1</sup>.

### Protocole expérimental

Le robot NAO est toujours utilisé. 21 sujets ont participé à cette expérience. Les participants étaient assis face au robot et devaient répondre à une double tâche.

La première tâche (dite « cover-story ») était considérée comme la tâche principale pour les sujets. Cependant nous n'étions pas intéressés directement par les résultats de cette première tâche qui consistait à appuyer le plus vite possible sur la touche (jaune, rouge ou vert) correspondant à la couleur de la cible désignée par le robot NAO avec son bras (voir figure 6.15).

La tâche secondaire, qui était pour nous la plus importante, consistait à demander aux participants de balancer leurs jambes à leur fréquence préférentielle (sans s'arrêter) face à un robot qui bougeait ses propres jambes selon 2 conditions différentes de fréquences (voir figure 6.15).



FIGURE 6.15 – Protocole expérimental : A) point de vue général B) point de vue du sujet.

Une illustration des fréquences durant les deux conditions est présentée figure 6.16.

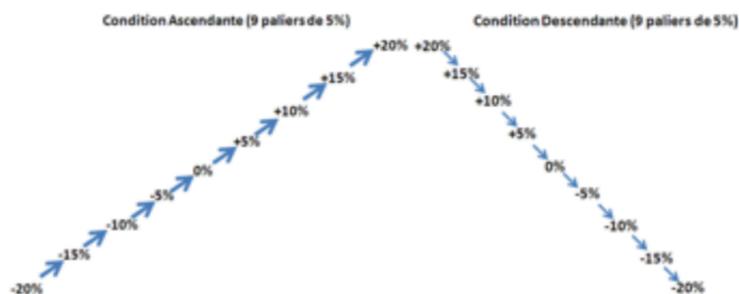


FIGURE 6.16 – Paliers des conditions ascendantes et descendantes (-20% à +20% ou inversement). Les conditions comportent 9 paliers de 5% de la fréquence préférentielle du sujet.

1. Laboratoire Euromov, UFR STAPS, Université de Montpellier

### Résultats expérimentaux

Une ANOVA (*analyse of variance*) sur l'index de synchronisation a révélé un effet significatif de la différence de fréquence ( $F(8, 88) = 14,33, p < 0,05, h2p = 0,57$ ). L'analyse post hoc de Newman-Keuls a démontré que les paliers de fréquence à 0% et 5% sont significativement différents de tous les autres paliers. Ce résultat indique que la synchronisation entre le robot et l'humain est significativement plus élevée lorsque la différence de fréquence entre les deux agents est faible. Une ANOVA sur la pente de la dérivée de la phase relative, a révélé un effet significatif du palier ( $F(8, 88) = 100,96, p < 0,05, h2p = 0,90$ ) et une interaction significative Ordre x Palier ( $F(8, 88) = 3,24, p < 0,05, h2p = 0,32$ ). Plus précisément, le post hoc de Newman-Keuls appliqué sur les seuils du Dwell-Time (mesure de stabilité de la phase relative) a montré que dans la condition 1 : les paliers de 5% et 10% de la fréquence préférentielle induisent un accrochage de fréquence significativement plus important que dans les autres conditions (voir figure 6.17). Dans la condition 2 (figure 6.17), les paliers 0% et 5% induisent également un accrochage de fréquence significativement plus important que dans les autres conditions.

Ces résultats révèlent qu'un effet d'entraînement se produit lorsque la fréquence d'oscillation de NAO est proche de la fréquence préférentielle de l'humain. Cependant, le seuil critique d'entraînement a été trouvé à +5% de la fréquence préférentielle du sujet et non à 10% comme c'est le cas entre des humains [94]. Plus précisément, un seuil critique est retrouvé à 5% en modalité ascendante et à 0% en condition descendante. L'ensemble de ces résultats montre à nouveau qu'il y a bien un effet d'entraînement non intentionnel en vision périphérique et que celui-ci reproduit en partie, de manière moindre, les caractéristiques observées lors des interactions humaines.

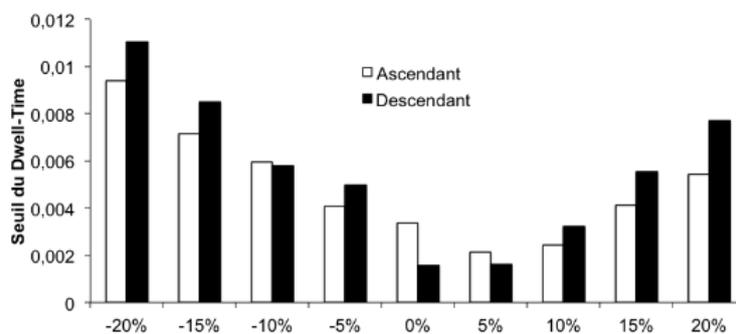


FIGURE 6.17 – Résultats pour les conditions 1 (ascendantes) et 2 (descendantes).

## 6.5 Étude de l'impact de la désynchronisation dans le cadre d'une interaction Homme-Robot

Nous avons précédemment présenté différentes études mettant en avant l'intérêt d'une synchronisation entre les deux agents pour des interactions Homme-robot. En revanche, peu d'études portent sur la désynchronisation. Si la désynchronisation est perçue comme un phénomène négatif et marqueur d'une rupture d'interaction [203], elle peut constituer un retour tout aussi utile pour les interfaces Homme-machines que la synchronisation. Plus spécifiquement, nous souhaitons étudier si la réponse rythmique du robot lors d'une interaction peut être perçue comme un mécanisme de communication implicite permettant de signaler un problème dans une tâche impliquant deux agents. Pour cela nous avons mis en place une expérience avec l'entreprise Partnering Robotics<sup>TM</sup> et son robot mobile DIYA ONE<sup>TM</sup> (voir figure 6.18) impliquant une tâche d'apprentissage qui est une tâche dyadique classique.



FIGURE 6.18 – Robot DIYA ONE conçu par Partnering Robotics

### Protocole expérimental

11 sujets naïfs pensent devoir faire apprendre une ronde à un robot mobile la connaissant déjà partiellement en suivant le robot et en le contrôlant via une tablette (voir figure 6.19). Le robot émet un bip régulier qui est synchronisé sur les pas des sujets grâce au modèle d'entraînement (le signal d'entraînement est obtenu via un accéléromètre de la tablette). Chaque sujet doit faire la ronde deux fois. On note R1 la première ronde et R2 la seconde dans l'ordre chronologique du passage du sujet. En réalité, chaque ronde est scénarisée et un "accident" (robot dérivant de son chemin et se cognant aux murs) arrive à un des deux endroits indiqués sur la figure. Deux conditions sont testées :

**C1** : l'accident a lieu sans modification du rythme du "bip" émis par le robot.

**C2** : juste avant l'accident, le bip du robot se désynchronise sur une unique période (on rajoute un son supplémentaire durant une période).

À l'issue des rondes, un questionnaire est soumis au sujet, lui demandant de noter la facilité de contrôle du robot, l'agréabilité de la ronde et laquelle des deux est leur favorite.

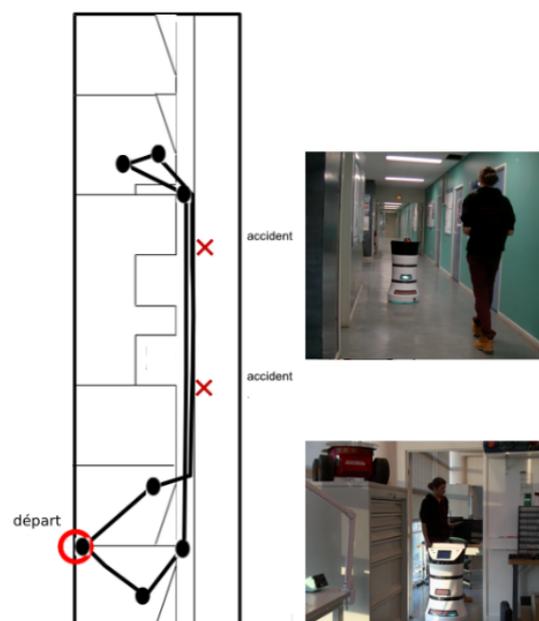


FIGURE 6.19 – Les différentes rondes du protocole expérimental.

	Contrôle robot	<i>ec</i>	Agréabilité de la marche	<i>ec</i>	Condition préférée
C1	3.75	0.99	4.13	0.8	0
C2	3.65	0.67	3.65	0.67	11
R1	3.55	0.96	4.23	0.68	5
R2	3.68	0.71	4.23	0.75	6

TABLE 6.2 – Résultats du questionnaire.

### Résultats expérimentaux

Les réponses au questionnaire sont résumées dans le tableau 6.2. Les notes du contrôle du robot et de l'agrément de la marche sont sur 5 et *ec* est l'écart type pour ces notations. La condition 1 est mieux notée en termes d'agrément de la marche, la désynchronisation a donc été perçue plutôt négativement. En revanche, le résultat marquant est celui de la condition préférée : 100% de sujets ont préféré la condition comprenant une désynchronisation juste avant l'accident. Ce résultat est d'autant plus marquant qu'aucun sujet ne nous a rapporté le changement de rythme avant l'incident. Cependant, ce changement semble avoir été inconsciemment intégré et a permis l'éventuelle anticipation de la rupture d'interaction (l'accident), rendant la tâche plus agréable car plus prévisible.

Nous notons donc que la désynchronisation peut avoir un apport important dans les IHR concernant l'anticipation d'évènements négatifs. Cette désynchronisation peut être discrète et ainsi intégrée non-intentionnellement par l'utilisateur sans charge cognitive lourde [204].

## 6.6 Conclusion et discussion

Nous avons présenté un modèle d'entraînement bas niveau basé sur la théorie des systèmes dynamiques. Ce modèle se compose d'un oscillateur neuronal dans lequel est intégré un effet d'entraînement obtenu par le flot optique. Ce signal d'entraînement permet une modification de la dynamique de l'oscillateur qui peut entraîner la synchronisation si les deux fréquences en jeu ne sont pas trop éloignées. Cette capacité d'adaptation peut être modifiable via le facteur de couplage.

Ce modèle a été testé avec des sujets naïfs en conditions réelles, ce qui a permis de montrer qu'il permettait une reproduction des boucles d'entraînement rythmique présentes dans les interactions Homme-Homme.

Nous avons aussi montré lors d'une autre expérience que la fréquence d'accrochage lors d'une IHR unidirectionnelle se situait autour de 5%. Ce résultat montre que l'Homme est bien capable de se synchroniser inconsciemment avec un robot, mais que cet effet est moindre par rapport aux interactions Homme-Homme. Ces résultats semblent à première vue en contradiction avec ceux obtenus dans la première expérience présentée. Dans cette dernière, nous obtenions un écart de fréquence plus important lors de la condition d'entraînement unidirectionnel. Cette différence peut s'expliquer par l'absence d'une tâche cachée (*cover story*) lors de la première expérience. Ce défaut ne garantit pas le caractère non-intentionnel de l'interaction. Par ailleurs, l'effet d'entraînement est aussi dépendant de l'amplitude des stimuli extérieurs, dans la seconde expérience (sur les accrochages de phase), les battements de jambes de NAO avaient une amplitude faible, ce qui peut aussi expliquer en partie un entraînement rythmique non-intentionnel amoindri.

Une troisième étude nous a également montré qu'une désynchronisation, même non consciemment perçue par l'humain lors d'une IHR, pouvait avoir un impact sur l'agrément et l'intuitivité

de l'interaction.

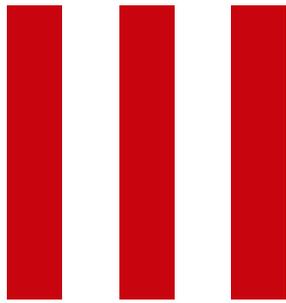
Ces études nous ont permis d'analyser et d'étudier plus généralement les effets d'entraînement rythmique non-intentionnel en IHR. Ce type d'études est d'une grande utilité pour le développement de futurs modèles sensorimoteurs pour les IHR intégrant les notions d'entraînement rythmique non-intentionnel.

Une dernière étude a été menée sur les capacités d'entraînement rythmique et de synchronisation d'enfants atteints de troubles autistiques. L'étude présentée est comme nous l'avions précisée pensée pour avoir une preuve de principe sur l'utilité ou non d'utiliser des coordinations non-intentionnelles entre un enfant autiste et un robot. Les résultats sont prometteurs mais restent à confirmer, il faut une étude à plus large échelle avec un protocole plus abouti, peut être avec une tâche plus "sociale".

De manière générale et dans l'ensemble de ces études psycho-expérimentales, le manque d'une tâche socialement plus écologique est très limitant. Ceci est d'autant plus vrai que l'objet de ces études concerne les coordinations sociales non-intentionnelles. La mise en place de tâches plus écologiques implique néanmoins des IHR plus complexes nécessitant des compétences sensorimotrices supérieures pour le robot.

L'objectif des travaux qui seront présentés dans les chapitres qui suivent sera de construire de manière incrémentale un modèle sensorimoteur qui permet la mise en place d'une "vraie" tâche collaborative Homme-robot tout en intégrant les notions d'entraînement rythmique afin de garantir le fait de pouvoir générer des coordinations non-intentionnelles.





# Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés

## **7** **Modèle pour l'imitation de mouvements rythmiques .... 107**

- 7.1 Imitation et apprentissage par démonstration en robotique
- 7.2 Contexte expérimental et présentation du modèle sensorimoteur
- 7.3 Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en IHR
- 7.4 Conclusion et discussion

## **8** **Contrôle rythmique et apprentissage sensorimoteur d'une tâche de passage d'objet .. 127**

- 8.1 Introduction
- 8.2 Présentation de la tâche
- 8.3 Architecture du modèle
- 8.4 Résultats expérimentaux pour l'apprentissage d'un geste de saisie d'objet
- 8.5 Validation du modèle à l'aide d'une tâche collaborative avec des sujets naïfs
- 8.6 Limites du modèle
- 8.7 Conclusion

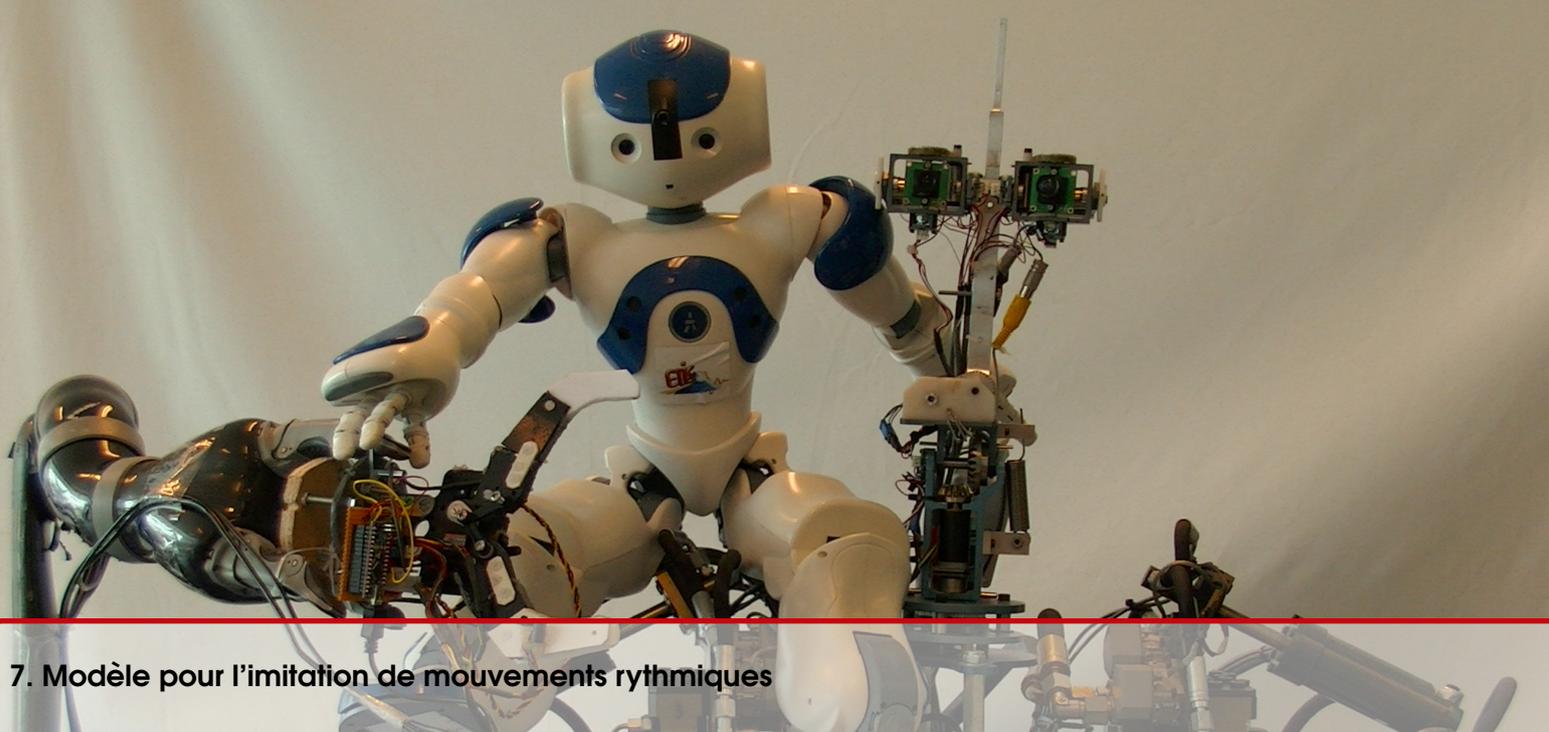
## **9** **Conclusion ..... 149**

- 9.1 Conclusion générale
- 9.2 Conclusion et perspectives par contribution

## **Bibliographie ..... 157**

## **10** **Publications et communications ..... 175**





## 7. Modèle pour l'imitation de mouvements rythmiques

Le modèle intégrant les effets d'entraînement rythmique présenté précédemment a été validé et testé sur des sujets naïfs. L'existence d'effets d'entraînement rythmique non-intentionnel en IHR a aussi été démontrée grâce à ce modèle. Néanmoins, ce dernier ne permet pas la mise en place de tâches plus complexes et écologiques limitant ainsi l'analyse et l'utilisation que nous pouvons en faire sur les IHR.

Par conséquent, nous proposons dans ce chapitre un modèle sensorimoteur inspiré du précédent et permettant non seulement la synchronisation mais aussi l'apprentissage de gestes à deux degrés de liberté.

Le modèle aura comme application l'imitation synchrone d'un mouvement appris par démonstration et en interaction avec le partenaire humain.

### 7.1 Imitation et apprentissage par démonstration en robotique

L'imitation est fondamentale pour le développement et l'apprentissage des compétences sociales [206, 205]. Comme pour la coordination, nous pouvons distinguer une imitation volontaire, où le sujet reproduit l'action d'un professeur dans le but conscient d'apprendre une action motrice et l'imitation involontaire, davantage bas niveau, pour laquelle les mouvements sont imités spontanément, sans objectifs de performance [207].

Les boucles sensorimotrices peuvent déclencher une imitation spontanée qui est majoritairement inhibée lors d'interactions classiques ; il a cependant pu être signalé, chez certains patients atteints de lésions dans le cortex préfrontal, une imitation spontanée bien plus importante que chez des individus sains [208]. Ces résultats mettent ainsi en avant que cette imitation spontanée est toujours "active" mais inhibée par le préfrontal. Cette inhibition n'est cependant pas totale et l'on peut observer lors d'interactions sociales quelques marqueurs d'imitation spontanée. Comme mentionné au chapitre 5, l'imitation joue un rôle capital dans la coordination interpersonnelle.

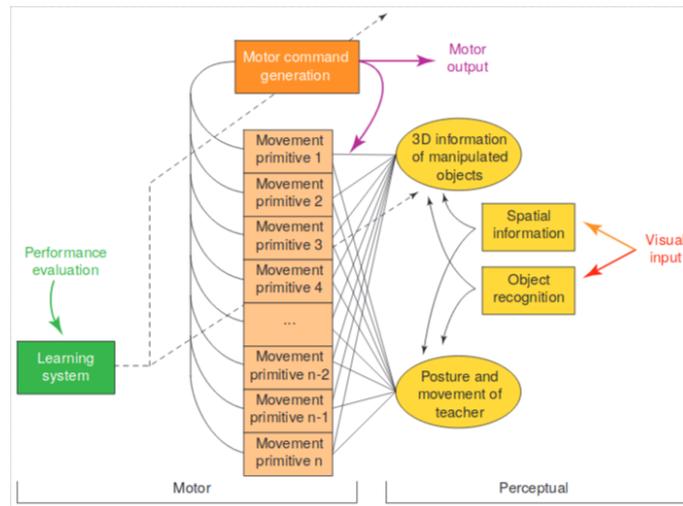


FIGURE 7.1 – Modèle conceptuel de l'imitation en robotique d'après les travaux de Stephen Schaal [65]

Dans les années 80, les premiers modèles d'apprentissage par imitation étaient développés en montrant directement à un robot contrôlé manuellement une bonne trajectoire à effectuer et en enregistrant, durant ces phases de démonstration, les valeurs des différents capteurs du robot. Le contrôle et la programmation du comportement moteur des robots s'effectuent alors majoritairement de manière symbolique et chaque trajectoire à effectuer est divisée en sous-but (approche similaire à un contrôle segmenté que nous avons mentionnée dans le chapitre 4) et implémenté dans un graphe à état dont la construction a lieu lors des démonstrations [65, 210, 209]. Les commandes motrices sont dans ce cas de simples commandes du type 'haut/bas' ou 'gauche/droite' pour chaque degré de liberté ou bien des commandes directes de position selon l'état courant. L'exploitation d'outils non-symboliques dans les années 90 a permis par la suite de développer des approches plus diverses et plus adaptatives et l'on note notamment l'apparition de l'exploitation de primitives motrices comme trajectoire prédéfinie plutôt que contrôles symboliques [212, 211].

En 1999, alors que cet apprentissage par démonstration est une piste de plus en plus envisagée pour l'apprentissage moteur en robotique, Schaal et al. proposent un modèle conceptuel de l'imitation composé d'une boucle perception/commande motrice reprise figure 7.1 [65]. Dans ce schéma, les auteurs impliquent qu'un modèle d'imitation doit contenir une partie perception permettant d'extraire les données importantes de l'environnement (que ce soit la posture du démonstrateur et/ou des informations liées au contexte de l'action à imiter, comme l'objet lors d'une préhension) et une partie motrice. Cette dernière comprend un certain nombre de primitives motrices pré-établies sur lesquelles va se baser l'apprentissage. Le système doit reproduire l'action ou la séquence démontrée par le professeur en se basant sur les primitives disponibles et en cherchant à minimiser une fonction de coût (comme la distance entre l'objet et la main du robot pour poursuivre sur l'exemple de la préhension) et peut également modifier ces dernières afin d'obtenir un dictionnaire de commandes motrices plus adapté. Les modèles d'imitation existants peuvent se ramener à ce schéma de principe, se différenciant de par la méthode de perception, le type de primitives motrices exploitées et la présence, ou non, de certaines parties comme l'adaptation des primitives ou l'exploitation de la proprioception.

Ces modèles peuvent exploiter des reproductions de mouvements directes, en apprentissage

punctuel (*one shot*) ou plus long terme. Billart et al. ont mis au point un modèle permettant d'obtenir sur un robot des trajectoires biologiques réalistes : un homme dont les différentes postures articulaires sont enregistrées joue le rôle de démonstrateur et effectue un mouvement dont les données sont enregistrées à chaque point de vitesse nulle. Ces valeurs articulaires passent en commande au robot en intégrant une équation différentielle représentant les systèmes de muscles antagonistes pour passer d'une commande à l'autre. Ceci permet d'obtenir des trajectoires lissées et en cloche, caractéristiques des mouvements biologiques. On retrouve ainsi à nouveau l'approche de contrôle par segment évoquée dans le chapitre 4 ainsi que l'exploitation du modèle de muscles antagonistes pour l'obtention de trajectoire biologique [213]. L'idée de primitive motrice est dans cet exemple plutôt effacée mais sous-entendue dans la dynamique imposée par la modélisation mathématique des muscles. Avec une approche plus cognitive, Jenkins et al. proposent la notion de "primitive perception-motrice" pour leur modèle d'imitation se basant sur l'idée de neurones miroirs en associant toute primitive motrice à un stimulus sensoriel [214]. La catégorisation préalable de ces couples perception/action permet d'associer les bonnes commandes motrices lors de la vision de dynamiques proches de celles ayant déjà été observées et apprises.

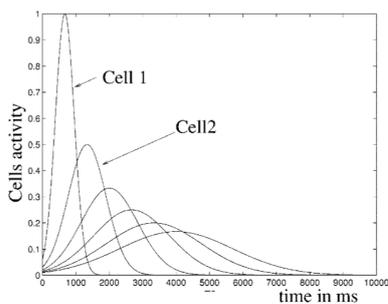


FIGURE 7.2 – Activations temporelles d'un banc de cellules granulaires (figure issue de [8])

La décomposition d'une commande motrice dans le temps pour l'apprentissage et la répétition d'un geste imité peut également se baser sur la décomposition dans une base de neurones aux fonctions d'activation différentes, comme c'est le cas dans les travaux de Andry et al. ayant travaillé sur l'imitation d'un robot mobile en 2001 [8]. Dans ce modèle, l'imitation spontanée est gérée par un principe d'ambiguïté perceptuelle : le robot ne fait pas la différence entre lui et son partenaire d'interaction et considère ainsi comme une erreur tout mouvement perçu alors qu'il est lui-même immobile. Le robot bouge alors pour tenter de corriger cette erreur et l'imitation est donc une conséquence de sa perception ambiguë. La séquence produite est apprise en étant décomposée sur une base de cellules granulaires qui sont des neurones dont le temps d'intégration varie avec la taille de la cellule (voir figure 7.2). Ce type de décomposition est justifié par les études de Stephen Grossberg sur le fonctionnement de l'hippocampe [215]. Un tel banc de neurones permet d'obtenir une décomposition d'un signal temporel en ondelettes.

Les primitives motrices exploitées pour l'apprentissage par imitation peuvent être discrètes [213, 214] ou rythmiques [216, 172].

### 7.1.1 Apprentissages de mouvements à partir de contrôleurs rythmiques

Comme nous l'avons déjà mentionné au chapitre 5, il existe également des modèles d'imitation dont les primitives motrices sont des signaux oscillatoires. Ce type de primitives pour l'imitation est particulièrement bien adapté à l'apprentissage de signaux périodiques. En effet, la réponse de ces cellules est comparable à des demi-périodes d'oscillateur, et leur temps d'intégration (largeur de leur signal) peut être perçu comme la fréquence de l'oscillateur.

Cette approche implique cependant l'apparition de problèmes récurrents aux contrôles rythmiques, notamment le problème de la gestion des différentes fréquences disponibles habituellement réglé par la connaissance préalable des fréquences à exploiter [181] ou bien la modification des primitives par apprentissage [167, 217].

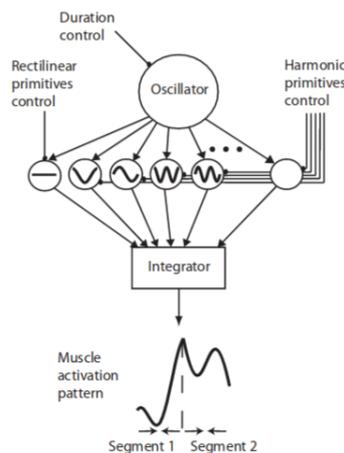


FIGURE 7.3 – Partie du modèle de Rockni et al. : un oscillateur contrôle des primitives rythmiques qui sont elles-mêmes modulées par des paramètres *harmonic primitives* qui sont modifiés à chaque segment (schema issu de [181]).

Il est intéressant de se pencher sur le modèle de Ijspeert qui exploite des oscillateurs non-linéaires pour l'apprentissage par démonstration [217]. Afin d'obtenir des primitives adaptées aux mouvements à reproduire, les auteurs modifient les attracteurs des systèmes dynamiques liés aux oscillateurs grâce à une méthode d'apprentissage statistique. Dans la même veine, Righetti et al. implémentent un CPG dont les oscillateurs sont adaptatifs en fréquence et amplitude (voir équation 5.7 du chapitre 5), ce qui permet l'apprentissage et la reconstruction de signaux périodiques [167]. Un défaut de ces deux modèles est que l'apprentissage lié aux primitives impose de disposer d'ores et déjà de la fréquence la plus basse du signal à apprendre, ce qui implique tout de même une certaine connaissance du signal à reproduire a priori. Les auteurs prennent également le parti de modifier les fréquences propres des oscillateurs, ce que nous souhaitons éviter lors de nos travaux. Récemment Jouaiti et al. ont implémenté ce type d'architecture sur robot pour exécuter un jeu d'imitation avec le robot [216].

En 2012, Rokni et Sompolonski proposent un modèle complet de contrôle moteur par segment basé sur le contrôle rythmique qui s'intéresse à la fois à la génération de l'ordre moteur et à son intégration dans un modèle de membre réaliste à plusieurs muscles [181]. Une valeur ajoutée intéressante de ce modèle est que l'ordre moteur n'est pas directement une combinaison linéaire de différents oscillateurs mais son intégration, ce qui permet l'apparition d'une constante dans le contrôle ainsi que sa continuité, malgré des changements discontinus de paramètres de contrôle lors de changements de segments moteurs (voir figure 7.3). L'oscillateur est ici exploité également comme un "timer". Ce modèle permet ainsi de produire à la fois des mouvements rythmiques et ponctuels. Il est particulièrement complet car modélise également la co-contraction musculaire. Il ne possède, cependant, qu'un nombre limité de fréquences et de phases disponibles et les différents paramètres de décomposition du mouvement (poids synaptiques des oscillateurs) sont implémentés manuellement, de manière ad hoc, afin d'obtenir le type de trajectoire souhaité.

Nous proposons ici d'exploiter des oscillateurs neuronaux comme primitives motrices. Nous avons ainsi conçu un modèle bas niveau d'imitation avec une approche similaire à celle de Schaal et al. [65]. L'originalité de ce modèle réside dans l'intégration de l'entraînement rythmique des oscillateurs. Nous défendons que l'ajout de ce signal d'entraînement permet une adaptation rapide des oscillateurs et par conséquent un apprentissage des trajectoires motrices facilité. L'architecture proposée est décrite ci-après.

## 7.2 Contexte expérimental et présentation du modèle sensorimoteur

### 7.2.1 Contexte expérimental

La figure 7.4 présente le contexte expérimental et applicatif utilisé pour valider notre architecture. Il inclut un robot NAO, une caméra extérieure au robot et un partenaire d'interaction humain. La fréquence d'échantillonnage temporel de la caméra est de  $30 \text{ image/s}$ . Durant ces expériences, l'humain fait face au robot et effectue un mouvement répété avec son bras tendu. Nous contrôlons uniquement l'articulation de l'épaule du NAO qui comprend deux degrés de liberté (un mouvement vertical et un mouvement horizontal). Nous souhaitons que le robot puisse apprendre un mouvement rythmique par imitation du partenaire d'interaction et que ce mouvement soit produit de manière synchrone avec l'humain.



FIGURE 7.4 – Contexte expérimental : apprentissage d'un geste rythmique en synchronisation entre un NAO et un humain

### 7.2.2 Présentation du modèle Architecture générale

Le modèle d'imitation proposé est basé sur la décomposition d'un mouvement rythmique en ses différentes composantes fréquentielles. Nous disposons d'un banc d'oscillateurs servant de primitives motrices pour la décomposition de la trajectoire à apprendre (mouvement du partenaire humain) à la manière d'une série de Fourier. Les oscillateurs sont entraînés par le flot optique afin qu'ils puissent s'adapter aux dynamiques de mouvement du partenaire humain. L'architecture générale du modèle est présentée figure 7.5.

Le fonctionnement du modèle peut être résumé comme suit :

#### *Partie perception*

- L'image de la caméra capture le mouvement du partenaire humain et permet le calcul du flot optique.
- Le flot optique résultant est ensuite utilisé pour :
  - Extraire les composantes verticales et horizontales du mouvement de la main (**bloc A** de la figure 7.5).
  - Construire le signal d'entraînement horizontal (**bloc B** de la figure 7.5) et le signal d'entraînement vertical (**bloc C** de la figure 7.5) lesquels entraînent respectivement les deux réservoirs d'oscillateurs.

#### *Partie motrice*

- L'algorithme des moindres carrés (LMS) modifie le poids de chaque oscillateur pour reconstruire la trajectoire de la main.
- Enfin, la sortie des neurones du LMS est utilisée comme signal de commande pour le robot.

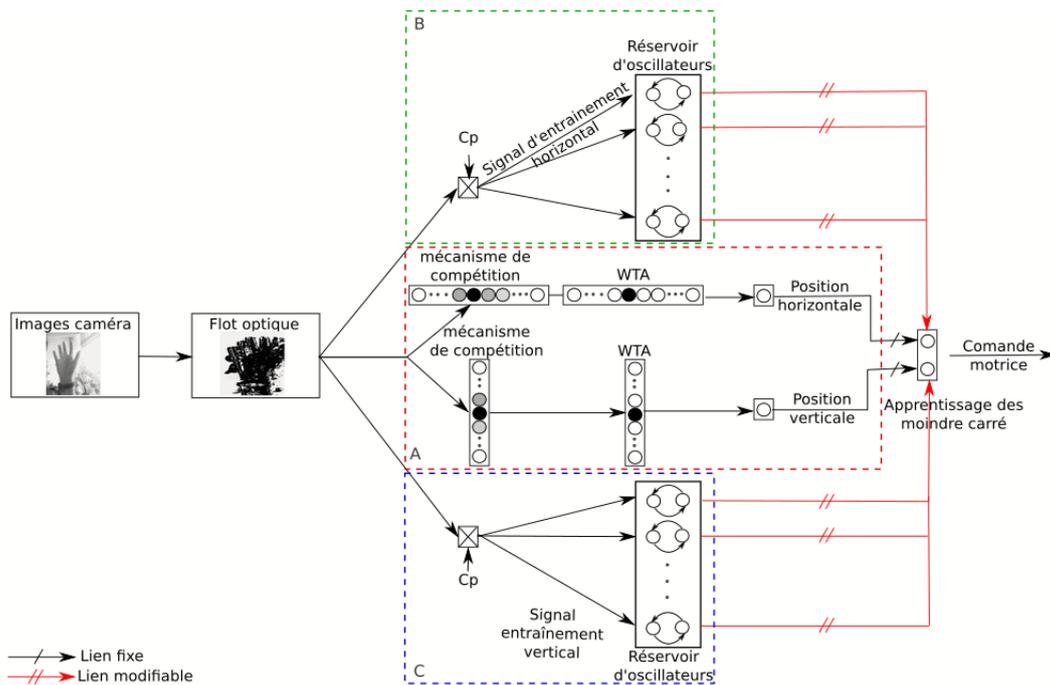


FIGURE 7.5 – Architecture du modèle d'imitation de mouvements rythmiques

Chacune de ces composantes est explicitée dans les paragraphes suivants.

### Perception visuelle

Lorsque nous bougeons le bras tendu, la main est la partie du membre dont la vitesse est la plus élevée, étant située à son extrémité. Repérer la position de l'élément le plus en mouvement dans la scène revient donc à détecter la position de la main. De plus, comme le montre Matari et al., lorsque nous observons un mouvement, nous focalisons, effectivement, notre attention visuelle sur l'extrémité du membre observé [218].

Afin de pouvoir imiter le mouvement du partenaire, il nous faut par conséquent extraire la trajectoire décrite par la main de ce dernier afin de pouvoir la décomposer sur les axes des abscisses et des ordonnées.

Pour récupérer l'information de position de la main, nous utilisons donc dans un premier temps le flot optique de l'image. Ce dernier est calculé de la même manière que pour le modèle d'entraînement dynamique abordé au chapitre 6, soit en utilisant l'algorithme de Horn Shunck [191] sur une image échantillonnée sur trois niveaux et reconstruite grâce à l'algorithme de Amiaz [192]. La norme du flot optique est codée par une matrice de 120x120 neurones qui est ensuite projetée sur l'axe horizontal et l'axe vertical.

La recherche du maximum de mouvement sur chaque axe est ensuite réalisée par un champ de neurones qui va inclure des mécanismes de coopération et de compétition spatiales. Ici, les neurones de ce champ sont tous connectés les uns aux autres : les neurones voisins sont reliés entre eux par des liaisons excitatrices et les neurones les plus éloignés sont liés par des liaisons inhibitrices (voir figure 7.6). Ceci revient mathématiquement à convoluer le signal par une DOG (différence de Gaussienne) (voir équation 7.1). On va ainsi amplifier la zone d'activité la plus forte en inhibant le bruit alentour. Les neurones pertinents sont représentés par une bulle d'activité élevée qui, idéalement, est située au centre de la main en mouvement. La position de cette dernière est donc déduite en prenant le neurone gagnant sur chaque axe. L'architecture de ce réseau est représentée par le bloc A de la figure 7.5.

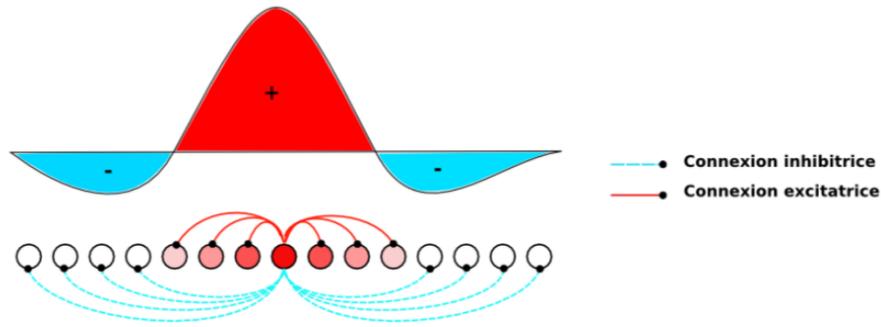


FIGURE 7.6 – Représentations des connexions synaptiques pour un des neurones du champ de mécanisme de compétition (figure issue de [177]).

La DOG est définie (voir équation 7.1) avec les paramètres  $A = 0.66$ ,  $\sigma_1 = 4.66$  et  $\sigma_2 = 32$ . Nous récupérons ainsi les signaux  $p_x$  et  $p_y$  représentant respectivement la position horizontale et verticale de la main dans l’image. La figure 7.7 présente les signaux obtenus avec cette méthode en effectuant deux mouvements différents (un cercle et un infini) face caméra. On peut constater que nous obtenons pour le mouvement ”cercle” des composantes de même fréquence déphasées de  $\frac{\pi}{2}$  et que la composante horizontale a une fréquence deux fois plus élevée que la composante verticale pour le mouvement ”infini”, ce qui correspond bien aux trajectoires réelles de ces mouvements.

$$DOG(x) = A \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) - \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (7.1)$$

### Les réservoirs d’oscillateurs

Le modèle présenté dans ce chapitre comprend deux réservoirs ou bancs d’oscillateurs indépendants. Chaque banc contrôle un degré de liberté ; comme nous ne considérons que des mouvements simples d’un bras tendu, ils correspondent ainsi en pratique aux commandes motrices pour les composantes horizontales ou verticales du mouvement.

Chaque banc comporte 8 oscillateurs ayant différentes fréquences propres. Nous utilisons les oscillateurs que nous avons exploités précédemment avec le modèle d’entraînement rythmique bas niveau (voir chapitre 5) avec différents paramètres  $\beta$ . Leur signal de sortie noté  $osc_i$  avec  $i = [1..8]$  correspond à la sortie de leur neurones  $N1$ . Les fréquences obtenues vont de 0.5 à 2.6 Hz et sont résumées dans le tableau 7.1.

Oscillateur	Valeur de $\beta$	Fréquence propre
$osc_1$	0.07	0.5
$osc_2$	0.1	0.65
$osc_3$	0.13	0.9
$osc_4$	0.19	1.25
$osc_5$	0.22	1.6
$osc_6$	0.29	1.9
$osc_7$	0.38	2.25
$osc_8$	0.475	2.6

TABLE 7.1 – Les différentes fréquences contenues dans les bancs d’oscillateurs

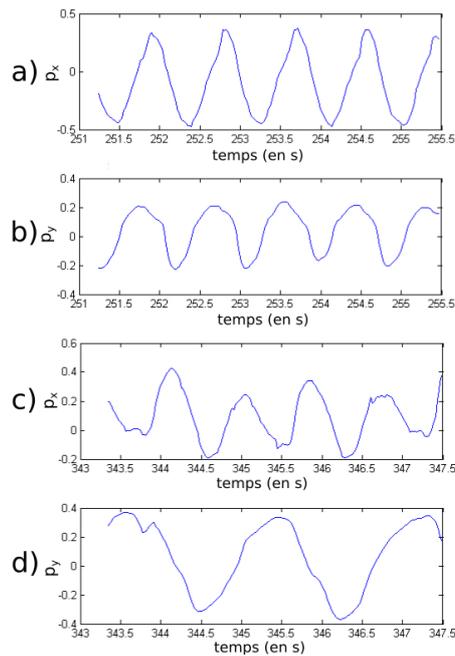


FIGURE 7.7 – Signaux horizontaux ( $p_x$ ) et verticaux ( $p_y$ ) obtenus pour les mouvements "cercle" et "infini". a) : Trajectoire horizontale  $p_x$  extraite pour le mouvement "cercle" b) : Trajectoire verticale  $p_y$  extraite pour le mouvement "cercle". c) : Trajectoire horizontale  $p_x$  extraite pour le mouvement "infini". d) : Trajectoire verticale  $p_y$  extraite pour le mouvement "infini".

### Algorithme des moindres carrés

Nous avons donc construit une base de primitives motrices oscillatoires ainsi qu'une architecture permettant d'extraire les signaux à reproduire depuis une séquence d'images (trajectoire). Il nous faut maintenant parvenir à décomposer cette trajectoire sur la base des fréquences et phases des oscillateurs disponibles dans le réservoir. C'est le rôle de l'algorithme des moindres carrés (LMS) qui écrira les coordonnées de la trajectoire à reproduire sous la forme d'une combinaison linéaire des oscillateurs  $osc_i$  multipliés par des poids synaptiques  $w_i$ . Nous explicitons cet algorithme dans cette partie.

L'algorithme d'apprentissage de type moindres carrés (ou *Least Mean Square Algorithm* en anglais, soit LMS) est un algorithme d'apprentissage de type supervisé : il s'agit de reproduire au mieux un signal désiré  $Sd_j(t)$  à partir d'un ou de plusieurs signaux d'entrée  $E_i(t)$ . Cet algorithme, proposé pour la première fois par Widrow et Hoff, consiste donc à modifier les poids synaptiques des différents neurones d'entrée  $E_i$  afin que la combinaison linéaire obtenue se rapproche au mieux de la sortie désirée  $Sd_j$  aussi appelée *réponse inconditionnelle* [219].

Comme de nombreux modèles d'apprentissage supervisé ou de filtres adaptatifs, le LMS est un algorithme de descente de gradient, un algorithme d'optimisation du premier ordre consistant à minimiser une fonction. Plus précisément, cette descente de gradient est dite stochastique : les modifications s'effectuent de manière incrémentale. Widrow et Hoff proposèrent l'erreur quadratique comme fonction à minimiser pour l'algorithme de LMS. Les différents poids synaptiques  $w_{ij}$  varient donc en fonction de l'écart entre la sortie réelle et la sortie désirée comme indiqué dans l'équation 7.2. Ces poids vont être renforcés ou au contraire inhibés en fonction de la différence de signe entre l'erreur quadratique et le signal de l'entrée correspondante : pour un signal d'entrée positif,

## 7.3 Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en IHR

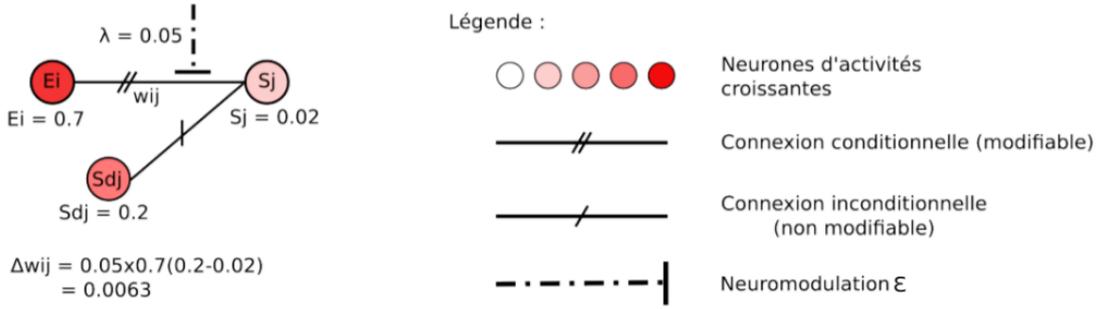


FIGURE 7.8 – Exemple d’une incrémentation d’un algorithme de LMS. Dans le cas illustré, l’erreur quadratique est positive, le poids synaptique va donc être renforcé.

comme c’est usuellement le cas pour une modélisation neuronale, une erreur positive implique un renforcement du lien excitateur tandis qu’une erreur négative va, au contraire, impliquer une inhibition (cf figure 7.8).

$$\Delta w_{ij} = \varepsilon E_i(t)(S_d_j(t) - S_j(t)) = \varepsilon E_i(t)(S_d_j(t) - \sum_{i=1}^n w_{ij}(t)E_i(t)) \quad (7.2)$$

Le paramètre  $\varepsilon$  représentant la neuromodulation est classiquement fixé, mais il est possible de le remplacer par une fonction  $\varepsilon(t)$  qui évolue au cours de l’apprentissage. Il est, par exemple, usuel de démarrer l’apprentissage avec un  $\varepsilon$  important qui décroît au fur et à mesure de l’évolution des poids, ceci dans l’optique d’obtenir un bon compromis entre rapidité et précision.

Dans le cas du modèle que nous avons développé (voir figure 7.5), les oscillateurs constitueront les entrées conditionnelles des LMS dont les sorties désirées sont les composantes horizontales et verticales du mouvement rythmique à imiter. Cet apprentissage a lieu en parallèle pour les deux composantes. Les poids synaptiques  $w_i$  associés aux oscillateurs  $osc_i$  sont initialisés à 0.

Durant l’apprentissage, les poids  $w_i(t)$  évoluent donc de la manière suivante :

$$\Delta w_i = \varepsilon osc_i(t)(p(t) - \sum_{i=1}^8 w_i(t)osc_i(t)) \quad (7.3)$$

Avec  $p(t) = p_x(t)$  ou  $p_y(t)$  selon la composante étudiée.  $\varepsilon$  est le paramètre de modulation que nous exploitons pour les deux apprentissages. Nous le fixons à 0.01. La sortie du LMS vaut donc :

$$LMS(t) = \sum_{i=1}^8 osc_i(t)w_i(t) \quad (7.4)$$

Nous notons plus généralement  $LMS_x$  et  $LMS_y$  les signaux appris correspondant respectivement à la composante horizontale et verticale apprise.

## 7.3 Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en IHR

### 7.3.1 Apprentissage de trajectoires simulées

Dans cette section, nous présentons des données (trajectoires) simulées.

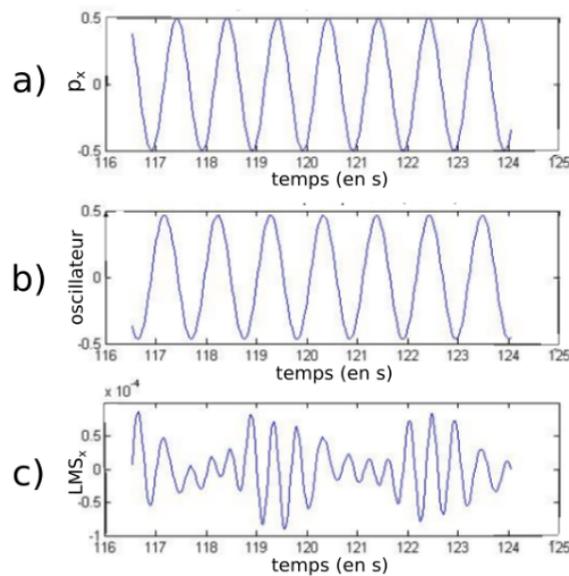


FIGURE 7.9 – Observation de l'apprentissage du LMS pour une architecture non-entraînée : a) : Signal  $p_x$  à reproduire (simulé) correspondant à un sinus de  $1\text{ Hz}$  b) : Oscillateur le plus proche du signal à apprendre  $osc_3$  dont la fréquence propre est de  $0.9\text{ Hz}$ . c) : Signal de sortie de  $LMS_x$ .

### Importance de l'entraînement rythmique pour l'adaptativité des oscillateurs

Considérons dans un premier temps le modèle présenté figure 7.5 dans lequel les bancs d'oscillateurs sont coupés de tout retour sensoriel, ils ne peuvent donc pas être entraînés rythmiquement (en pratique, nous posons  $cp = 0$ ). Ceci implique donc que la fréquence et la phase des oscillateurs sont fixes. Ainsi, le modèle présenté revient directement à décomposer une trajectoire rythmique en différents signaux sinusoïdaux disponibles dans les bancs d'oscillateurs.

Considérons que nous souhaitons apprendre un simple signal sinusoïdal ayant une fréquence de  $1\text{ Hz}$ . Dans le banc d'oscillateurs (résumé tableau 7.1) se trouve un oscillateur de fréquence propre égale à  $0.9\text{ Hz}$ , ce qui en fait un signal très proche de celui que nous souhaitons reproduire (voir figure 7.9). Malgré cette similitude, l'apprentissage ne parvient pas à converger. La différence de phase entre les deux signaux d'entrée du LMS (et donc l'erreur) va dans ce cas être une fonction oscillante, ce qui va empêcher la convergence de l'apprentissage. Plus généralement, l'apprentissage ne peut pas converger si les réponses inconditionnelles et conditionnelles ne sont pas en phase ou anti-phase, elles ne peuvent en effet pas être liées par une simple relation linéaire.

La reproduction telle quelle d'un signal rythmique de fréquence et de phase quelconque nécessiterait un banc d'oscillateurs comprenant un nombre important de fréquences et de phases. Pour que l'apprentissage soit fonctionnel, il faut que la base d'oscillateurs disponible puisse être en phase avec le signal à apprendre, ou du moins que ce soit le cas d'au moins un des oscillateurs. Il faut donc pouvoir *synchroniser* les oscillateurs avec la séquence à apprendre.

L'utilisation de notre modèle d'entraînement rythmique permettra alors l'obtention de signaux ayant des fréquences et phases proches de celles constituant la trajectoire à reproduire, son apprentissage sera alors rendu possible (cf figure 7.10).

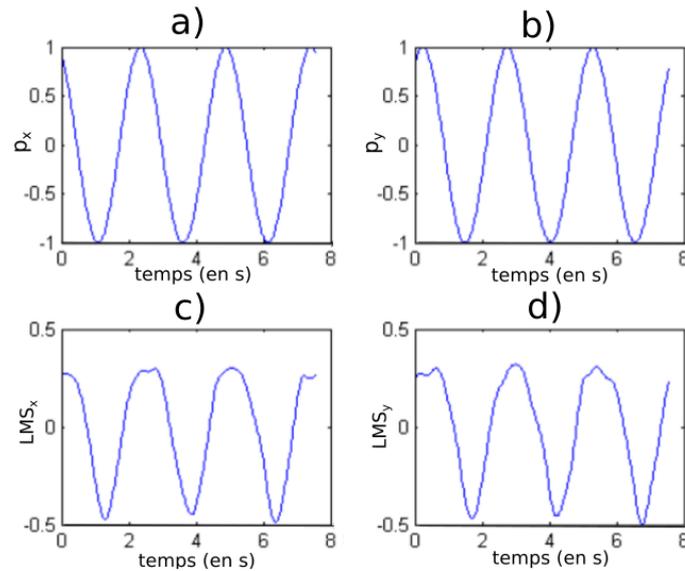


FIGURE 7.10 – Résultats obtenus en sortie de LMS pour les différentes composantes pour la reproduction d’un cercle simulé. a) : Trajectoire horizontale à reproduire  $p_x$ . b) : Signal appris pour la composante horizontale  $LMS_x$ . c) : Trajectoire verticale à reproduire  $p_y$ . d) : Signal appris pour la composante verticale  $LMS_y$ .

### Apprentissage d’un cercle en simulation

Pour permettre l’apprentissage, nous injectons donc le signal d’entraînement aux bancs d’oscillateurs, ce signal correspond à l’intégration du flot optique comme signal d’entraînement. Dans notre cas, le flot optique a donc la double utilité de servir à la fois de signal d’entraînement, mais également à la détection de la position de la main. Lors des simulations, comme c’est le cas dans cette partie, le flot optique est obtenu en calculant la dérivée de la trajectoire simulée à apprendre.

Nous souhaitons apprendre une trajectoire circulaire de  $1Hz$ , ce qui revient à apprendre sur chaque composante (horizontale et verticale), un sinus qui sera déphasé de  $\frac{\pi}{2}$ . Les résultats, avec  $cp = 0.05$ , pour chaque composante après  $30s$  d’apprentissage sont présentés figure 7.10. L’apprentissage a convergé pour donner en sortie des signaux proches et en phase avec les sorties désirées. Le tableau 7.2 présente les différents poids synaptiques obtenus pour chaque oscillateur en fonction de leur fréquence propre au cours de l’apprentissage. Ces données montrent que les poids synaptiques les plus importants correspondent aux oscillateurs dont la fréquence propre est la plus proche de celle du signal désiré. Ces résultats s’expliquent par l’observation de la dynamique des oscillateurs au cours de l’apprentissage (voir figure 7.11). En effet, grâce à l’ajout du signal d’entraînement, les oscillateurs ayant une fréquence proche de celle de la réponse inconditionnelle du LMS ont pu se synchroniser sur celle-ci : il est ainsi possible pour le LMS de définir une combinaison linéaire permettant de reproduire la sortie désirée.

L’ajout de l’effet d’entraînement au réservoir d’oscillateurs offre donc une capacité d’adaptation en fréquence et en phase permettant au système de pouvoir reproduire une trajectoire sans la connaître au préalable ou sans nécessiter un très grand nombre d’oscillateurs. En disposant d’un facteur de couplage assez élevé pour permettre une synchronisation possible d’au moins un des oscillateurs sur une grande plage de fréquences, nous sommes certains d’être en mesure de reproduire n’importe quelle phase et fréquence comprise dans cette plage. Pour notre banc d’oscillateurs, cette plage de fréquence atteignable est de  $0.25 Hz$  à  $3 Hz$ .

Fréquence propre oscillateur $i$	$w_i$ (après 10 s)	$w_i$ (après 30 s)
0.5	0	0.01
0.65	0	-0.12
0.9	<b>0.2</b>	<b>0.53</b>
1.25	<b>0.28</b>	<b>0.3</b>
1.6	0.1	0.1
1.9	0	0
2.25	0	0
2.6	0	0

TABLE 7.2 – Valeurs des poids synaptiques pour la reproduction d'un sinus de 1 Hz après 10 s puis 30 s d'apprentissage

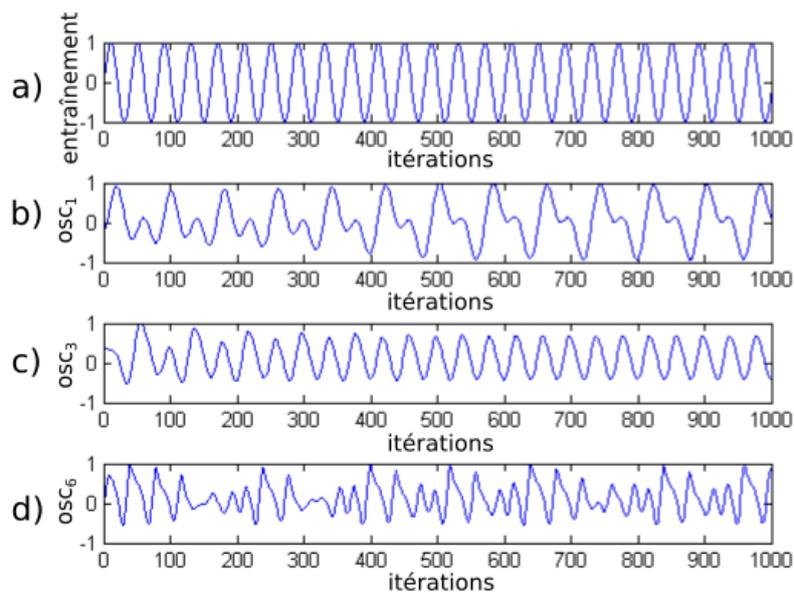


FIGURE 7.11 – Comportement de différents oscillateurs (différente fréquence propre) pour un même signal d'entraînement (avec  $cp = 0.05$ ). a) : Signal d'entraînement (sinus de 1 Hz). b) :  $osc_1$  (de fréquence propre 0.5 Hz). c) :  $osc_3$  (de fréquence propre 0.9 Hz). d) :  $osc_6$  (de fréquence propre 1.9 Hz). Seul un des oscillateurs, celui dont la fréquence propre est proche du signal d'entraînement, est synchronisé. Les autres ont leur dynamique déformée.

### 7.3 Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en IHR

Fréquence propre oscillateur $i$	$w_i$ (après 30s)
0.5	<b>0.68</b>
0.65	0.15
0.9	0.1
1.25	0.06
1.6	0.05
1.9	<b>0.38</b>
2.25	<b>0.23</b>
2.6	0.1

TABLE 7.3 – Valeurs des poids synaptiques obtenus pour la reproduction d’une somme de sinus après un apprentissage de 30 s

#### Apprentissage de trajectoires complexes et influence du facteur de couplage

La simulation précédente illustre l’exemple d’une reproduction d’un signal ne comportant qu’une seule fréquence. Nous nous intéressons ici à la reproduction d’un signal plus complexe comportant différentes harmoniques.

À titre d’exemple, prenons un signal à reproduire correspondant à une somme de deux sinus de même amplitude dont les fréquences sont respectivement 0.5 et 2 Hz. Le tableau 7.3 indique les poids synaptiques obtenus après 30 s d’apprentissage. Leur évolution montre que l’apprentissage a bien convergé. Les poids les plus importants sont obtenus pour les oscillateurs dont les fréquences propres sont les plus proches de celles composant le signal : nous avons ainsi dans notre cas des poids élevés pour les oscillateurs au fréquence propre de 0.5, 1.9 et 2.25 Hz. Ces oscillateurs en question se sont synchronisés non pas sur la totalité du signal désiré mais sur l’harmonique dont ils étaient le plus proche. L’apprentissage de trajectoire à plusieurs harmoniques, plus complexe, est ainsi rendu possible par l’entraînement rythmique des oscillateurs.

La figure 7.12 montre le signal obtenu en sortie d’un LMS pour le même signal que la simulation précédente (une somme de sinus de fréquences différentes) pour deux facteurs de couplages différents : un facteur de couplage faible (0.05) et un facteur de couplage important ( $cp = 0.2$ ). Pour un couplage faible, nous retrouvons les différentes composantes fréquentielles du signal désiré, tandis que la sortie du système obtenue pour un facteur de couplage important est déformée par rapport au signal désiré. Un fort couplage implique qu’un plus grand nombre d’oscillateurs vont être synchronisés sur une des harmoniques du signal comme l’illustre la figure 7.13 présentant l’état du banc d’oscillateurs entraîné par une fréquence pour deux facteurs de couplages différents. La capacité de reproduction d’un signal complexe à plusieurs harmoniques dépend donc ici du facteur de couplage : un facteur de couplage trop important ne permettra pas au banc d’oscillateurs de distinguer des fréquences trop proches. Cependant, réduire le facteur de couplage implique également d’augmenter le nombre d’oscillateurs présents dans le réservoir si l’on souhaite pouvoir couvrir une large gamme de fréquences.

Le facteur de couplage  $cp$  a également une influence sur le temps de synchronisation des oscillateurs, il agit logiquement sur le temps et l’erreur de convergence de l’apprentissage. Ce phénomène est illustré figure 7.14 présentant l’erreur quadratique au cours du temps pour un même apprentissage. Le paramètre de neuromodulation  $\epsilon_p$  influence également directement le temps de convergence et l’erreur quadratique obtenue en fin d’apprentissage. Un paramètre de neuromodulation plus faible permet une erreur moins importante, mais l’apprentissage sera plus lent. Au contraire un paramètre de neuromodulation important rendra l’apprentissage rapide, mais moins précis.

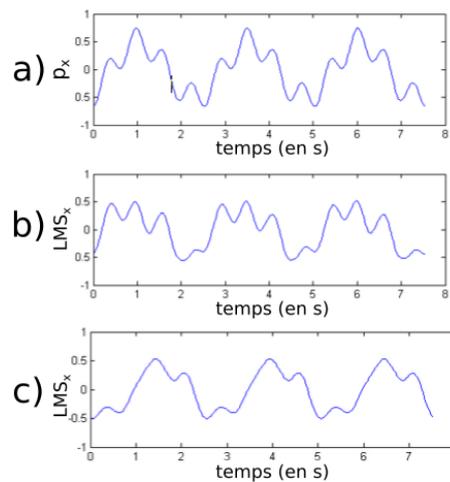


FIGURE 7.12 – Apprentissage d’une même réponse inconditionnelle pour différents facteurs de couplage. a) : Signal  $p_x$  à reproduire composé d’une somme de sinus de  $2\text{ Hz}$  et  $0.5\text{ Hz}$ . b) : Signal appris avec un facteur de couplage  $cp = 0.05$ . c) : Signal appris avec un facteur de couplage  $cp = 0.2$ .

Dans la majorité de nos tests expérimentaux, le facteur de couplage  $cp$  vaut  $0.05$ . Un facteur de couplage faible simule plus fidèlement l’entraînement rythmique non-intentionnel qui a un effet moindre que l’effet de l’entraînement intentionnel. Par ailleurs, et comme décrit ci-dessus, un facteur de couplage fort fait converger plusieurs oscillateurs vers les mêmes fréquences, il en résulte une sortie du LMS lissée et pas toujours fidèle au signal désiré (filtrage passe-bas). La conclusion des différents tests (dont les paramètres sont indiqués ci-dessus) est que le modèle développé permet de distinguer un écart minimum de  $0.5\text{ Hz}$  (pour une même amplitude) entre les différentes fréquences du signal à apprendre.

Ce modèle nous permet ainsi de reproduire des mouvements rythmiques variés mais nécessite de trouver un compromis entre finesse de reproduction, rapidité et complexité (nombre d’oscillateurs nécessaires).

### Résistance au bruit

Nous allons tester la résistance du modèle au bruit en ajoutant du bruit blanc au signal à apprendre. La figure 7.15 illustre un exemple de résultat obtenu pour des données ayant un Rapport Signal sur Bruit (RSB) de  $2\text{ dB}$ . Les résultats des différents tests réalisés montrent que le modèle tolère des signaux ayant un rapport signal sur bruit minimum de  $1.5\text{ dB}$  ce qui est une limite tout à fait acceptable pour nos tests en conditions réelles.

### 7.3.2 Résultats expérimentaux en IHR

Cette section présente des résultats obtenus lors de l’implémentation du modèle sur le robot NAO et dans le contexte expérimental présenté figure 7.4.

Nous présentons ici l’exemple de l’imitation d’une ellipse et d’un infini ( $\infty$ ). Les essais présentés ici sont réalisés dans les mêmes conditions, avec l’humain situé autour de  $1.50\text{ m}$  du robot et les poids initiaux des oscillateurs fixés à  $0$  donc sans apprentissage préalable. La réponse conditionnelle obtenue après l’apprentissage contrôle les deux degrés de liberté de l’épaule du robot (contrôle angulaire en position).

Les sorties des deux LMS après  $30\text{ s}$  d’apprentissage comparées à la trajectoire de la main (réponse inconditionnelle) sont présentées par les figures 7.16 et 7.17. Nous constatons que la

### 7.3 Validation du modèles en simulation et résultats expérimentaux en $\mathbb{R}^2$

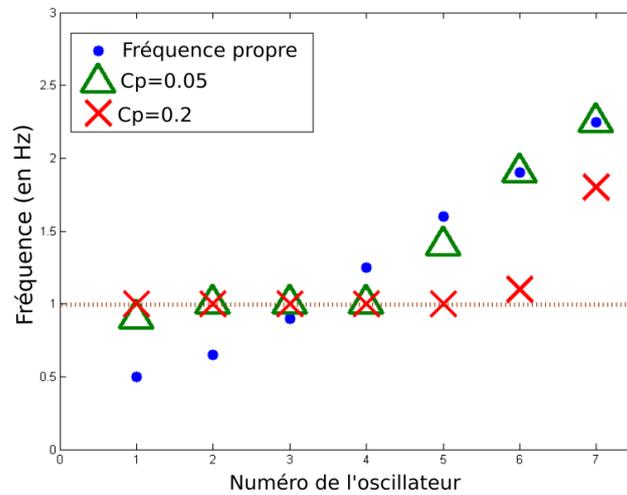


FIGURE 7.13 – Observation des fréquences du banc d'oscillateur après 30 s d'apprentissage d'un sinus de 1 Hz pour différents facteurs de couplage

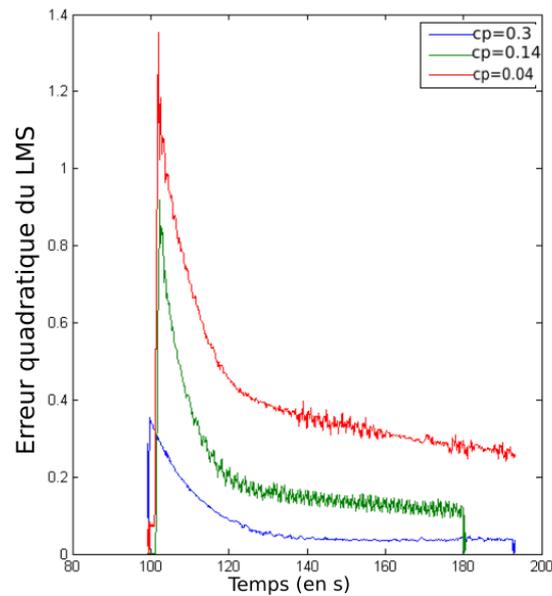


FIGURE 7.14 – Évolution de l'erreur quadratique moyenne au cours du temps lors d'un apprentissage pour différentes valeurs de  $cp$ .

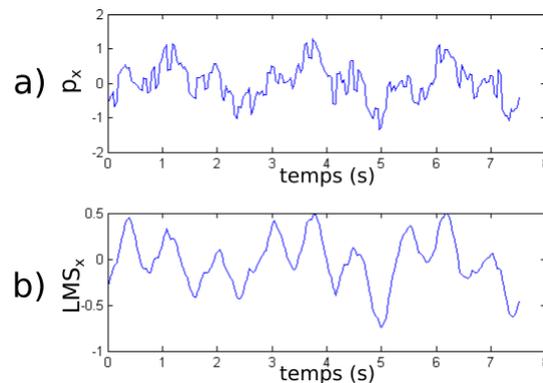


FIGURE 7.15 – Observation de l'apprentissage sur un signal bruité complexe. a) : Signal simulé  $p_x$ , une somme de sinus de 2 Hz et 0.5 Hz bruitée ( $RSB = 2dB$ ). b) : Signal appris  $LMS_x$ .

trajectoire globale de la main a bien été reproduite par l'apprentissage. Le modèle est ainsi capable en conditions réelles de reproduire des trajectoires différentes après quelques dizaines de secondes d'apprentissage grâce à l'effet d'entraînement qui permet l'adaptation rapide des oscillateurs en phase et fréquence.

Le robot NAO étant contrôlé en position angulaire, ces trajectoires présentées précédemment ne rendent pas compte du contrôle en position de la main du robot. La figure 7.18 présente ce contrôle effectif en position ( $C_{rx}$  et  $C_{ry}$  respectivement pour la position horizontale et verticale de la main du robot par rapport à son épaule) et son évolution au cours de l'apprentissage et nous permet de constater que la forme de la trajectoire désirée est bien maintenue. Cette figure illustre également le début de l'apprentissage avant une stabilisation autour des 20 s indiquant une stabilisation des poids synaptiques en sortie des oscillateurs.

Nous soumettons ces trajectoires au test de la loi de puissance décrit dans le chapitre 3. Les résultats sont présentés figure 7.19 pour les trajectoires circulaires infinies et nous permettent de conclure que les trajectoires apprises respectent bien la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ .

### 7.3.3 Limites du modèle

#### Les trajectoires reproduites

Nous avons mentionné plus haut les limites du modèle en termes de différenciation des harmoniques à reproduire avec la nécessité de trouver un bon compromis entre finesse du mouvement, rapidité de l'apprentissage et taille du banc d'oscillateurs. Certaines trajectoires rythmiques particulièrement complexes sont impossibles à reproduire correctement. On peut citer l'exemple du "carré" ou plus généralement de trajectoires rythmiques discontinues au second degré. Ces formes de trajectoires sont cependant assez peu présentes dans les mouvements naturels.

#### Comportement après apprentissage et production des mouvements sans partenaire

Il est intéressant de se pencher sur le comportement du modèle si l'on stoppe l'apprentissage (poids des oscillateurs fixés) lorsque la trajectoire obtenue pendant la phase d'imitation est similaire à celle de l'humain. En effet, en l'absence d'un signal d'entraînement, les oscillateurs reprennent, au bout d'un certain temps leur fréquence propre dépendant uniquement de  $\beta$  ainsi que leur amplitude de base. Les primitives ayant été utilisées pour la décomposition de la trajectoire par les LMS n'ont donc pas la même dynamique qu'au cours de l'apprentissage. La reproduction d'une composante fréquentielle pouvant s'être effectuée sur plusieurs oscillateurs, nous allons obtenir en sortie une

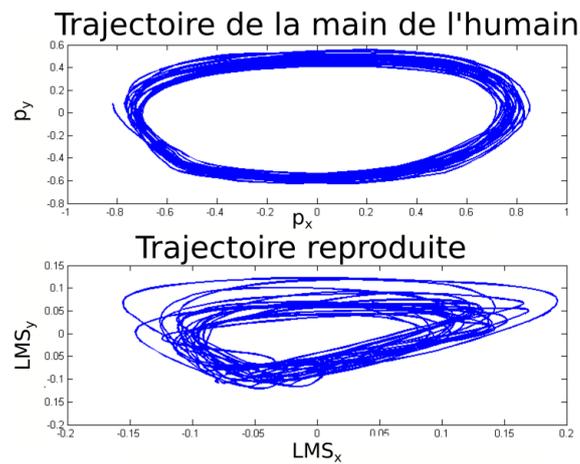


FIGURE 7.16 – Comparaison de la trajectoire de la main de l’humain (réponse incondi-  
tionnelle) et de la trajectoire reproduite en sortie de LMS (réponse conditionnelle) après 30 s  
d’apprentissage pour un geste circulaire.

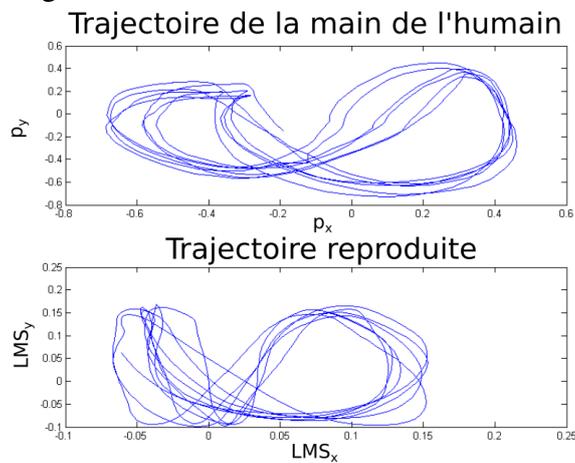


FIGURE 7.17 – Comparaison de la trajectoire de la main de l’humain (réponse incondi-  
tionnelle) et de la trajectoire reproduite en sortie de LMS (réponse conditionnelle) après 30 s  
d’apprentissage pour un geste en forme d’infini.

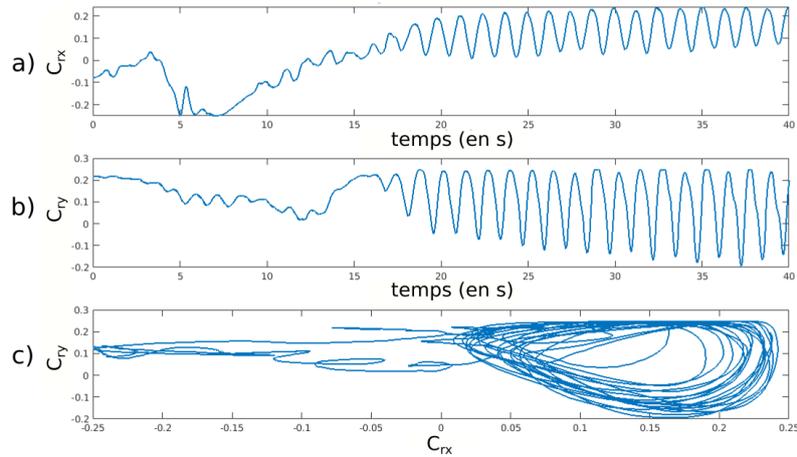


FIGURE 7.18 – Évolution des ordres réels positionnels lors de l'apprentissage d'un geste circulaire. a) : Composante horizontale  $C_{rx}$ . b) : Composante horizontale  $C_{rx}$  c) : Portait de phase.

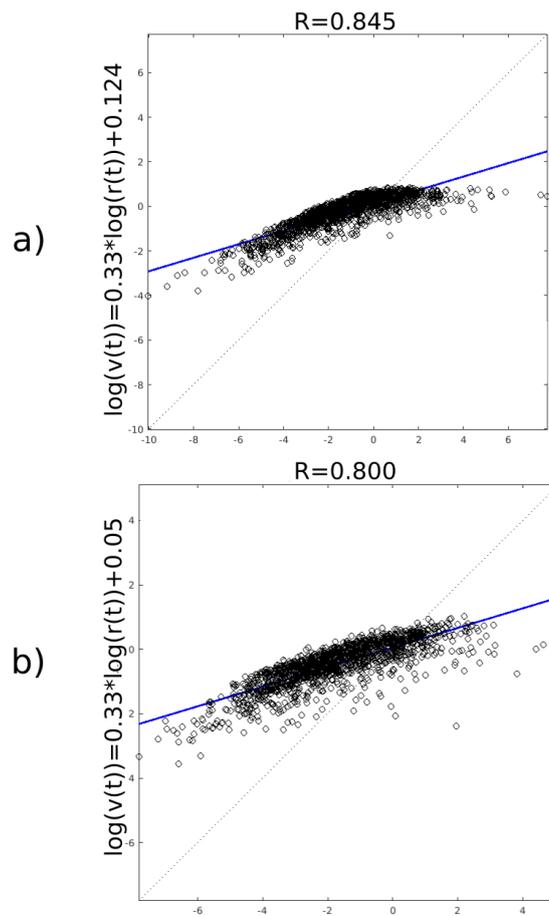


FIGURE 7.19 – Régression linéaire de  $\log(v(t)) = f(\log(r(t)))$  pour la commande positionnelle du robot. a) : Pour le mouvement "cercle". b) : Pour le mouvement "infini".

somme d'oscillateurs de fréquences et phases différentes.

Le signal résultant est donc plus ou moins déformé selon le déroulement de l'apprentissage. La figure 7.20 montre les allures des signaux avec et sans l'aide d'un partenaire d'interaction produisant un effet d'entraînement à la suite des apprentissages de mouvement "cercle" pour des facteurs de couplage  $cp = 0.05$  et  $cp = 0.2$ .

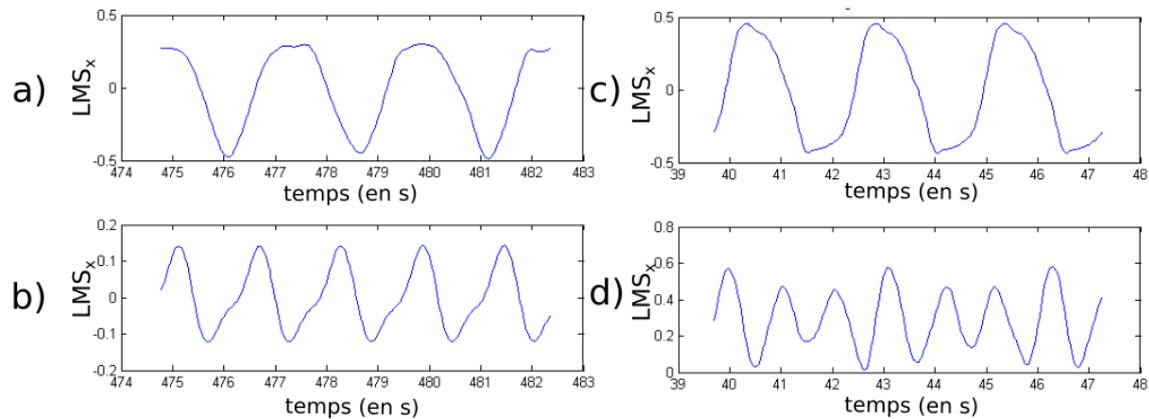


FIGURE 7.20 – Observation du signal obtenu après apprentissage de 30 s pour différents facteurs de couplage et avec ou sans partenaire d'interaction effectuant le mouvement (cercle). a) : Signal reproduit avec le partenaire d'interaction ( $cp = 0.05$ ). b) : Signal correspondant à a) reproduit seul ( $cp = 0.05$ ) c) : Signal reproduit avec le partenaire d'interaction ( $cp = 0.2$ ). d) : Signal correspondant à c) reproduit seul ( $cp = 0.2$ ).

Une autre limitation survenant en l'absence de signal d'entraînement est due à la coordination entre les différents degrés de liberté. En effet, lors du mouvement circulaire, la composante horizontale et la composante verticale sont déphasées de  $\pi/2$ , or sans entraînement rythmique rien ne maintient ce déphasage entre les deux signaux. Ainsi, même si la fréquence apprise est peu déformée, sans entraînement rythmique, nous aurons un mouvement global qui lui aussi sera dénaturé.

## 7.4 Conclusion et discussion

Nous avons mis en place un modèle sensorimoteur pour l'apprentissage par démonstration d'un mouvement rythmique à imiter. Nous avons montré son efficacité sur des données simulées et en conditions réelles lors d'interactions Homme/Robot. Ce modèle intègre dans sa conception la notion d'effet d'entraînement rythmique non-intentionnel en imposant un lien direct entre les primitives motrices (bancs d'oscillateurs) et le signal perçu (flot optique) qui est donc considéré comme un "perturbateur" continu de la commande motrice. Malgré les limitations du modèle, notamment l'incapacité du robot à effectuer seul le mouvement appris, nous avons obtenu des résultats très satisfaisants en IHR. L'utilisation du signal d'entraînement rythmique permet en effet une convergence rapide des oscillateurs vers les fréquences et phases désirées (trajectoire à apprendre) facilitant ainsi l'apprentissage du geste à imiter. Par ailleurs, l'architecture n'utilise aucune connaissance a priori sur les signaux à reproduire.

Notre modèle permet également la synchronisation entre les partenaires d'interaction donnant ainsi la possibilité d'obtenir une coordination interpersonnelle mêlant imitation et synchronisation [82].

Concernant la cinématique des mouvements produits, nous avons montré qu'elle respecte la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces résultats sont en adéquation avec nos attentes et les résultats de Schaal et al. que nous avons abordés précédemment concernant la cinématique des mouvements oscillatoires [21]. L'exploitation de l'oscillateur permet ainsi également l'obtention de dynamiques motrices proches de celles de l'humain.

Certaines limites de ce modèle restent néanmoins problématiques. En premier lieu, il ne permet pas au robot de répéter seul (sans l'aide d'un partenaire) un mouvement préalablement appris (pas de mémorisation des dynamiques et trajectoires apprises). Aussi, la rythmicité est ici au cœur de l'interaction. Le mouvement appris et imité est de nature périodique et peut difficilement être associé à des tâches collaboratives qui nécessitent généralement des mouvements finis. Ce dernier point est important car commun à tous les modèles utilisant un contrôle rythmique : comment gérer les débuts/fins de mouvements et comment gérer la précision d'un geste fini dans un modèle où les primitives sont oscillatoires ?

Dans le chapitre suivant nous proposons une solution possible à ces questions en exploitant une nouvelle architecture, complétant celle présentée ici, dans une tâche plus sociale et plus écologique : le passage d'objet.

## 8. Contrôle rythmique et apprentissage sensorimoteur d'une tâche de passage d'objet

### 8.1 Introduction

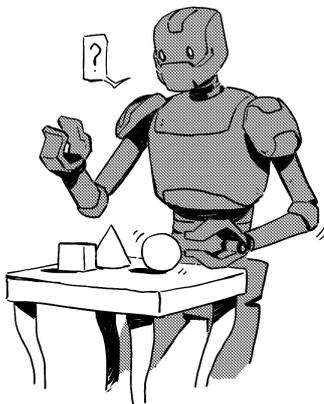


FIGURE 8.1 – Comment apprendre et aider un robot à saisir les objets ?

Nous souhaitons ainsi construire une architecture basée sur le modèle présenté chapitre 7 qui permet l'apprentissage d'une tâche rythmique et son application au cours d'une interaction collaborative Homme-robot. La tâche choisie est celle d'un passage d'objet entre un humain et un robot comme nous l'avons mentionné dans le chapitre introductif (chapitre 1).

Les tâches de passage d'objet sont des cas pratiques de coopérations intéressants car ayant lieu de manière quotidienne lors d'interactions Homme-Homme. En IHR, tendre un objet à un robot peut être nécessaire lors de l'exploitation de robots employés au service à la personne ou encore en robotique industrielle, dans un cadre, par exemple, de travail à la chaîne. Cette tâche nécessite des

Le modèle présenté dans le chapitre précédent permet l'apprentissage par imitation d'un mouvement rythmique non associé à une tâche. Les applications pour l'IHR de ce modèle sont donc limitées. En effet, l'intérêt d'un modèle pour la coordination Homme-robot n'apparaît véritablement que lorsque celui-ci peut être applicable à une tâche concrète. Les aspects de coordinations non-intentionnelles qui nous intéressent apparaissent le plus souvent sous couvert d'une tâche intentionnelle. Cette tâche doit pouvoir être apprise, mémorisée et reproduite par le robot. Les mécanismes bas-niveau d'entraînement rythmique non-intentionnels peuvent certes faciliter l'apprentissage (comme nous l'avons précédemment montré) mais aussi permettre l'adaptation rythmique du mouvement appris lors d'interactions collaboratives avec un partenaire humain.

Nous souhaitons ainsi construire une architecture basée sur le modèle présenté chapitre 7 qui permet l'apprentissage d'une tâche rythmique et son application au cours d'une interaction collaborative Homme-robot. La tâche choisie est celle d'un passage d'objet entre un humain et un robot comme nous l'avons mentionné dans le chapitre introductif (chapitre 1).

capacités de saisie d'objet qui est une problématique très étudiée en robotique [7]. Chez l'enfant, les premières manifestations de préhension apparaissent très tôt dans le développement. Les capacités visuo-motrices nécessaires pour effectuer le mouvement proximodistal précis permettant d'attraper un objet placé à une position donnée se manifestent entre 6 et 9 mois. Cependant Schneiberg et al ont démontré en étudiant des populations plus âgées que la maturation de cette capacité n'avait lieu en réalité qu'entre 8 et 10 ans [220]. L'apprentissage difficile de cette tâche durant le développement montre bien sa complexité.

Notre objectif est d'apprendre par démonstration à un robot le mouvement proximodistal à effectuer pour aller chercher un objet à une position donnée (voir l'illustration 8.1). Tenter d'apprendre ce type de mouvements à partir d'un contrôle rythmique est justifié biologiquement. Churland et al. ont ainsi montré qu'une forte composante oscillatoire était présente dans la commande motrice issue du cortex moteur pour un mouvement de préhension du primate [155]. Les auteurs montrent, par ailleurs, que cette composante est présente au milieu de mouvements tandis que le démarrage et l'arrêt sont régis par des ordres discrets. Par ailleurs, des études en condition d'IHR ont confirmé l'importance d'une cinématique biologique [221] et de la synchronisation [222] spécifiquement pour l'échange d'objet entre un robot et un humain.

Il est donc intéressant de se demander si l'exploitation seule de primitives rythmiques pour le contrôle sensori-moteur permet l'apprentissage d'un mouvement pour atteindre un objet posé par exemple sur une table.

Dans ce chapitre nous proposons un nouveau modèle inspiré du précédent et qui assure un meilleur apprentissage des mouvements grâce à l'exploitation de bancs d'oscillateurs secondaires qui permettent, notamment, la reproduction de trajectoires apprises sans l'aide du partenaire humain. Ce modèle a été exploité pour l'apprentissage de mouvements de saisie d'objet.

Afin de valider cette nouvelle architecture, nous présentons enfin une étude dans laquelle des sujets naïfs apprennent à un robot à aller chercher un objet à un endroit voulu puis exploitent ce mouvement appris pour effectuer une tâche de passage d'objets coordonnée avec le robot.

## 8.2 Présentation de la tâche

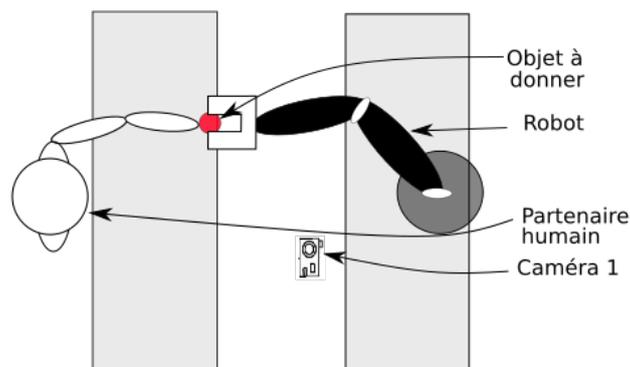


FIGURE 8.2 – Schéma de la tâche d'apprentissage de saisie d'objet.

Nous souhaitons apprendre à un robot le geste permettant la saisie d'un objet. Comme présenté figure 8.2, un humain est assis devant une table en face d'un robot. L'objet à saisir est au bord de

cette table, dans un espace atteignable par le robot. Une caméra, située entre les deux partenaires, filme la surface de la table. Afin d'apprendre au robot à effectuer le geste permettant la saisie de l'objet, l'humain montre plusieurs fois l'action à produire en effectuant lui-même le geste proximodistal lui permettant de toucher l'objet. Comme pour le modèle présenté chapitre 7, le robot apprend par imitation en décomposant les trajectoires à reproduire sur une base de primitives motrices oscillatoires. L'apprentissage s'arrête lorsque l'objet est saisi par le robot. Le geste peut alors être reproduit en interaction pour effectuer une tâche de passage d'objet entre le robot et l'humain.

### 8.3 Architecture du modèle

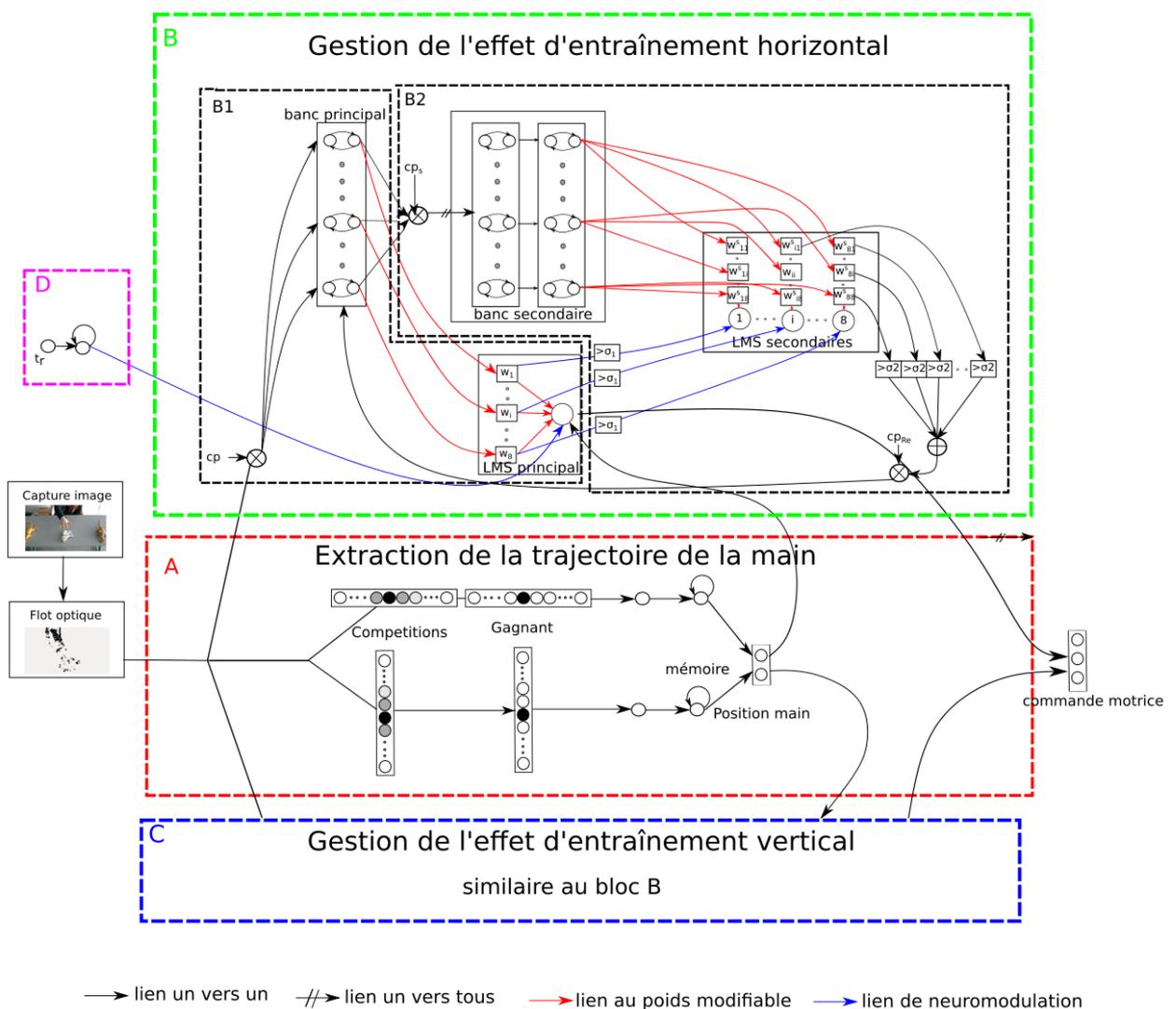


FIGURE 8.3 – Second modèle d'apprentissage de mouvements rythmiques

Pour l'apprentissage du mouvement de saisie d'objet et son application à un passage/dépôt d'objet, nous utilisons un modèle qui complète celui présenté au chapitre 7 afin de permettre notamment la reproduction de mouvements appris sans aide du partenaire. Pour simplifier la tâche,

nous ne considérons comme espace visuel et espace de travail qu'un plan  $2D$  correspondant à la surface de la table où se trouve l'objet à saisir. Comme dans le modèle 7 nous gérons donc deux degrés de liberté.

Nous proposons ainsi l'architecture présentée figure 8.3. Ce modèle est composé de 4 parties principales :

- Une partie traitement visuelle permettant d'extraire les trajectoires à apprendre (**bloc A** de la figure 8.3).
- Une partie gérant le signal d'entraînement horizontal et l'apprentissage de la composante horizontale du mouvement (**bloc B** de la figure 8.3).
- Une partie gérant le signal d'entraînement vertical et l'apprentissage de la composante verticale du mouvement (**bloc C** de la figure 8.3).
- Une partie gérant la détection de la saisie d'objet et la modulation de l'apprentissage qui en découle (**bloc D** de la figure 8.3).

Nous explicitons ces parties dans les sous-sections suivantes.

### 8.3.1 Extraction des trajectoires

L'extraction des trajectoires motrices nécessaires à l'apprentissage du mouvement est traitée par le **bloc A** de la figure 8.3. L'algorithme de traitement visuel reçoit en entrée le flot optique provenant de l'image capturée par la caméra 1 (voir figure 8.2). Le principe du traitement des données visuelles est similaire à celui présenté au chapitre 7. Le flot optique est donc séparé en ses composantes horizontales et verticales qui sont ensuite soumises à un mécanisme de compétition permettant de récupérer la position, pour chaque composante, du centre de l'objet qui bouge le plus dans l'image. Contrairement aux mouvements que nous avons étudiés dans le chapitre 7, la préhension d'un objet, même répétée plusieurs fois n'est pas un mouvement ayant une dynamique continue : le mouvement ralentit et s'interrompt temporairement lors de la prise de l'objet. Les phases de ralentissement rendent plus sensible au bruit l'algorithme utilisé pour l'extraction de la trajectoire à l'aide des données images (le mouvement faible augmente le rapport signal sur bruit). Pour palier ce problème, nous avons rajouté un simple effet de mémoire à la suite de notre traitement visuel présenté équation 8.1 où  $p_i$  (avec  $i = [x, y]$  pour représenter le traitement sur les deux dimensions traitées de l'espace visuel) est le signal final obtenu et  $p'_i$  le signal obtenu sans l'ajout de la mémoire (traitement visuel similaire au **bloc A** figure 7.5). Comme précédemment,  $f(n)$  représente la somme des pixels issus du flot optique soit le signal d'entraînement avant sa modulation par le facteur de couplage. Le signal final  $p_i$  reste constant lorsque la somme du flot optique de l'image est inférieure à un seuil  $\sigma_f$ .

$$p_i(n) = p_i(n-1)(1 - f_b(n)) + p'_i(n)f_b(n)$$

avec (8.1)

$$f_b(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(n) > \sigma_f \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Des exemples de trajectoires obtenues avec  $\sigma_f = 0.03$  pour différents mouvements répétés de saisie d'objet sont présentées figures 8.7, 8.8 et 8.9.

### 8.3.2 Gestion du signal d'entraînement et apprentissage du geste

Le **bloc B** de la figure 8.3 permet l'apprentissage de la composante horizontale du mouvement grâce à l'intégration et la gestion de l'entraînement rythmique horizontal (flot optique en  $x$ ). Il est composé de deux sous-parties :

- Le bloc B1 comprend un banc d'oscillateurs principal et un algorithme d'apprentissage principal. Il permet la reproduction de la trajectoire désirée par décomposition sur le banc d'oscillateurs entraînés. Son fonctionnement est donc similaire aux mécanismes d'apprentissage du modèle présenté chapitre 7. Le banc d'oscillateurs est similaire à celui présenté tableau 7.1 du chapitre 7. Comme nous l'avons vu, ce mécanisme d'apprentissage ne permet pas de reproduire des mouvements appris sans l'aide d'un partenaire. En effet, sans signal d'entraînement adéquat, les oscillateurs sur lesquels se base l'apprentissage de la trajectoire reviennent à leur fréquence propre. Ce phénomène crée des problèmes de déphasage entre les degrés de liberté ainsi que l'apparition de fréquences multiples dans le signal résultant.
- Le bloc B2 sert à gérer cette limitation, comprend un banc d'oscillateurs secondaire et un apprentissage secondaire. Cette partie permet de rapporter les différentes fréquences du signal apprise aux fréquences de bases disponibles dans le banc d'oscillateurs principal. Il en résulte un signal permettant le réentraînement du banc d'oscillateurs du bloc B1 afin de maintenir les phases et fréquences adéquates pour rejouer au mieux le signal appris. L'approche, le fonctionnement ainsi que des résultats liés à l'ajout de cette partie sont présentés dans la partie suivante.

Le bloc C de la figure 8.3 permet l'apprentissage de la composante verticale du mouvement. Il est similaire au bloc B et a un fonctionnement totalement identique.

### Banc d'oscillateurs secondaire pour la reproduction du mouvement

Le bloc B1 du modèle présenté figure 8.3 ne permet pas seul, sans l'aide d'un partenaire d'interaction, la reproduction d'une trajectoire similaire à celle apprise. En effet, il ne permet pas le maintien des fréquences et phases apprises sans signal d'entraînement rythmique.

Une solution technique à ce problème pourrait consister à mettre en place un banc d'oscillateurs optimisé qui, associé à un facteur de couplage adéquat, permettrait que seul un des oscillateurs puisse être synchronisé sur une fréquence donnée. Une telle solution n'est cependant pas envisageable hors d'un espace parfaitement contrôlé, ce qui la rend impossible à exploiter en IHR.

Une solution à envisager serait de ramener les harmoniques composant le signal appris à la fréquence propre la plus proche se trouvant dans le banc. Pour un signal composé uniquement d'une fondamentale, une solution simple consisterait ainsi à ne considérer après l'apprentissage que la sortie de l'oscillateur dont le poids synaptique lié au LMS est le plus important. Pour des signaux plus complexes, cette solution ne permet néanmoins pas la restitution fidèle du signal appris. Pour palier ce problème, il faudrait faire correspondre à chaque harmonique du signal à reproduire l'oscillateur du banc ayant la fréquence la plus proche de cette dernière.

Pour ce faire, nous introduisons donc un banc d'oscillateurs secondaire qui est représenté par le bloc B2 de la figure 8.3. Les sorties de ce banc secondaire sont notées  $osc_j^s$  avec  $j \in [1..16]$ . Après cet ajout nous renommons également les oscillateurs du banc principal  $osc_i$  avec  $i \in [1..8]$ . L'exposant  $s$  indique si le paramètre ou le signal considéré appartient au secondaire (bloc C de la figure 8.3). Le banc d'oscillateurs secondaire est composé d'oscillateurs identiques à ceux du banc principal, chacun de ces oscillateurs est ensuite doublé. Ils sont ensuite couplés un à un selon leur fréquence propre. Nous assurons ainsi un déphasage de  $\frac{\pi}{2}$  entre chaque oscillateur de même fréquence de base (même paramètre  $\beta$ ). Ce procédé permet d'obtenir, pour ces fréquences, un signal de phase quelconque à partir d'une combinaison linéaire. Nous rappelons, en effet, les règles trigonométriques suivantes :

$$\begin{aligned} \sin(2\pi f + \phi) &= \cos(\phi)\sin(2\pi f) + \sin(\phi)\cos(2\pi f) \\ \cos(2\pi f) &= \sin(2\pi f + \frac{\pi}{2}) \end{aligned} \quad (8.2)$$

Nous exploitons ce banc d'oscillateurs dit secondaire pour reproduire les différents oscillateurs  $osc_i$  du banc principal (bloc B1 de la figure 8.3). La décomposition d'un signal quelconque sur une base d'oscillateurs nécessite l'entraînement de ces derniers pour obtenir une synchronisation de la base avec le signal désiré. Nous entraînons le banc secondaire en sommant tous les signaux issus du banc principal et en le modulant par un facteur de couplage secondaire inférieur au principal ( $cp^s < cp$ ). Le signal d'entraînement du banc secondaire  $e^s$  est donc :

$$e^s(n) = cp^s \sum_{i=0}^8 osc_i(n) \quad (8.3)$$

En pratique, nous fixons  $cp^s = 0.025$  et  $cp = 0.05$ . Pour reproduire, dans le banc secondaire, les oscillateurs du banc principal, nous utilisons 8 LMS (un pour chaque oscillateur à reproduire). Nous notons  $LMS_i^s$  la sortie du LMS dont la réponse inconditionnelle est  $osc_i$  ( $i^{eme}$  oscillateur du banc principal). Il est important de noter qu'il n'est pas nécessaire de reproduire tous les oscillateurs du banc principal mais uniquement ceux "importants" correspondant aux premières harmoniques du signal à apprendre. La gestion du paramètre de neuromodulation  $\varepsilon_i^s$  associé à  $LMS_i^s$  est alors modifié, il est non nul uniquement lorsque le poids  $w_i$  (poids du  $i^{eme}$  oscillateur pour l'apprentissage principal) est supérieur à un seuil  $\sigma_1$  (fréquence ou harmonique importante du signal à apprendre).  $\varepsilon_i^s$  est régi par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \varepsilon_i^s(n) &= \varepsilon_{sf} \sigma_i(n) \\ \text{avec} \\ \sigma_i(n) &= \begin{cases} 0 & \text{si } |w_i(n)| < \sigma_1 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \quad (8.4)$$

Nous prenons, en pratique,  $\sigma_1 = 0.2$  et  $\varepsilon_{sf} = 0.05$ . Nous notons  $w_{i,j}^s$  les poids appris.  $i = [1..8]$  représente l'indice du LMS secondaire, celui dont la réponse inconditionnelle est  $osc_i$ . L'indice  $j$  avec  $j = [1..16]$  représente le numéro de l'oscillateur considéré dans la base des oscillateurs secondaires.

Nous souhaitons associer chaque harmonique apprise à l'oscillateur du banc secondaire dont la fréquence propre est la plus proche. Bien que plusieurs oscillateurs peuvent être synchronisés sur la même harmonique, celui dont la fréquence propre est la plus proche est le plus stable, il converge le plus rapidement vers la fréquence désirée. Cela implique que lors de l'apprentissage il est celui dont le poids synaptique est le plus élevé (parmi les oscillateurs synchronisés sur cette harmonique). Ainsi pour chaque harmonique à reproduire, nous devrions considérer l'oscillateur secondaire gagnant de l'apprentissage lié à  $LMS_i^s$ . En pratique, après différents tests, nous obtenons de meilleurs résultats (plus stables, moins sensibles aux bruits) lorsque nous considérons uniquement les oscillateurs du banc secondaire dont les poids (liés à  $LMS_i^s$ ) sont supérieurs à un certain seuil  $\sigma_2$  plutôt que  $\max_j(w_{ij}^s)$ . Nous obtenons ainsi un signal de réentraînement  $Re$  du banc principal calculé comme suit :

$$\begin{aligned} Re(n) &= cp_{Re} \sum_{j=1}^{16} osc_j^s(t) M(n) \\ \text{avec} \\ M(n) &= \begin{cases} w_{i,j}^s(n) & \text{si } |w_{i,j}^s(n)| > \sigma_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \quad (8.5)$$

$cp_{Re}$  est un couplage de banc secondaire à banc principal (voir figure 8.3). Nous le fixons à 0.1. La réinjection du signal d'entraînement adéquat aux oscillateurs principaux permet de les maintenir à la bonne fréquence ainsi qu'à la bonne phase. La figure 8.4 présente ainsi les résultats pour l'apprentissage simple d'un signal composé d'une unique fréquence de 1Hz. L'apprentissage a duré 50s et les signaux présentés sont obtenus 1min après la fin de l'apprentissage. Cette figure montre

les signaux observés sans entraînement extérieur avec et sans l'ajout de l'apprentissage secondaire. Nous pouvons constater que le signal obtenu avec le second banc d'oscillateurs est très proche du signal à reproduire. Une analyse fréquentielle de ce signal montre que sa fondamentale est à  $0.9Hz$ , ce qui correspond à la fréquence propre la plus proche de la fréquence à reproduire. La figure 8.5 montre les mêmes signaux pour l'apprentissage d'une somme de sinus de  $1Hz$  et de  $0.5Hz$  déphasés. Le signal obtenu avec l'apprentissage secondaire est également bien plus satisfaisant qu'avec l'unique apprentissage principal. Nous pouvons remarquer que les deux fréquences sont bien discriminées et leur déphasage maintenu.

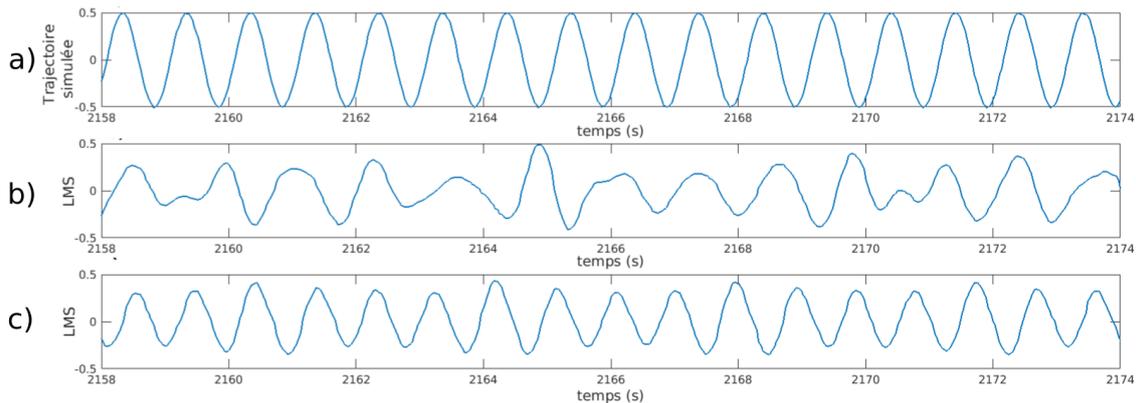


FIGURE 8.4 – Signaux obtenus après apprentissage d'un sinus de  $1Hz$  (figure a)) et sans effet d'entraînement pour un apprentissage sur un banc d'oscillateurs simple (figure b)) et avec ajout d'un apprentissage secondaire (figure c)).

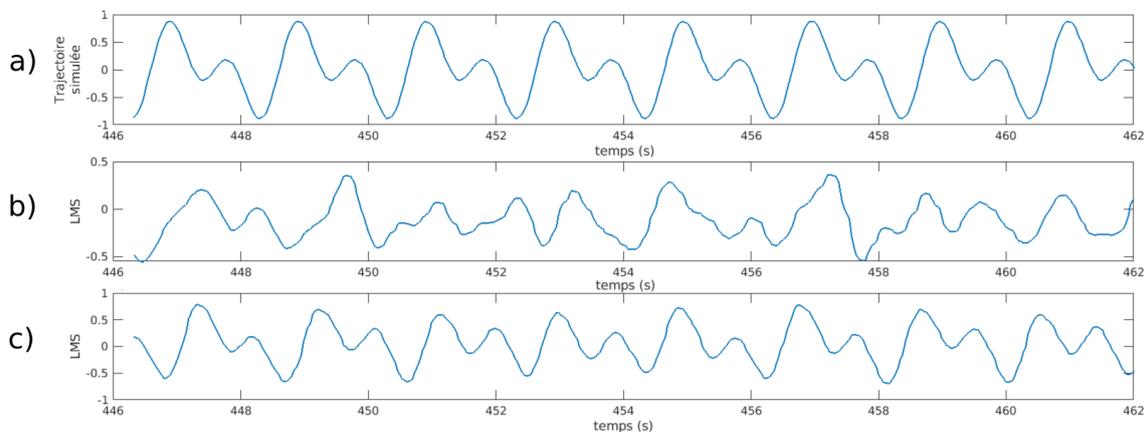


FIGURE 8.5 – Comparaison des signaux obtenus après apprentissage d'une somme de sinus de  $1Hz$  et de  $0.5Hz$  (figure du haut) et sans effet d'entraînement pour un apprentissage sur un banc d'oscillateurs simple (figure centrale) et avec ajout d'un apprentissage secondaire (figure du bas)

### 8.3.3 Modulation de l'apprentissage par la détection de prise d'objet

Le mouvement appris doit être mémorisé pour que le robot puisse le reproduire et s'adapter lorsque l'humain souhaite collaborer. Nous souhaitons donc arrêter la phase d'apprentissage lorsque le robot réussit à saisir l'objet. Cette partie est gérée par le **bloc D** de la figure 8.3. Nous appelons  $t_r$  le retour tactile dû à la présence d'un objet dans la main du robot. Ce signal est binaire. En pratique,

cela revient à exploiter des capteurs sensoriels représentant des retours tactiles de "la main" du robot.  $t_r = 1$  est perçu comme une récompense qui va arrêter l'apprentissage. Dans un premier temps, nous ne considérons pas la possibilité de correction ou de réapprentissage. Dans ce cas le paramètre de neuromodulation  $\varepsilon$  des différents LMS ( $\varepsilon$  ou les  $\varepsilon_i^s$ ) valent 0 dès lors que  $t_r(n) = 1$ . Nous notons  $\varepsilon_f$  la valeur de  $\varepsilon(n)$  durant l'apprentissage ( $\varepsilon_f = 0.05$  ou  $0.01$  selon à quel LMS il se rapporte). Ils suivent donc l'équation simple suivante :

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= \varepsilon(n-1) - \varepsilon(n-1)t_r(n) \\ \text{avec} & \\ \varepsilon &\in [0, \varepsilon_f] \end{aligned} \quad (8.6)$$

Nous proposons également l'ajout d'un possible réapprentissage automatique basé sur un système simple de récompense lié au tactile. Nous introduisons une fonction  $Fr_t$  représentant la "frustration" de ne pas toucher d'objet.  $Fr_t$  est bornée et croît tant qu'aucun objet n'a été attrapé. Elle suit l'équation suivante :

$$\begin{aligned} Fr_t(n) &= Fr_t(n-1) + \tau - Fr_t(n-1)t_r(n) \\ \text{avec} & \\ Fr_t(n) &\in [0, 1] \end{aligned} \quad (8.7)$$

avec  $\tau$  une constante gérant la croissance de cette fonction. En pratique nous prenons  $\tau = 0.003$ , ce qui, nous donne  $Fr_t(n) = 1$  en cas de non saisie d'objet après 25 s. L'apprentissage est alors réactivé. Les paramètres de neuromodulation  $\varepsilon$  des LMS suivent donc :

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= \varepsilon(n-1) - \varepsilon(n-1)t_r(n) + \varepsilon_f N(n) \\ \text{avec} & \\ N(n) &= \begin{cases} 1 & \text{si } Fr_t(n) = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ \varepsilon &\in [0, \varepsilon_f] \end{aligned} \quad (8.8)$$

Cette modulation permet d'ajouter au modèle un compromis entre exploration (apprentissage) et exploitation pour notre application.

## 8.4 Résultats expérimentaux pour l'apprentissage d'un geste de saisie d'objet

Dans un premier temps, nous soumettons au modèle différentes vidéos de mouvements répétés de saisie d'objet. Nous travaillons donc à partir d'images issues d'un point de vue que pourrait avoir un sujet debout contre une table soit l'espace de préhension vu de dessus (voir exemple figure 8.6). Plus précisément, nous étudions trois mouvements différents associés à des directions différentes et correspondant à l'action d'attraper un des trois objets visibles sur la figure 8.6. Nous travaillons donc sur trois mouvements :

- Le mouvement 1 : l'objet à attraper est en face.
- Le mouvement 2 : l'objet à attraper est à droite.
- Le mouvement 3 : l'objet à attraper est à gauche.

Les trajectoires à reproduire représentent les trajectoires cartésiennes de la main de l'humain,  $p_x$  et  $p_y$ . Ces signaux sont ceux appris par les  $LMS_x$  et  $LMS_y$ . Le passage de ces signaux à des commandes pour un bras de robot classique (contrôle en position angulaire) s'effectue simplement de la manière suivante :

- la composante horizontale du mouvement (sorties du  $LMS_x$ ) contrôle l'articulation de l'épaule

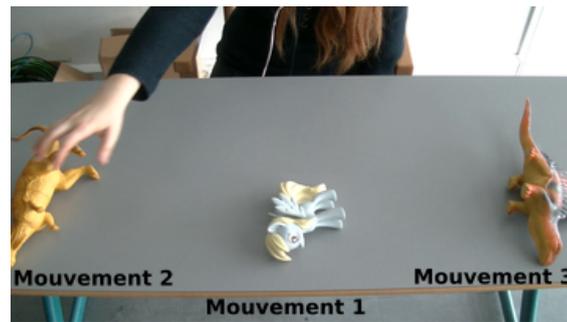


FIGURE 8.6 – Point de vue pour l'apprentissage de la préhension et position des objets pour les différents mouvements de préhension testés en simulation. La caméra est placée de manière à voir la surface de la table.

- la partie verticale ( $LMS_y$ ) du mouvement contrôle l'articulation du coude qui permet d'effectuer un balayage vertical de la surface.

Nous apprenons dans ces tests sur des images réelles (voir figure 8.6) en revanche les trajectoires décrites par les mouvements du robot sont ici simulées à l'aide des commandes motrices apprises. Plus précisément nous utilisons les caractéristiques du bras d'un robot NAO pour la simulation. Les figures 8.7, 8.8 et 8.9 montrent, pour les trois mouvements, les trajectoires de la main extraites des séquences d'images, la trajectoire reproduite directement par l'apprentissage et la trajectoire simulée du bras de robot. Ces signaux sont obtenus après 30s d'apprentissage. Nous pouvons constater que pour les trois mouvements présentés  $LMS_x$  et  $LMS_y$  reproduisent correctement les positions spatiales désirées, la conversion en mouvement effectif du robot ne permet logiquement pas d'obtenir les mêmes extremums que ceux de la position spatiale ( $p_x$ ,  $p_y$ ) de la main de l'Homme, mais elle permet l'obtention des dynamiques similaires. Ces résultats nous permettent de valider notre approche pour l'apprentissage des trajectoires motrices pour des gestes de saisie d'objet. Néanmoins, l'exploitation de vidéos préenregistrées ne permet pas une réelle validation en conditions réelles d'IHR et en présence de différentes dynamiques d'interaction. Nous proposons ainsi d'exploiter ce modèle sur robot au cours d'une tâche de passage d'objet collaborative avec des sujets naïfs.

## 8.5 Validation du modèle à l'aide d'une tâche collaborative avec des sujets naïfs

Nous souhaitons tester notre modèle en condition réelle lors d'une véritable IHR avec des sujets naïfs. Nous avons ainsi mis en place des interactions Hommes-robots dont les objectifs principaux sont :

- Tester le modèle pour l'apprentissage, par démonstration et en interaction avec un partenaire naïf, d'un geste de préhension d'objet
- Une fois le mouvement appris, analyser les dynamiques d'interaction et les capacités du modèle à s'adapter et à se coordonner au rythme du partenaire qui doit lui passer périodiquement plusieurs objets.

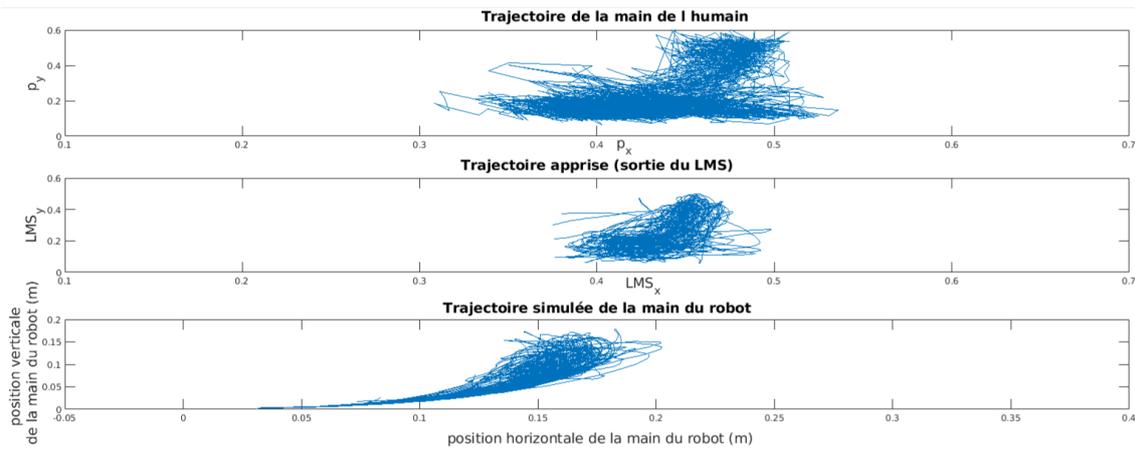


FIGURE 8.7 – Trajectoires obtenues après une phase d'apprentissage de 30s pour un mouvement de prise d'objet devant soi (mouvement 1). Figure du haut : trajectoire de la main de l'humain obtenue après traitement visuel. Figure centrale : trajectoire apprise par les LMS. Figure du bas : Trajectoire effective simulée du bras de robot

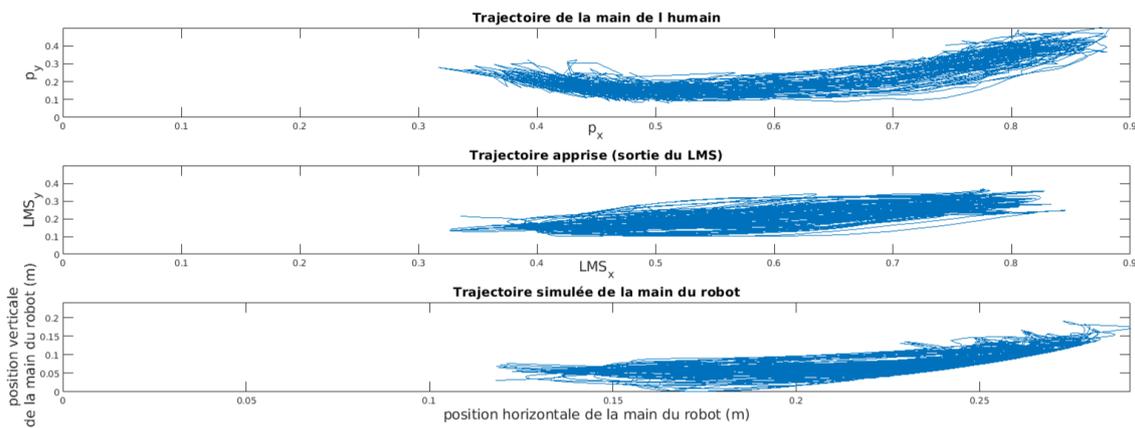


FIGURE 8.8 – Trajectoires obtenues après une phase d'apprentissage de 30s pour un mouvement de prise d'objet vers la droite (mouvement 2). Figure du haut : trajectoire de la main de l'humain obtenue après traitement visuel. Figure centrale : trajectoire apprise par les LMS. Figure du bas : Trajectoire effective simulée du bras de robot

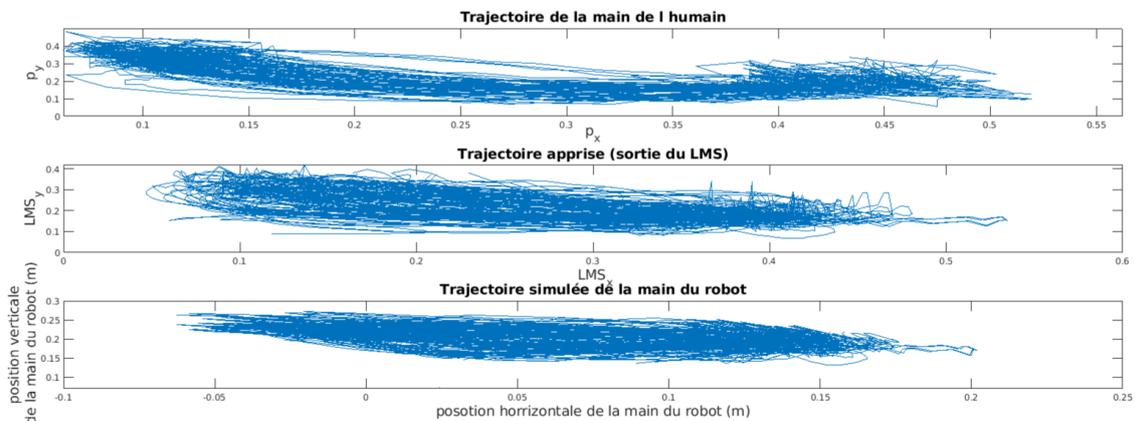


FIGURE 8.9 – Trajectoires obtenues après une phase d'apprentissage de 30s pour un mouvement de prise d'objet vers la gauche (mouvement 3). Figure du haut : trajectoire de la main de l'humain obtenue après traitement visuel. Figure centrale : trajectoire apprise par les LMS. Figure du bas : Trajectoire effective simulée du bras de robot

### 8.5.1 Matériel et méthode

#### Plateformes robotiques

Dans un premier temps, nous avons exploité le robot Tino. Tino est un robot humanoïde prototype datant de 2014 développé en collaboration par les laboratoires ETIS, LISV<sup>1</sup> et l'entreprise BIA. Il est principalement constitué de deux bras auxquels peut s'ajouter une tête expressive (deux caméras et une bouche) (voir figure 8.10 a)). Ses deux bras sont commandés par des vannes hydrauliques. La technologie hydraulique permet d'exploiter les articulations du robot pendant un temps important sans subir la surchauffe que l'on retrouve habituellement avec les moteurs électriques. Plus important encore, cette plateforme humanoïde permet d'atteindre des dynamiques de mouvement élevées. Nous pouvons ainsi obtenir un robot réactif avec des dynamiques rapides. Tino est ainsi pensé pour l'étude de la coopération Homme-robot intuitive, notamment sur les aspects de coordination sensorimotrice et l'émergence d'interactions sociales. Nous avons eu l'occasion de débiter nos travaux de tests du modèle sur le robot Tino. Malheureusement, le robot a subi une défaillance technique au cours de nos essais. Le robot est un prototype et exploite des technologies peu répandues, les délais de réparation sont donc importants. Nous avons ainsi dû nous rabattre sur une solution robotique moins adaptée à notre étude : le bras Jaco de Kinova<sup>TM</sup>.

Kinova Jaco (que l'on abrégera par Kinova) est un bras robotique développé par l'entreprise Kinova spécialisée dans la construction de plateformes robotiques pour l'aide à la personne. Kinova est à l'origine un bras développé pour être installé sur un fauteuil roulant et améliorer l'indépendance des patients en augmentant leur espace potentiel d'action. Ce bras robotique possède 6 actionneurs et une pince de 3 doigts. Il peut être contrôlé via un joystick en coordonnées cartésiennes  $(x, y, z)$  que nous appelons  $r_x$ ,  $r_y$  et  $r_z$  dont les directions sont indiquées sur la figure 8.10. Nous contrôlons le robot en simulant l'utilisation du joystick via un programme intermédiaire. L'exploitation de notre modèle sur ce robot est donc directe puisque nous pouvons exploiter simplement les sorties  $LMS_x$  et  $LMS_y$  comme commandes en  $x$  et en  $y$  du Kinova. Plus précisément nous contrôlons sa direction en  $x$  (voir la figure 8.10 b)) à partir de  $LMS_y$  et celle en  $y$  à partir de  $LMS_x$ . Pour obtenir facilement un mouvement plus réaliste, nous ajoutons une troisième dimension correspondant à la direction  $z$  que l'on contrôle avec le même signal que la commande en  $y$ . Nous avons ainsi la main du robot qui s'abaisse lorsqu'elle s'éloigne de son centre. Contrairement aux deux robots précédemment utilisés, ce robot n'est donc pas humanoïde et possède une limitation de vitesse angulaire assez basse de  $60^\circ/s$ . Ces contraintes en vitesse étant importantes, nous avons dû abaisser les fréquences des primitives motrices pour que celles-ci puissent contrôler efficacement le robot. Nous avons par conséquent également réduit la fréquence d'échantillonnage des données. Les différents oscillateurs ont donc, avec le même paramètre  $\beta$ , une fréquence effective divisée par 3 lors des expérimentations avec le robot Kinova.

#### Le Préhenseur à deux doigts

Nous souhaitons simuler le réflexe de préhension du bébé afin que le robot puisse attraper l'objet dès qu'il le touche. Pour cela nous avons besoin d'un outil de préhension suffisamment rapide pour pouvoir saisir l'objet alors que le robot est en mouvement. Nous avons ainsi conçu un préhenseur constitué de deux doigts formant ensemble une pince (voir figure 8.11). Des capteurs infrarouges situés sur le côté et en dessous de la pince nous permettent de détecter qu'un objet est entre ses deux doigts. Ces doigts peuvent se refermer et sont contrôlés par le même servomoteur. Dans l'éventualité de la présence d'un objet, nous déclenchons un réflexe de préhension simulant celui des nouveau-nés. Des capteurs de pression à la surface de la pince permettent de déterminer si l'objet a bien été saisi. Ces capteurs donnent donc le signal  $t_r$  (voir équation 8.6 et sont liés

1. LISV- Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines

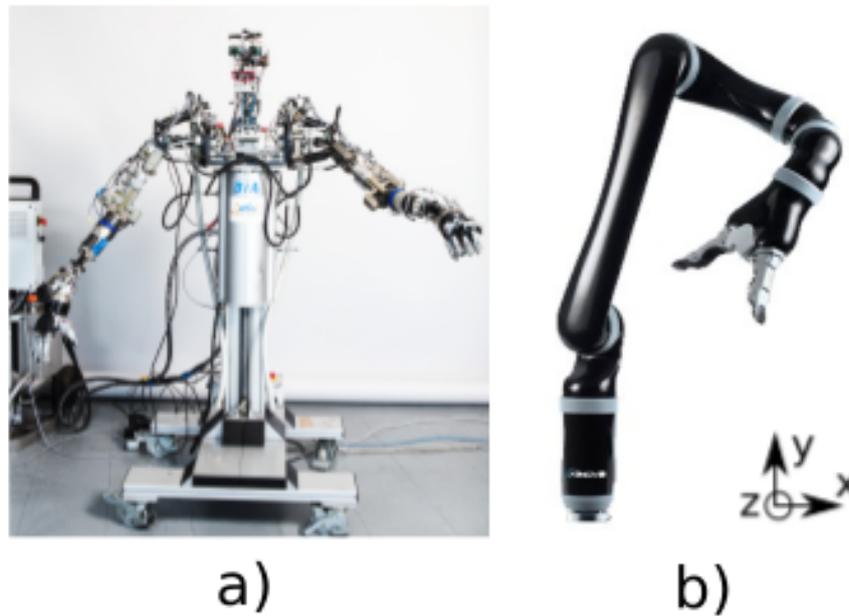


FIGURE 8.10 – a) : Robot hydrolique Tino. b) : Bras robotique Kinova

directement aux paramètres de neuromodulation du modèle. Le préhenseur installé sur le robot kinova est représenté figure 8.13.

### Installation

L'installation de l'expérience est schématisée figure 8.12. Un sujet est donc assis devant une table en face d'un robot Kinova. Entre les deux tables est posée une caisse. À droite du sujet sont posés une vingtaine d'objets cylindriques (canettes et cartons). Deux caméras sont utilisées : une entre les deux tables qui filme la table du sujet et sert donc au traitement d'image pour le modèle (caméra 1 de la figure 8.12) et une seconde, plus éloignée, filmant le robot et l'humain pour enregistrer le déroulement de l'expérience (caméra 2 de la figure 8.12). Un point de vue de cette caméra au cours de la tâche de passage est présenté figure 8.13.

### Sujets

Les expériences ont été réalisées sur 13 sujets dont 10 hommes dans une tranche d'âge de 19 à 45 ans. Bien que certains sujets soient des membres du laboratoire, aucun n'est familier du modèle utilisé.

#### 8.5.2 Protocole expérimental

Les sujets sont placés comme sur le schéma présenté figure 8.12. Le passage d'un sujet comprend deux parties.

1. **Apprentissage du mouvement de préhension** : Le but de cette première condition est de faire apprendre à un robot à aller récupérer un objet sur la table du sujet et à le ramener vers lui pour le faire tomber dans la caisse située entre deux tables. Le sujet a le choix de l'endroit où le robot doit attraper l'objet (dans la limite des capacités du robots délimitées par des marqueurs sur la table). Il doit ainsi lui montrer les mouvements d'aller/retour que doit effectuer le robot entre la table et lui-même. Durant cette condition le robot apprend donc le geste. Lorsque le sujet est satisfait du mouvement effectué par le robot, il lui donne un objet, ce qui est exploité par le robot comme une récompense et arrête l'apprentissage.

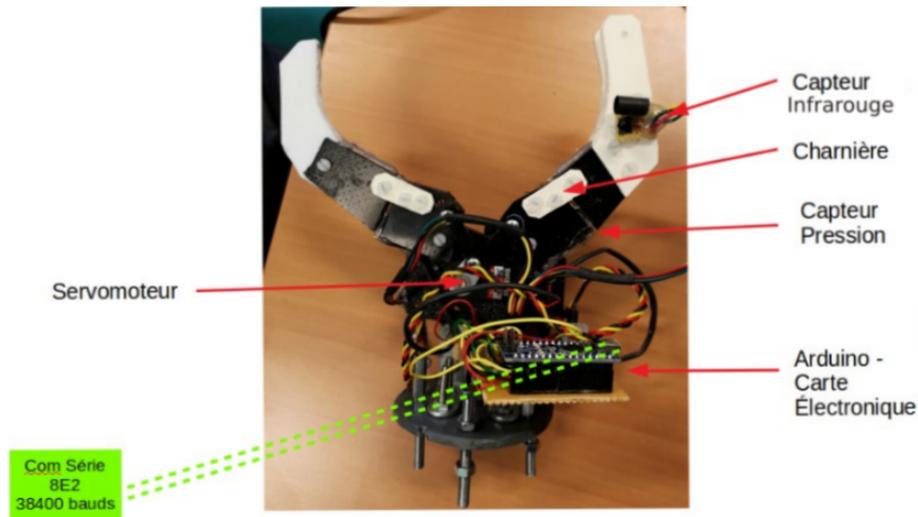


FIGURE 8.11 – Photo du préhenseur deux doigts et de ses composants

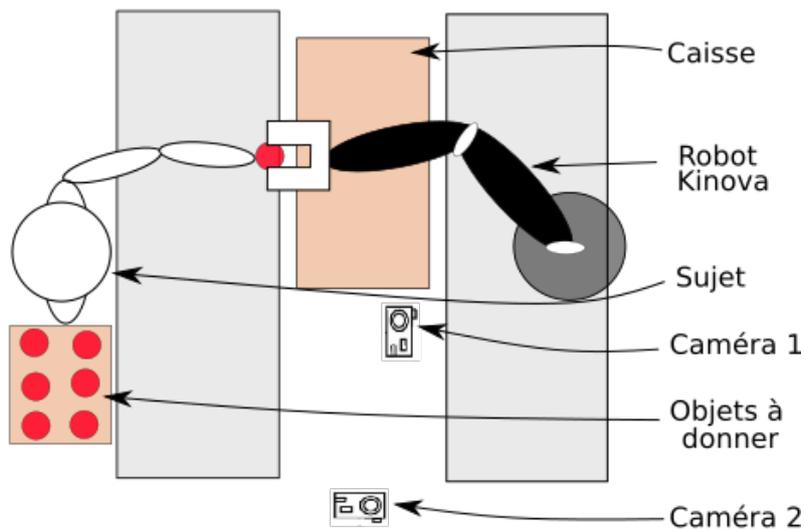


FIGURE 8.12 – Schéma du montage expérimental de l'expérience de passage d'objet

Dans cette condition, l'apprentissage se fait en une fois. La règle d'apprentissage suit donc la règle présentée équation 8.6.

2. **Passage d'objets** : Le mouvement étant appris par le robot, le sujet doit passer un par un les objets cylindriques posés à sa droite au robot qui doit les attraper et les faire tomber dans la caisse. Le sujet peut au choix tendre l'objet au robot et lui passer directement dans la pince ou bien poser l'objet et laisser le robot l'attraper. Durant cette condition a donc lieu une dynamique rythmique autour de la tâche du passage d'objet. Le robot n'apprend plus mais peut toujours se synchroniser sur le sujet. Dans un souci de simplification, nous ajoutons à l'architecture le réflexe d'ouvrir la pince lorsque la main du robot est au dessus de la caisse destinée à recevoir des objets. Ainsi, si le robot attrape un objet, il le fera automatiquement

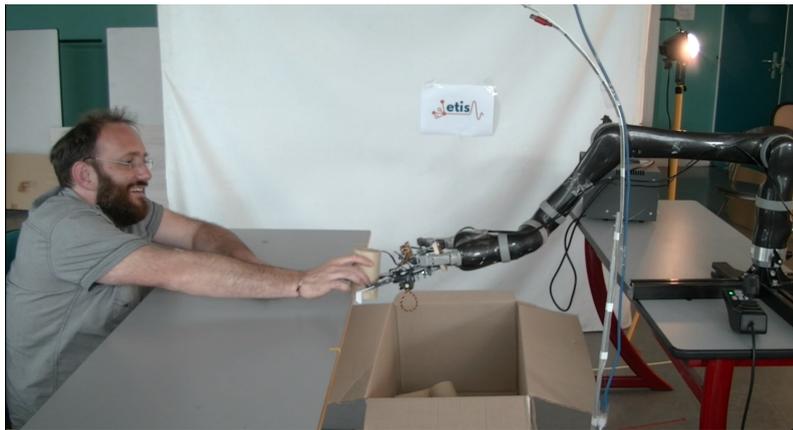


FIGURE 8.13 – Photo de l'expérience pendant le passage du sujet 11. Le sujet donne un objet directement au robot.

Sujets	Durée apprentissage (en s)	Pourcentage de passages réussis
Sujet 1	73	76%
Sujet 2	23	72%
Sujet 3	54	90%
Sujet 4	66	85%
Sujet 5	63	84%
Sujet 6	107	77%
Sujet 7	174	85%
Sujet 8	200	91%
Sujet 9	63	76%
Sujet 10	226	80%
Sujet 11	115	82%
Sujet 12	108	83%
Sujet 13	84	78%

TABLE 8.1 – Performances obtenues au cours de la tâche d'IHR d'apprentissage de gestes et de passage d'objet présentées sujet par sujet.

tomber dans la caisse lorsqu'il ramène l'objet vers lui.

### 8.5.3 Résultats expérimentaux

Nous présentons les résultats et performances obtenus pour les deux conditions.

#### Apprentissage du mouvement de préhension

Un exemple de phase d'apprentissage est présenté figure 8.14 et montre l'interaction avec le sujet 4 qui s'achève avec la prise d'objet donné par le sujet. Nous pouvons observer l'évolution des signaux de commande du robot dont la dynamique se stabilise autour de 45s avant que le sujet ne donne l'objet au robot à 63 s. Pour l'ensemble des sujets la période d'apprentissage est en moyenne de 1 min 44 s. Ce temps est très fluctuant selon le sujet allant de 23 s pour le sujet 2 à 226 s pour le sujet 10. Ce temps ne représente pas uniquement le temps nécessaire à l'apprentissage du mouvement effectué par le sujet. La phase d'apprentissage se termine, en effet, lorsque le sujet est satisfait du mouvement produit et arrête l'apprentissage en donnant un objet au robot. Nos

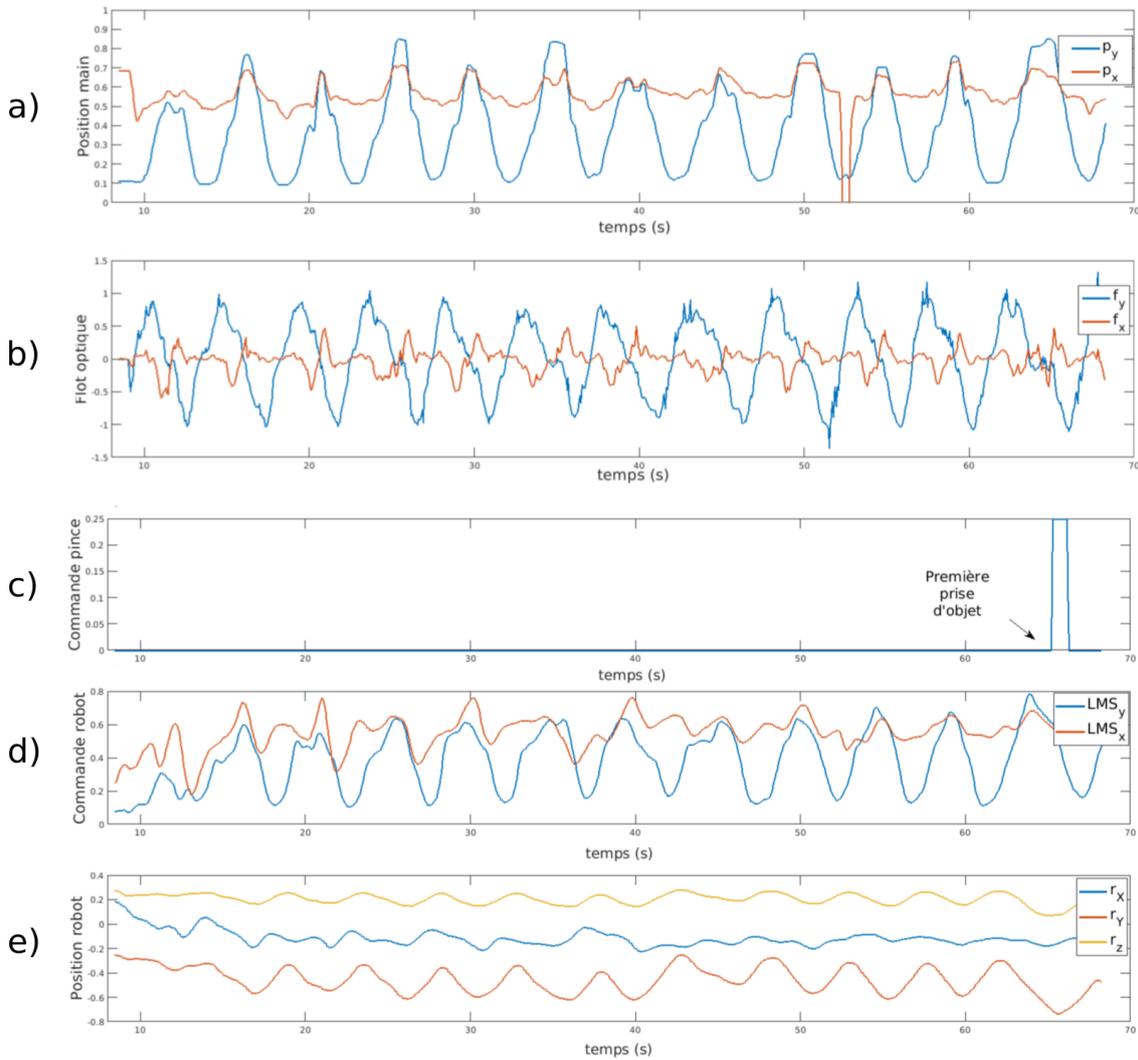


FIGURE 8.14 – Évolution du système pendant la phase d'apprentissage du sujet 7. Figures de haut en bas : a) : Trajectoire de la main  $p_x$  et  $p_y$  obtenue après traitement visuel. b) : Somme des pixels du flot optique vertical ( $f_x$ ) et horizontal ( $f_y$ ). c) : Commande du préhenseur. d) : Sortie des LMS principaux ( $LMS_x$  et  $LMS_y$ ). e) : Retours proprioceptifs du robot Kinova  $r_x$ ,  $r_y$  et  $r_z$ . L'apprentissage s'arrête au moment de la première prise d'objet.

simulations sur apprentissage vidéo ont montré que 30 s sont en réalité suffisantes pour reproduire correctement un mouvement de préhension. Nous pouvons expliquer cette différence par le fait que le sujet peut continuer l'apprentissage même lorsque le mouvement produit est correct. Une autre explication de cette différence réside dans la lenteur de la plateforme robotique utilisée qui rend difficile l'évaluation, par l'humain, de la qualité du mouvement appris.

### Performance pour la tâche de passage d'objets

Après apprentissage, les sujets passent les objets au robot. Il y a une vingtaine d'objets (canettes, cylindres en carton) à donner au robot pour que celui-ci les fasse tomber dans la caisse. Le tableau 8.1 indique les résultats pour cette condition en présentant le taux de réussite de passage d'objet sujet par sujet. Par passage réussi nous entendons le fait que le sujet n'ait pas besoin de recommencer le mouvement de tendre l'objet pour que le robot attrape l'objet en question. Nous prenons ainsi en compte tous les passages infructueux pendant les interruptions d'interaction. Un exemple de la tâche présentant différents passages d'objet est présenté figure 8.15. On peut constater la synchronie entre le signal de commande du robot ( $LMS_y$ ) et la main de l'humain ( $p_y$ ). Chaque période de ces signaux s'accompagne bien d'une prise d'objet (signal d'ouverture de la pince). Les courbes illustrent ainsi un passage d'objet réussi jusqu'à la seconde 127 où a lieu une rupture d'interaction : on peut observer à ce moment une oscillation de  $p_y$  qui cause une désynchronisation des deux signaux. Ces ruptures d'interactions peuvent avoir plusieurs causes :

- Raison matérielle. Le robot est trop lent par rapport à la main de l'humain, qui va recommencer son geste avant que le robot n'atteigne l'objet.
- Défaut d'application du modèle. Le robot n'atteint pas le bon endroit. Cela peut se produire en cas de mauvais apprentissage ou dans le cas d'un entraînement rythmique non adéquat déformant les dynamiques des primitives motrices (mauvaise extraction du signal d'entraînement).
- Difficulté à reprendre l'interaction. Nous remarquons en pratique que lors d'une interruption d'interaction comme illustrée figure 8.15, le passage d'objet peut échouer plusieurs fois de suite en raison de la désynchronisation des deux partenaires et de leur difficulté à se re-coordonner.

Le taux de réussite du passage d'objet est en moyenne de 81.5%. Si nous enlevons les cas consécutifs d'échec de passage d'objet, nous obtenons alors un taux de réussite supérieur à 91%. Cette différence démontre de la difficulté à rétablir rapidement une collaboration efficace à la suite d'une rupture d'interaction. Le maintien du rythme d'interaction et donc de la boucle d'entraînement dynamique est nécessaire à la réalisation efficace de cette tâche. Ce dernier constat nous mène à la quantification et à l'analyse de ces dynamiques d'interaction.

### Études des dynamiques d'interactions

Nous souhaitons analyser les dynamiques d'interactions de la tâche précédente et notamment analyser les fréquences d'interactions ainsi que sur le caractère synchrone de la tâche. Pour cela, nous étudions principalement trois signaux :

- Le flot optique issu du mouvement de l'humain dans le champs de la caméra 1 (voir figure 8.12).
- Les commandes motrices du robot Kinova (sorties des LMS du modèle).
- Les positions effectives du robot.

Dans le cas particuliers où les sujets choisissent de présenter au robot l'objet en face d'eux, la composante horizontale obtenue  $p_x$  peut varier très peu au cours de la tâche, voir être constante. Pour cette raison, nous considérerons simplement la composante verticale des mouvements pour traiter des dynamiques d'interaction. Nous observons trois mesures pour chacun de ces signaux : la fréquence instantanée  $F_i(t)$ , la fréquence moyenne  $F_m$  et l'indice de synchronie  $I$ . Une transformée de Fourier rapide (FFT) a révélé que le spectre de fréquence de ces signaux était essentiellement

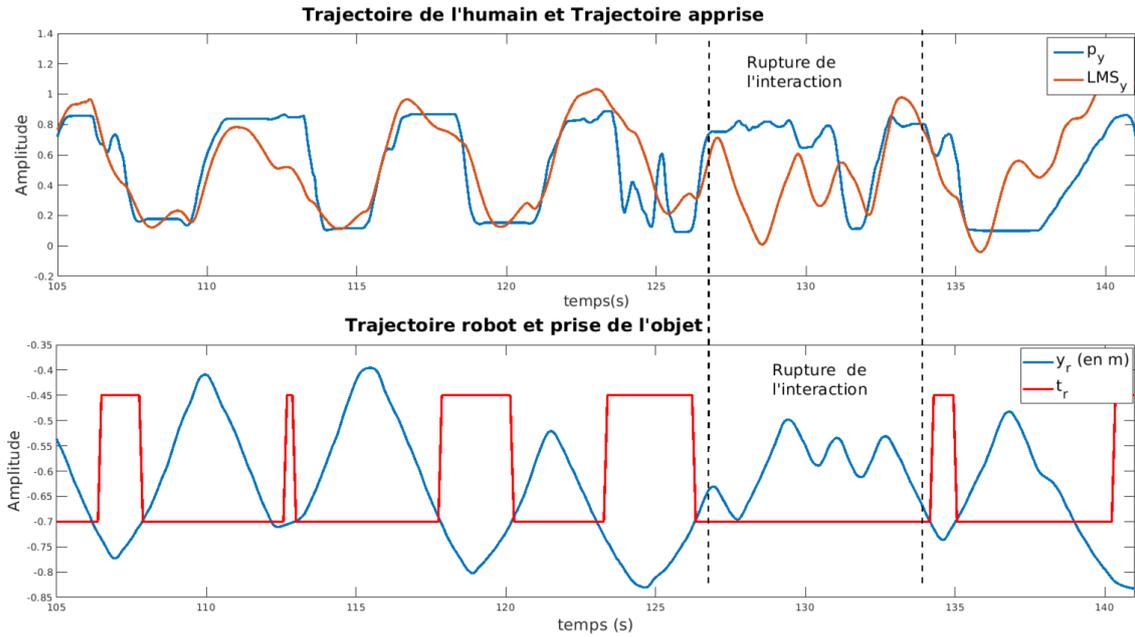


FIGURE 8.15 – Extrait de la tâche de passage d’objet pour le sujet 8. En haut : trajectoire de l’humain ( $p_y$ ) et trajectoire apprise  $LMS_y$ . En bas : la position du robot et son retour tactile  $t_r$ .  $t_r$  est binaire et a été mis à l’échelle pour une lecture plus lisible de la figure. La figure présente une phase de passage d’objets réussie et une rupture d’interaction.

Sujets	$I^h/c$	$I^h/r$	$I^c/r$	$F_m^h$	$F_m^c$	$F_m^r$
Sujet 1	0,63	0,5	0,83	0.17	0.14	0.11
Sujet 2	0,36	0,25	0,77	0.14	0.17	0.12
Sujet 3	0,53	0,38	0,66	0.14	0.12	0.19
Sujet 4	0,73	0,66	0,82	0.16	0.15	0.14
Sujet 5	0,69	0,51	0,78	0.16	0.16	0.15
Sujet 6	0,6	0,4	0,76	0.14	0.12	0.11
Sujet 7	0,54	0,48	0,83	0.18	0.16	0.12
Sujet 9	0,8	0,76	0,8	0.16	0.15	0.14
Sujet 10	0,6	0,63	0,85	0.2	0.19	0.13
Sujet 11	0,63	0,55	0,75	0.18	0.12	0.09
Sujet 12	0,53	0,48	0,67	0.13	0.11	0.11
Sujet 13	0,67	0,42	0,73	0.12	0.09	0.07

TABLE 8.2 – Indices de synchronie et fréquences moyennes obtenus durant un extrait de la tâche collaborative de passage d’objet sujet par sujet. Le passage du sujet 8 ayant eu des erreurs d’enregistrement, nous ne présentons pas les résultats.

situé en dessous de  $1Hz$ . La raison est, qu'entre autres, l'interaction était limitée par les dynamiques de vitesse du robot Kinova. Nous avons donc filtré les données avec un filtre passe-bas (filtre de Butterworth) dont la fréquence de coupure est de  $2Hz$ . Les signaux obtenus ont ensuite été normalisés puis leur tendance linéaire supprimée. La fréquence instantanée  $F_i$  est la fonction dérivée (dans le temps) de l'angle obtenu après filtrage des signaux à l'aide de la transformation de Hilbert. La fréquence moyenne  $F_m$  est la valeur moyenne de la fréquence instantanée. Nous notons respectivement  $F_m^h$ ,  $F_m^c$  et  $F_m^r$  les fréquences moyennes et  $F_i^h$ ,  $F_i^c$  et  $F_i^r$  les fréquences instantanées de  $f_y$  (flot optique du mouvement humain),  $LMS_y$  (commande motrice du robot) et  $r_y$  (positions cartésiennes de la trajectoire du bras du robot). Un exemple de fréquence instantanée calculée pour  $f_y$ ,  $LMS_y$  et  $r_y$  durant une phase de passage d'objet est présenté figure 8.16. Nous pouvons constater que les fréquences calculées sont proches et suivent une évolution similaire jusqu'à 488 s qui correspond à une rupture d'interaction. Cet exemple montre l'existence de phases au cours desquelles le robot et l'humain sont à la même fréquence. Pour analyser la synchronicité des deux agents, nous utilisons un indice de synchronie qui est défini pour deux signaux  $S_1$  et  $S_2$  par :

$$I = \frac{(\sum_{i=1}^N \cos(\theta_h^{S_1}(i)) - \cos(\theta_h^{S_2}(i)))^2}{N} + \frac{(\sum_{i=1}^N \sin(\theta_h^{S_1}(i)) - \sin(\theta_h^{S_2}(i)))^2}{N} \quad (8.9)$$

$\theta_h^{S_1}$  et  $\theta_h^{S_2}$  sont respectivement les angles de transformée de Hilbert des signaux  $S_1$  et  $S_2$ .  $N$  est le nombre d'échantillons. Si les signaux sont parfaitement en phase ou en anti-phase, leur indice de synchronie vaut donc 1. Plus on se rapproche de cette valeur, plus les signaux sont considérés comme synchrones. Nous calculons les indices de synchronie suivant :

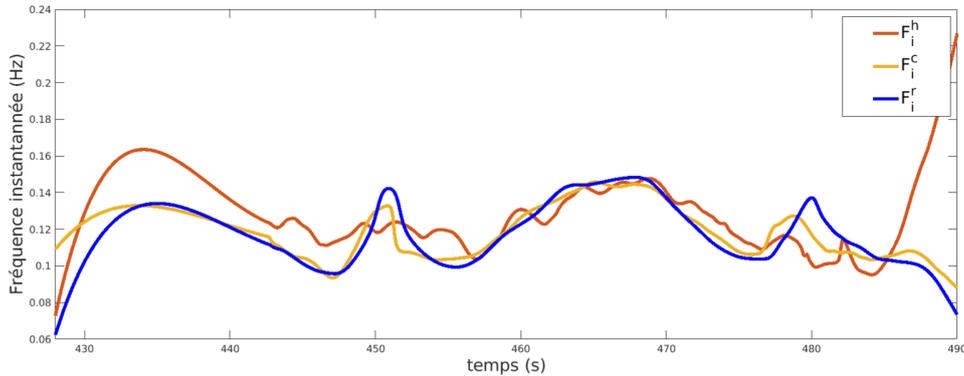


FIGURE 8.16 – Fréquence instantanée des signaux de flot optique  $F_i^h$ , de commande du robot  $F_i^c$  et de position du robot  $F_i^r$  pour une séquence d'interaction du sujet 14

1.  $I^{h/c}$  : l'indice de synchronie entre le mouvement de l'Homme (flot optique) et la commande motrice du robot, soit entre les signaux  $LMS_y$  et  $f_y$ .
2.  $I^{h/r}$  : l'indice de synchronie entre le mouvement de l'Homme et celui du robot, soit entre les signaux  $f_y$  et  $r_y$ .
3.  $I^{c/r}$  : l'indice de synchronie entre la commande motrice du robot et le mouvement réalisé par robot, soit entre les signaux  $LMS_y$  et  $r_y$ .

Considérer l'ensemble de la tâche pour calculer  $S_i$  ne permet pas d'obtenir un indice de synchronie représentatif de l'interaction à cause des périodes d'interruption dues aux erreurs ou à un arrêt des mouvements de l'humain. Nous ne considérons alors pour chaque sujet qu'une proportion de l'interaction dans laquelle ne survient aucune interruption et qui soit suffisamment longue pour être représentative (supérieur à  $1min$ ). Le tableau 8.2 donne les différents indices de synchronie obtenus pour chaque sujet ainsi que les fréquence moyennes  $F_m^h$ ,  $F_m^c$  et  $F_m^r$ . L'observation de ces fréquences

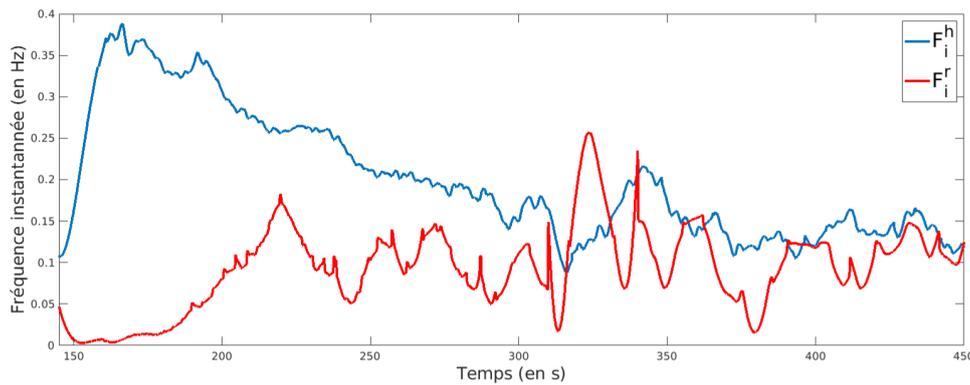


FIGURE 8.17 – Fréquence instantanée des signaux de flot optique  $F_i^h$  et de position du robot  $F_i^r$  après la fin de l'apprentissage pour le sujet 10.

moyenne nous montre que pour l'ensemble des sujets  $F_m^h > F_m^r$ . Ceci est dû en partie aux limitations en vitesse du robot Kinova. En effet, ce dernier étant assez limité en vitesse, nous avons pu noter que les sujets étaient obligés de ralentir pour s'adapter au robot. Ce défaut est constamment limitant, car l'IHR ne se déroule pas sur des fréquences naturelles pour l'humain qui doit s'adapter. Un exemple de ce phénomène est présenté figure 8.17 montrant la fréquence instantanée de l'humain  $F_i^h$  et du robot  $F_i^r$  après la condition d'apprentissage (début de la tâche de passage d'objet). La fréquence de l'humain est, au départ, trop élevée par rapport au robot. Elle diminue avant de se stabiliser autour de la fréquence du robot  $F_m^r$ .

L'indice de synchronie  $I^{c/r}$  démontre bien, par ailleurs, que le robot n'est pas parfaitement synchronisé avec sa propre commande motrice (en moyenne  $I^{c/r} = 0.77$ ) ce qui montre la difficulté du robot à restituer les dynamiques motrices.

Malgré cette limitation importante due à la plateforme, nous obtenons des indices de synchronie assez satisfaisants. En particulier, nous constatons que pour tous les sujets  $I^{h/c} > I^{h/r}$ , ce qui montre que la commande motrice tend à se synchroniser sur l'humain. En moyenne, nous obtenons  $I^{h/c} = 0.6$ ,  $I^{h/r} = 0.5$ . Si cela semble satisfaisant et montre que le modèle permet la coordination, ce résultat est, à notre avis, en dessous des capacités de synchronisation de l'architecture. Dans une tâche collaborative dans laquelle nous étudions les dynamiques d'interaction, les capacités motrices limitées du Kinova sont un réel handicap.

### Test en conditions réelles du réapprentissage automatique

Lors de l'étude, l'apprentissage est arrêté une seule fois, au moment de la première prise d'objet. Les paramètres de neuromodulation du modèle suivaient alors l'équation 8.6. Nous avons souhaité tester en conditions réelles l'exploitation du paramètre de frustration  $Fr_t$  pour relancer l'apprentissage lorsque le robot n'attrape plus d'objets. Nous avons ainsi testé cet ajout avec un sujet naïf pour en vérifier la validité et l'intérêt. Les conditions sont similaires à l'étude précédente mais le sujet est invité à changer la direction dans laquelle il tend l'objet au robot quand il le souhaite. Un extrait de l'interaction pour la seconde condition durant l'expérience est présenté figure 8.18. Nous pouvons y distinguer 4 phases. Dans un premier temps (partie 1 de la figure 8.18), ont lieu plusieurs passages d'objets réussis. Durant la seconde phase, le sujet change la position à laquelle il donne l'objet.  $p_x$ , la composante horizontale diminue, ce qui implique que l'objet est donné plus vers la gauche. Durant cette phase, le robot n'attrape pas d'objets ce qui cause une augmentation de  $Fr_t$ . Lorsque  $Fr_t$  atteint la valeur de 1, l'apprentissage est relancé (partie 3 de la figure 8.18). Nous pouvons ainsi observer une modification de certains poids synaptiques  $w_i$  du banc d'oscillateurs

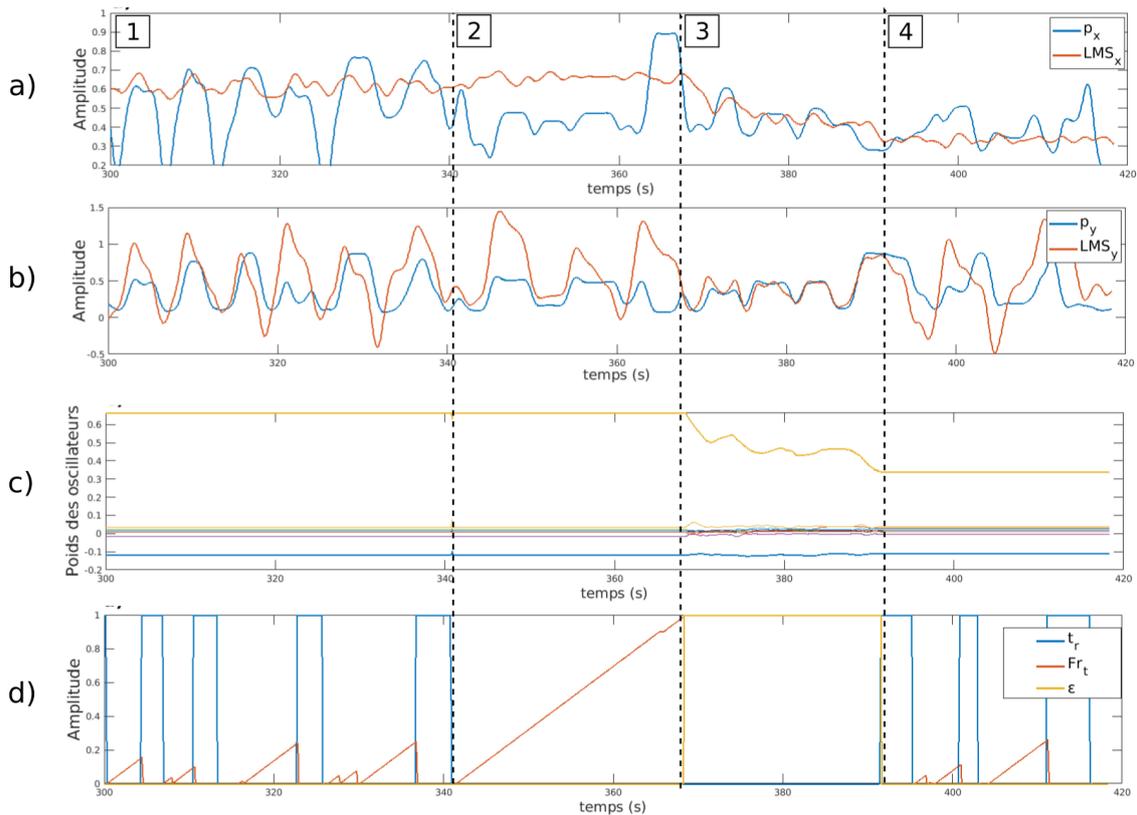


FIGURE 8.18 – Exemple de réapprentissage en temps réel lorsque le sujet change de direction pour le passage d'objet. a) : Signaux liés aux composantes horizontales  $p_x$  et  $LMS_x$ . b) : Signaux liés aux composantes verticales  $p_y$  et  $LMS_y$ . c) : Poids des oscillateurs du banc principal pour la composante horizontale d) : Signaux liés à la neuromodulation : retour tactile  $t_r$ , frustration  $Fr_t$  et  $\epsilon$ . L'interaction peut être découpée en 4 parties : 1. passage d'objet classique. 2. Le sujet change la position de l'objet à attraper : le robot ne saisit pas l'objet et le signal de frustration augmente. 3. Seconde phase d'apprentissage. 4. Le robot attrape un objet : l'apprentissage est fini et s'ensuit des passages d'objet à la nouvelle position apprise.

horizontal. Au bout de 22 s, un objet est à nouveau attrapé et la tâche de passage d'objet peut reprendre. L'ajout de cette frustration, très simplifiée, permet à l'humain de faire apprendre au robot la saisie d'objets à différentes positions ou de corriger un mauvais apprentissage de manière intuitive.

## 8.6 Limites du modèle

L'ajout dans ce modèle de bancs d'oscillateurs et d'apprentissages secondaires permet à cette architecture de reproduire seule un signal appris en associant les fréquences qui le composent aux fréquences propres qui leur sont le plus proches dans les bancs d'oscillateurs. Cette approche implique que le mouvement appris n'est pas toujours le même que celui reproduit par le robot. En effet, le mouvement appris sera rejoué par le robot avec ses dynamiques propres, proches de celles apprises en interaction avec l'humain mais pas forcément identiques suivant la complexité fréquentielle du geste appris et les primitives motrices disponibles (bancs d'oscillateurs).

Néanmoins, en interaction le problème est amoindri car les dynamiques du robot se resynchronisent sur celles du partenaire grâce aux signaux d'entraînement rythmique.

Le modèle, de par sa nature, ne peut également pas apprendre et reproduire fidèlement des mouvements qui ne sont pas fluides et qui présentent de discontinuités.

Un des défauts du modèle présenté est, de plus, qu'il ne nous permet pas actuellement d'exploiter un grand nombre de degrés de liberté. Par ailleurs, lors de l'application sur robot, nous choisissons empiriquement ces degrés de liberté à utiliser pour produire un mouvement en adéquation avec le type de trajectoire désirée. De la même façon, notre modèle se base sur l'exploitation du flot optique qui influence nos dynamiques motrices. Le signal issu du flot optique nécessite d'être normalisé pour être exploitable, une amplitude trop faible ne permettant pas d'entraîner les oscillateurs, une trop importante pouvant causer leur saturation. Ceci implique donc une certaine connaissance a priori des amplitudes minimales et maximales du flot optique. Cette limite n'est cependant pas stricte. L'humain peut en effet adapter sa dynamique (vitesse, amplitude) en fonction du contexte. Nous avons ainsi observé au cours des expériences des sujets ralentissant ou accélérant spontanément leurs mouvements pour influencer l'amplitude du mouvement du robot.

Plus généralement, nous apprenons à un robot à saisir un objet à une position donnée et exploitons ce mouvement pour une tâche d'IHR collaborative. Notre traitement des données visuelles ne permet que de détecter la position et la dynamique de la main de l'humain. Nous ne prenons donc pas en compte la position de l'objet pour effectuer la tâche. Nous n'avons donc pas eu besoin d'utiliser une reconnaissance d'objet ou une commande motrice très fine permettant d'aller à une position bien précise.

Ce choix est tout à fait volontaire et permet en effet de démontrer qu'il est possible de réussir cette tâche de passage d'objet uniquement en exploitant des dynamiques d'interaction.

## 8.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un modèle sensori-moteur permettant l'apprentissage d'un mouvement de saisie d'objet et son exploitation pour des tâches de passage d'objet entre un humain et un robot. Ce modèle est basé sur l'exploitation de primitives motrices oscillatoires dont l'originalité est d'être entraînées par signaux issus de stimuli rythmiques extérieurs. Ce modèle nous permet d'apprendre un mouvement proximo-distal à deux degrés de liberté en imitant un partenaire d'interaction. L'ajout d'un banc d'oscillateurs et d'un apprentissage secondaire par rapport au modèle précédent facilite la répétition du mouvement appris seul. Le mouvement appris peut ainsi être exploité durant une tâche collaborative de passage d'objet.

Ce modèle a été appliqué à des IHR avec des sujets naïfs. Les résultats ont montré que les sujets ont pu apprendre au robot le mouvement qu'ils souhaitaient. L'exploitation de la saisie d'objet pour l'apprentissage, voire le réapprentissage dans le cas de l'ajout d'un signal de frustration, offre un outil pour contrôler simplement et naturellement les comportements du robot. La phase de passage d'objet présente un bon taux de réussite démontrant que, malgré l'apparition sporadique de certaines ruptures d'interaction, les sujets ont réussi à donner l'objet au robot dans la majorité des cas. Les indices de synchronie sont également globalement bons en particulier entre l'humain et la commande motrice.

Ce dernier point nous amène à mentionner le biais apporté par la plateforme utilisée au cours de ces expériences. Le bras robotique Kinova étant limité en vitesse, les sujets ont dû ralentir leur

rythmique pour s'adapter à la dynamique du robot. Les fréquences d'interaction se trouvant en dessous des fréquences préférentielles de l'humain, il nous est alors difficile de parler de véritable coordination spontanée et non-intentionnelle durant cette IHR.

Cette étude a cependant pu mettre en avant le bon fonctionnement du modèle dans des conditions réelles ainsi que le rôle correcteur que peut avoir, intentionnellement ou non, un humain sur la dynamique d'un robot. Nous avons pu montrer la possibilité d'effectuer une tâche précise à partir d'un contrôleur oscillatoire bas niveau et minimal et en exploitant les dynamiques de l'homme comme signal d'entraînement rythmique.

La généralisation de ce type de modèle à de plus grands degrés de liberté implique un questionnement sur l'entraînement rythmique des différentes articulations. Doit-on entraîner et contrôler indépendamment chaque articulation ? Nous pouvons ainsi nous interroger sur la possibilité de contrôler, voire de faire émerger des synergies motrices à partir de mécanismes d'entraînement bas niveau internes.



## 9. Conclusion

Ce chapitre final résume l'ensemble des contributions de la thèse en discutant leurs apports, leurs limites et les perspectives qu'elles inspirent.

### 9.1 Conclusion générale

Les objectifs de cette thèse étaient de proposer des outils algorithmiques pour faciliter l'apprentissage de tâches collaboratives Homme-robot afin, notamment, d'améliorer l'intégration des robots dans les milieux sociaux. Dans ce cadre applicatif (robotique sociale), il est primordial de connaître les mécanismes sous-jacents aux interactions Homme-Homme pour la mise en place d'IHR efficaces et intuitives justifiant ainsi notre approche bio-inspirée du problème. L'originalité des travaux de cette thèse était de prendre en compte le caractère non intentionnel des interactions Homme-Homme afin de proposer une architecture légère en termes de complexité calculatoire et matérielle permettant des dynamiques d'interactions intuitives et en temps réel.

Avant de développer nos architectures de contrôle, nous nous sommes alors posé la question du type de primitives et de comportements sensorimoteurs bas niveaux qui sous-tendent les interactions Homme-Homme naturelles et intuitives. Nous nous sommes intéressés plus spécifiquement à :

- la caractérisation des cinématiques du mouvement biologique pour le choix des primitives motrices à utiliser,
- l'analyse des coordinations interpersonnelles non intentionnelles.

Nos recherches bibliographiques et les résultats de nos études en simulations et en interactions Homme-robot nous ont conforté dans le choix du développement d'un contrôle sensorimoteur oscillatoire.

En effet, ce dernier permet non seulement l'obtention de dynamiques motrices proches de celles de l'humain mais aussi la modélisation et la simulation des effets d'entraînement rythmique non intentionnels.

Nous avons pu vérifier et étudier expérimentalement l'intérêt de ce type de modèles pour les

IHR.

Enfin, nous avons construit une architecture pour l'apprentissage de mouvement par imitation avec comme questions sous-jacentes les apports et les limitations qu'apportait un contrôle sensorimoteur oscillatoire intégrant dans sa conception les effets d'entraînement rythmique non intentionnels. Nous avons validé le modèle expérimentalement en utilisant comme cadre applicatif une tâche collaborative Homme-robot : le passage d'objet coordonné de main en main. Dans cette tâche, le partenaire humain doit apprendre le mouvement de prise de l'objet au robot par démonstration.

À partir de seules primitives sensorimotrices oscillatoires, nous sommes parvenus à faire apprendre en interaction à un robot à aller saisir un objet à une position donnée et à exploiter ce geste dans une tâche coordonnée de passage d'objet "de main en main". Ce modèle a été testé en conditions réelles avec des sujets naïfs. Le modèle présenté a l'intérêt de proposer une architecture légère qui permet une convergence rapide de l'apprentissage et une interaction collaborative (passe de l'objet de main en main) synchrone.

Ces résultats mettent en avant l'intérêt de prendre en compte les boucles d'entraînement rythmiques non intentionnelles dans les architectures de contrôle sensorimoteur. Elles permettent, en effet, une adaptation rapide et intuitive des dynamiques d'interaction et simulent au mieux (dans un cadre d'IHR) celles des interactions Homme-Homme.

## 9.2 Conclusion et perspectives par contribution

### 9.2.1 Étude de la cinématique du mouvement biologique : lien entre gravité et loi de puissance $\frac{2}{3}$

#### Contributions

Au vu de l'importance de la motricité dans la perception et la compréhension du mouvement de l'autre, nous nous sommes dans un premier temps intéressés aux caractéristiques cinématiques des mouvements biologiques afin de déterminer le type de contrôle moteur pouvant répondre à nos objectifs.

Nos premiers travaux ont consisté à étudier la cinématique du mouvement biologique et plus particulièrement, la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces études ont été réalisées dans le but de mieux caractériser les mouvements respectant cette loi afin de comprendre dans quelles mesures une reproduction de ce type de cinématique sur robot pouvait être envisagée. Nous avons pu confirmer expérimentalement, en utilisant des outils de *Motion Capture* la validité de la loi de puissance pour des mouvements analysés en 3D. Les mouvements respectant cette cinématique particulière sont les mouvements fluides, routiniers et ne nécessitant pas d'expertise particulière. Néanmoins, nous avons été capables, grâce à une classification EM, de retrouver, même pour des mouvements complexes, des segments de trajectoires respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces résultats sous-entendent que la loi de puissance apparaît pour des gestes simples et pourrait ainsi être la conséquence d'une propriété bas niveau du contrôle moteur.

Nous avons alors émis l'hypothèse originale que la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  était liée aux effets de la gravité et à l'inertie du corps. Nous avons, en effet, montré qu'un système soumis à la seule force de gravité et à sa propre inertie respectait mathématiquement la loi de puissance. La modélisation simple et purement mécanique d'un bras en mouvement libre a confirmé le rôle de ces forces dans le phénomène étudié. Nous avons montré qu'un système de pendules amortis aux caractéristiques proches du bras humain suivant une trajectoire libre pouvait respecter la loi de puissance. Nous

avons également mis en avant que la recherche du coût optimum d'énergie dans la production d'une trajectoire désirée avec ce modèle conduisait à des mouvements encore davantage respectueux de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ces résultats démontrent non seulement le lien entre gravité et loi de puissance  $\frac{2}{3}$  (qui ne serait donc pas une règle spécifique aux mouvements biologiques) mais sous-entendent également une tendance du corps à exploiter la gravité plutôt qu'à la compenser lors de sa production de mouvements.

Ce type de contrôle produisant des trajectoires pseudo-harmoniques, nous en avons conclu, en accord avec les travaux de Schaal et al. [21], l'intérêt d'exploiter un contrôle oscillatoire pour faire produire à un robot des trajectoires motrices à la dynamique similaire à celle de l'humain.

### Limites

Une des limites principales de nos premiers travaux est due au nombre assez faible de tests effectués en *Motion Capture*, en particulier concernant les études comparatives entre mouvements libres et mouvements contraints. Bien que l'état de l'art aille dans le sens de nos déductions, il serait pertinent d'analyser une base de données de mouvements plus riche pour consolider nos conclusions.

Nos simulations pour mettre en avant le lien entre loi de puissances  $\frac{2}{3}$  et gravité impliquaient l'exploitation d'un modèle très simplifié du bras. Cette simplicité peut sembler limitative, mais est en réalité assez intéressante car elle a montré qu'un modèle très minimal était suffisant pour obtenir des cinématiques respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$ . Ceci peut expliquer le caractère bas niveau de cette propriété ainsi que le fait qu'elle soit partagée par de nombreuses espèces.

Cependant, l'absence d'un vrai modèle de contrôle en force simulant les co-contractions musculaires limite la possibilité d'une analyse plus fine qui permettrait de consolider l'hypothèse de l'optimisation du coût énergétique.

### Perceptives

Une suite possible aux travaux réalisés pour cette contribution serait le développement d'un contrôle moteur en force appliqué à un modèle musculo-squelettique réaliste du bras. Nous savons déjà que considérer des modèles musculaires pour la simulation d'un bras permet d'obtenir des trajectoires fluides et proches de la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  comme l'a démontré Gribble et al. [20]. Exploiter un modèle plus réaliste en y intégrant des co-contractions musculaires et en y testant des aspects d'optimisation d'énergie pourrait permettre de consolider nos hypothèses et répondre aux interrogations suivantes :

- La trajectoire libre d'un modèle plus réaliste respecte-t-elle la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  ?
- La recherche seule de l'optimisation du coût énergétique pour la production d'un mouvement sur ce type de contrôle amène-t-elle à des trajectoires respectant la loi de puissance ?
- Quels types de primitives motrices utiliser pour obtenir une loi de puissance avec ce type de modèle ?

Nous pensons, en effet, comme nous l'avons mentionné précédemment que l'optimisation du coût énergétique est à l'origine de l'émergence des fréquences propres ou préférentielles de mouvement. Nous supposons ainsi que les mouvements respectant la loi de puissance sont ceux pour lesquels le contrôle moteur a appris à exploiter au mieux la gravité pour leur production.

### 9.2.2 Modèle de contrôle oscillatoire pour l'étude des coordinations interpersonnelles non intentionnelles en IHR

#### Contributions

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés aux mécanismes bas niveaux inhérents aux comportements sensorimoteurs lors de coordinations interpersonnelles chez l'Homme. Nous avons alors mis en avant l'importance des phénomènes d'entraînement rythmique non intentionnels au cours des interactions ainsi que son caractère omniprésent dans notre comportement moteur. L'approche des systèmes dynamiques permet de bien rendre compte de cette caractéristique dans sa modélisation du phénomène. Exploiter cette théorie nécessite une approche rythmique du contrôle sensorimoteur, ce qui rejoint les conclusions de la première contribution de nos travaux et nous a permis de valider l'intérêt d'exploiter un contrôle rythmique pour répondre à nos objectifs principaux.

Nous avons donc utilisé comme primitive motrice un oscillateur neuronal entraîné rythmiquement et issu des travaux de Hasnain et al. [190]. Ce modèle est composé d'un oscillateur neuronal auquel on ajoute un effet d'entraînement obtenu par le flot optique. Ce signal d'entraînement permet une modification de la dynamique de l'oscillateur qui peut aboutir à une synchronisation si les deux fréquences en jeu ne sont pas trop éloignées. Cette capacité d'adaptation peut être modifiée via le facteur de couplage. Nous avons testé ce modèle sur des sujets naïfs à l'aide d'une première étude psycho-expérimentale et avons montré que :

- Les humains pouvaient être entraînés rythmiquement par un robot en interaction unidirectionnelle.
- Le modèle d'entraînement utilisé permettait de retrouver les boucles d'entraînement dynamique observées au cours des interactions Homme-Homme.

Nous avons alors utilisé ce modèle pour mieux analyser les effets d'entraînement rythmique non intentionnels en IHR. Plusieurs autres études psycho-expérimentales ont été menées :

- Étude des capacités de synchronisation et d'entraînement d'une population d'enfants atteints de TSA : Cette étude pilote, menée sur un petit nombre de sujets avait pour objectif d'évaluer l'intérêt d'utiliser un robot et d'étudier les coordinations non intentionnelles d'une population neurodivergente. L'étude semble montrer que, contrairement au cas de la schizophrénie, la pathologie (TSA) affecte les capacités de synchronisation non intentionnelle.
- Étude des fréquences d'accrochage autour de la fréquence préférentielle en IHR : ces expériences ont permis de montrer à nouveau qu'il y a bien, en IHR, un effet d'entraînement non intentionnel en vision périphérique et que celui-ci reproduit en partie, de manière moindre, les caractéristiques observées dans les interactions humaines.
- Étude de l'impact de la désynchronisation dans le cadre d'une interaction Homme-robot : nous avons montré qu'une désynchronisation qui n'était pas perçue consciemment pouvait affecter l'agrément et l'intuitivité d'une IHR.

#### Limites

Pour l'ensemble de ces études psycho-expérimentales, la principale limitation est l'absence d'une tâche socialement plus écologique qui permettrait d'analyser plus finement et de manière plus réaliste les coordinations non intentionnelles.

Concernant l'étude des capacités d'entraînement d'une population d'enfants atteints de TSA, le manque de significativité statistique est criant. Cette étude comportait à l'évidence trop peu de sujets. Il s'agissait en effet d'une étude pilote dont le but n'était pas d'apporter des réponses sur la pathologie étudiée. Nous avons néanmoins pu montrer qu'il était possible de mettre en place de telles expériences en IHR et avons obtenu des résultats préliminaires en concordance avec les

observations de Fitzpatrick et al. [202].

### Perceptives

Comme précisé précédemment, pour consolider nos résultats, nous devons considérer une tâche collaborative plus écologique. Définir une telle tâche n'est pas toujours évident, en particulier si l'on considère une expérience faisant intervenir une population neurodivergente.

Par ailleurs, le développement d'architectures permettant des tâches interactives Homme-robot écologiques n'est pas aisé. Ceci est d'autant plus vrai si on considère l'objectif de nos études qui est d'étudier les dynamiques d'interactions et les coordinations interpersonnelles. Il est en effet nécessaire d'avoir une interaction en temps réel, réactive et adaptative. La tâche de passage d'objet que nous avons présentée à la fin du manuscrit semble être un contexte applicatif adéquat dans la mesure où l'interaction est à la fois collaborative et facile pour l'humain. La difficulté réside en revanche dans le choix des plateformes robotiques possibles et qui permettraient des dynamiques de mouvement proches de celles de l'humain.

Plus généralement, nous pensons que le robot peut être un outil intéressant pour l'étude des mécanismes non intentionnels dans la mesure où il pourrait permettre de passer outre des biais induits par l'expérimentation lors d'une interaction Homme-Homme. De plus, l'exploitation d'un robot pourrait permettre de faire varier certains paramètres (dans le cas de l'entraînement rythmique, le facteur de couplage par exemple) ce qui permettrait une analyse plus poussée et contrôlée des phénomènes étudiés.

### 9.2.3 Modèle de contrôle oscillatoire pour l'apprentissage par démonstration de mouvements coordonnés : importance de l'intégration des effets d'entraînement rythmique non intentionnels

#### Contributions

Enfin, nous avons souhaité construire un modèle sensorimoteur plus complet permettant la mise en œuvre d'une véritable tâche collaborative en IHM. Nous avons ainsi présenté un modèle d'apprentissage de mouvements rythmiques par imitation. Ce modèle décompose une trajectoire rythmique à reproduire sur une base oscillatoire. Il intègre dans sa conception la notion d'effet d'entraînement rythmique non intentionnel en imposant un lien direct entre les primitives motrices (bancs d'oscillateurs) et le signal perçu (flot optique) qui est donc considéré comme un "perturbateur" continu de la commande motrice. Nous avons montré que l'ajout du signal d'entraînement offre aux primitives motrices une capacité d'adaptation en fréquence et en phase permettant la reproduction des harmoniques de la trajectoire à apprendre. Dans ce modèle, l'entraînement n'est donc plus uniquement utile à l'interaction (coordination), mais simplifie également l'apprentissage moteur. Le flot optique a une double utilité dans ce modèle : il est exploité pour construire le signal d'entraînement rythmique ainsi que pour extraire les trajectoires à imiter. Nous avons testé ce modèle en conditions réelles et avons pu apprendre à un robot NAO à imiter de manière synchrone des mouvements rythmiques à deux degrés de liberté.

Nous avons ensuite modifié ce premier modèle pour l'adapter à une tâche de saisie d'objet. Nous avons ajouté un banc d'oscillateurs et un apprentissage secondaire permettant de ramener les différentes fréquences composant le signal à reproduire aux fréquences propres les plus proches disponibles dans la base de primitives motrices. Cela permet au robot de rejouer des trajectoires avec ses fréquences propres.

À partir de seules primitives motrices oscillatoires, nous sommes parvenus à faire apprendre par démonstration à un robot à saisir un objet. L'apprentissage de ce geste a été exploité lors d'une tâche

de passage d'objet "de main en main". Ce modèle a été testé en conditions réelles avec des sujets naïfs. Nous avons mis en évidence que l'apprentissage pouvait se faire rapidement et avons noté de bonnes performances pour les tâches de passage d'objet indiquant que l'apprentissage avait été réussi et que le robot pouvait adapter le mouvement appris à la situation grâce aux dynamiques du partenaire d'interaction. Les indices de synchronie mesurés ont, par ailleurs, confirmé la tendance du contrôle sensorimoteur à se synchroniser sur le mouvement de l'humain.

Bien que le robot ne "voyait" pas l'objet à attraper (pas de systèmes de détection et localisation d'objet), il est parvenu à apprendre le bon mouvement proximo-distal pour le saisir en imitant son partenaire. Nous avons mis en avant que, bien que le type de primitives exploitées ne permette pas d'obtenir un mouvement très précis, cet aspect est compensé par la dynamique du partenaire d'interaction lors des tâches de passages d'objet.

### Limites

Au cours des dernières expériences présentées, il est apparu très clairement que la limitation en vitesse de la plateforme utilisée pouvait apporter un biais pour la tâche considérée. Les sujets ont dû en effet ralentir leur mouvement, ce qui a parfois causé des ruptures d'interactions. La tâche n'était pas réalisée avec des dynamiques qui avoisinent leurs fréquences préférentielles, ce qui ne garantit pas une interaction naturelle. Ce défaut met en avant l'importance d'utiliser des plateformes aux caractéristiques dynamiques proches de l'Homme. Néanmoins, ce biais induit par le robot n'invalide pas l'efficacité du modèle présenté. En effet, ces défauts tendent à rendre l'interaction moins naturelle et donc moins efficace. Nous pensons donc que nos résultats auraient pu être améliorés avec une plateforme adaptée.

Nous apprenons à notre robot à prendre un objet à une position donnée. Cependant, nous n'associons pas le geste à l'action de saisir l'objet. Plus généralement, le modèle sensorimoteur présenté ne lie pas le mouvement à l'action. Le robot produit le mouvement par simple imitation spontanée. Nous avons abordé le lien important entre motricité, perception et reconnaissance de l'action chez l'Homme qui nous a amené à l'exploitation de primitives motrices permettant l'émergence de dynamiques motrices proches de l'humain. Pour une collaboration Homme-robot efficace, il faudrait ainsi également que le robot soit capable de reconnaître l'action de l'humain. Pour cela, il doit pouvoir dans un premier temps associer un mouvement à une action. C'est une limite certaine de notre architecture qui peut limiter son exploitation en IHR.

Enfin, le modèle, de par sa construction, ne nous permet d'exploiter qu'un faible nombre de degrés de liberté. Les articulations contrôlées sont par ailleurs choisies de manière ad hoc en fonction du contexte. Notre entraînement rythmique est également sur deux dimensions (horizontale ou verticale). Plus globalement, le modèle que nous avons développé ne peut produire que des mouvements simples. Malgré l'ajout d'un second banc d'oscillateurs et d'un apprentissage secondaire, l'architecture ne peut pas reproduire seule des trajectoires apprises trop complexes. De la même façon, notre architecture ne gère pas le démarrage et l'arrêt des mouvements.

### Perceptives

Concernant la classification des actions, nous avons développé une première solution de classification à l'aide d'un SAW (*Selective Adaptive Winner*) qui est un réseau de neurones de type ART. En simulation, nous avons catégorisé, pour trois mouvements différents de saisie d'objets (à partir des vidéos préenregistrées que nous avons présentées au chapitre 8). Nous avons classifié les valeurs des poids synaptiques liés aux oscillateurs principaux lorsque le robot touche l'objet et les

avons associées à la position de l'objet dans l'image. Nous sommes parvenus à obtenir trois classes différentes. Ces résultats préliminaires sont prometteurs et permettent d'envisager une amélioration possible de notre modèle pour permettre la reconnaissance d'actions.

Le fait de gérer peu de degrés de liberté est bien évidemment une réelle limitation de notre modèle. Une première amélioration possible et facile à mettre en œuvre est l'utilisation de neurones directionnels sensibles à différentes directions du flot optique. Ceci permettrait d'obtenir des signaux d'entraînement rythmique multi-directionnels qu'il sera possible de lier à un contrôle moteur à plusieurs degrés de libertés. En revanche, cette question du contrôle rythmique a plus de degrés de liberté est plus délicate et amène plusieurs problématiques sur lesquelles il nous est, pour l'instant, difficile de trancher :

- Chaque degré de liberté doit-il être entraîné et contrôlé indépendamment ?
- Comment maintenir les bonnes phases entre les différentes articulations ?
- Comment faire émerger des mouvements cohérents ? Doit-il y avoir un apprentissage à priori et/ou peut-on exploiter les mécanismes (à la fois internes et externes) pour faire émerger des synergies motrices ?

Plus généralement, les mouvements que nous sommes parvenus à apprendre et à reproduire sont des mouvements simples, fluides et rythmiques comme ceux respectant la loi de puissance  $\frac{2}{3}$  chez l'humain. Nous avons ainsi construit un modèle bas niveau permettant l'apprentissage et la production de ce type de mouvements. L'ajout d'une architecture de plus haut niveau fait ainsi sens pour construire un contrôle plus complet permettant de gérer la planification (timing et inhibition des bas niveaux) et la production de mouvements précis.

Ces considérations font clairement partie des perspectives à long terme de nos travaux. Elles impliquent, entre autres, les questionnements suivants :

- Quelle est la place du contrôle rythmique dans une telle architecture ? Tous les mouvements doivent-ils être produits avec les primitives motrices oscillatoires (contrôle de type Un/Un) ? Ou bien la production de mouvements doit-elle se baser sur un contrôle rythmique pour les mouvements simples et un contrôle discret pour les transitions complexes ainsi que le démarrage et l'arrêt des mouvements (contrôle de type Un/Deux) ?
- Comment gérer et intégrer les différentes fréquences présentes dans une interaction et plus globalement dans l'environnement ? Nous avons en effet jusqu'alors considéré uniquement la modélisation d'un entraînement basé sur la modalité "vision". L'entraînement rythmique peut avoir lieu sur plusieurs modalités et surtout à différentes échelles de temps au cours de l'interaction. Il est ainsi important pour l'amélioration des IHM de pouvoir extraire plus globalement à partir des signaux sensoriels (différentes modalités) la ou les fréquences porteuses de l'interaction.
- Si on considère l'interaction à différentes échelles "rythmiques" comme précisé ci-dessus, les oscillateurs doivent-ils être considérés comme primitives motrices ou bien servent-ils de "timer" au flux de données sensorimotrices ?

Ces questions sont encore très discutées, si nous ne pouvons pas y apporter une réponse effective, nous pensons néanmoins que la prise en compte des effets d'entraînement rythmique non intentionnels est primordiale et joue un rôle important qu'il faut considérer dans les solutions à envisager pour chacune de ces problématiques.





## Bibliographie

- [1] Stewart W. WILSON. “Knowledge Growth in an Artificial Animal”. In : *Adaptive and Learning Systems : Theory and Applications*. Sous la dir. de Kumpati S. NARENDRA. Springer US, 1986, p. 255-264. ISBN : 978-1-4757-1895-9. DOI : 10.1007/978-1-4757-1895-9\_18. URL : [https://doi.org/10.1007/978-1-4757-1895-9\\_18](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-1895-9_18) (cf. p. 18).
- [2] Barbara WEBB. “What does robotics offer animal behaviour?” In : *Animal Behaviour* 60.5 (2000), p. 545-558. ISSN : 0003-3472. DOI : 10.1006/anbe.2000.1514 (cf. p. 18).
- [3] T. PATTERSON et H. LIPKIN. “Structure of Robot Compliance”. In : *Journal of Mechanical Design* 115.3 (1993), p. 576-580 (cf. p. 21).
- [4] Sung-Keun KIM, Jeffrey S RUSSELL et Kyo-Jin KOO. “Construction robot path-planning for earthwork operations”. In : *Journal of computing in civil engineering* 17.2 (2003), p. 97-104 (cf. p. 21).
- [5] Jennifer GOETZ et Sara KIESLER. “Cooperation with a robotic assistant”. In : *CHI'02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2002, p. 578-579 (cf. p. 21).
- [6] Athanasios VOULODIMOS, Nikolaos DOULAMIS, Anastasios DOULAMIS et Eftychios PROTOPAPADAKIS. “Deep Learning for Computer Vision : A Brief Review”. In : *Computational Intelligence and Neuroscience* 2018 (2018). ISSN : 1687-5273. DOI : 10.1155/2018/7068349 (cf. p. 22).
- [7] François de LA BOURDONNAYE, Céline TEULIÈRE, Jochen TRIESCH et Thierry CHATEAU. “Stage-Wise Learning of Reaching Using Little Prior Knowledge”. In : *Frontiers in Robotics and AI* 5 (2018). ISSN : 2296-9144. URL : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frobt.2018.00110/full> (cf. p. 22, 128).
- [8] P. ANDRY, P. GAUSSIER, S. MOGA, J. P. BANQUET et J. NADEL. “Learning and communication via imitation : an autonomous robot perspective”. In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans* 31.5 (2001), p. 431-442. ISSN : 1083-4427. DOI : 10.1109/3468.952717 (cf. p. 22, 109).

- [9] M. LAGARDE, P. ANDRY, P. GAUSSIER, S. BOUCENNA et L. HAFEMEISTER. “Proprioception and Imitation : On the Road to Agent Individuation”. In : *From Motor Learning to Interaction Learning in Robots*. Sous la dir. d’Olivier SIGAUD et Jan PETERS. Studies in Computational Intelligence. Springer Berlin Heidelberg, 2010, p. 43-63. DOI : 10.1007/978-3-642-05181-4\_3 (cf. p. 22).
- [10] M. BELKAID, N. CUPERLIER et P. GAUSSIER. “Combining local and global visual information in context-based neurobotic navigation”. In : *2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2016, p. 4947-4954 (cf. p. 22).
- [11] Aurélie CLODIC, Elisabeth PACHERIE, Rachid ALAMI et Raja CHATILA. “Key Elements for Human-Robot Joint Action”. en. In : sous la dir. de Raul HAKLI et Johanna SEIBT. 2017, p. 159-177. DOI : 10.1007/978-3-319-53133-5\_8 (cf. p. 22).
- [12] Aurélie CLODIC, Javier VÁZQUEZ-SALCEDA, Frank DIGNUM, Samuel MASCARENHAS, Virginia DIGNUM, Agnese AUGELLO, Manuel GENTILE et Rachid ALAMI. *On the Pertinence of Social Practices for Social Robotics*. 2018 (cf. p. 22).
- [13] Alexander MÖRTL, Martin LAWITZKY, Ayse KUCUKYILMAZ, Metin SEZGIN, Cagatay BASDOGAN et Sandra HIRCHE. “The role of roles : Physical cooperation between humans and robots”. In : *The International Journal of Robotics Research* 31.13 (2012), p. 1656-1674. DOI : 10.1177/0278364912455366. URL : <http://dx.doi.org/10.1177/0278364912455366> (cf. p. 23).
- [14] Maha SALEM, Friederike Anne EYSSEL, Katharina ROHLFING, Stefan KOPP et Frank JOUBLIN. “To err is human (-like) : Effects of robot gesture on perceived anthropomorphism and likeability”. In : *International Journal of Social Robotics* 5 (2013), p. 313-323. DOI : 10.1007/s12369-013-0196-9 (cf. p. 23).
- [15] Cynthia BREAZEAL, Cory D. KIDD, Andrea Lockerd THOMAZ et Guy Hoffman and Matt BERLIN. “Effects of nonverbal communication on efficiency and robustness in human-robot teamwork”. In : *Intelligent Robots and Systems, 2005. (IROS 2005). 2005 IEEE/RSJ International Conference on*. 2015. DOI : 10.1109/IROS.2005.1545011 (cf. p. 23).
- [16] Giacomo RIZZOLATTI et Laila CRAIGHERO. “The Mirror-Neuron System”. In : *Annual Review of Neuroscience* 27.1 (2004), p. 169-192. DOI : 10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230. URL : <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230> (cf. p. 24, 33).
- [17] Eran DAYAN, Antonino CASILE, Nava LEVIT-BINNUN, Martin A. GIESE, Talma HENDERLER et Tamar FLASH. “Neural representations of kinematic laws of motion : Evidence for action-perception coupling”. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104.51 (2007), p. 20582-20587. DOI : 10.1073/pnas.0710033104. eprint : <http://www.pnas.org/content/104/51/20582.full.pdf>. URL : <http://www.pnas.org/content/104/51/20582.abstract> (cf. p. 24, 32, 35).
- [18] Francesco LACQUANITI, Carlo TERZUOLO et Paolo VIVIANI. “The law relating the kinematic and figural aspects of drawing movements”. In : *Acta Psychologica* 54.1 (1983), p. 115-130. ISSN : 0001-6918. DOI : [http://dx.doi.org/10.1016/0001-6918\(83\)90027-6](http://dx.doi.org/10.1016/0001-6918(83)90027-6). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0001691883900276> (cf. p. 25, 36, 45).
- [19] Paolo VIVIANI et Tamar FLASH. “Minimum-Jerk, Two-Thirds Power Law, and Isochrony : Converging Approaches to Movement Planning”. In : 21 (mar. 1995), p. 32-53 (cf. p. 25, 43, 44).

- [20] P. L. GRIBBLE et D. J. OSTRY. “Origins of the power law relation between movement velocity and curvature : modeling the effects of muscle mechanics and limb dynamics”. In : *Journal of Neurophysiology* 76.5 (1996), p. 2853-2860 (cf. p. 25, 43, 44, 151).
- [21] Stefan SCHAAL et Dagmar STERNAD. “Origins and violations of the 2/3 power law in rhythmic three-dimensional arm movements”. In : 136 (fév. 2001), p. 60-72 (cf. p. 25, 35-37, 39, 44, 50, 57, 58, 126, 151).
- [22] Joachim LANGE et Markus LAPPE. “The role of spatial and temporal information in biological motion perception”. In : *Advances in Cognitive Psychology* 3.4 (2008), p. 419-428. ISSN : 1895-1171. DOI : 10.2478/v10053-008-0006-3. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2864996/> (cf. p. 31).
- [23] Gunnar JOHANSSON. “Visual perception of biological motion and a model for its analysis”. In : *Perception & Psychophysics* 14.2 (1973), p. 201-211. ISSN : 1532-5962. DOI : 10.3758/BF03212378. URL : <https://doi.org/10.3758/BF03212378> (cf. p. 31, 32, 34).
- [24] A. David MILNER et Melvyn A. GOODALE. “Chapter 28 Visual pathways to perception and action”. In : *Progress in Brain Research*. Sous la dir. de T. P. HICKS, S. MOLOTCHNIKOFF et T. ONO. T. 95. Elsevier, 1993, p. 317-337. DOI : 10.1016/S0079-6123(08)60379-9 (cf. p. 32).
- [25] Martin A. GIESE et Tomaso A. POGGIO. “Neural mechanisms for the recognition of biological movements and action”. In : *Nature Reviews Neuroscience* 4 (jan. 2003), p. 179-192 (cf. p. 32).
- [26] Martin A. GIESE. *Biological and Body Motion Perception*. Sous la dir. de Johan WAGEMANS. Oxford University Press, 2014. DOI : 10.1093/oxfordhb/9780199686858.013.008. URL : <http://oxfordhandbooks.com/view/10.1093/oxfordhb/9780199686858.001.0001/oxfordhb-9780199686858-e-008> (cf. p. 32).
- [27] Christelle AYMOZ et Paolo VIVIANI. “Perceptual asynchronies for biological and non-biological visual events”. In : *Vision Research* 44.13 (2004), p. 1547-1563. ISSN : 0042-6989. DOI : 10.1016/j.visres.2003.12.011. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0042698903007983> (cf. p. 32).
- [28] Viviani PAOLO et Stucchi NATALE. “Biological Movements Look Uniform : Evidence of Motor-Perceptual Interactions”. In : *Journal of experimental psychology. Human perception and performance* 18 (sept. 1992), p. 603-23 (cf. p. 32, 35, 44, 45).
- [29] V. Gregory PAYNE et Larry D. ISAACS. *Human Motor Development : A Lifespan Approach*. McGraw-Hill Humanities/Social Sciences/Languages, 2007. ISBN : 0073523623 (cf. p. 32, 57).
- [30] Christian KEYSERS et Valeria GAZZOLA. “Social Neuroscience : Mirror Neurons Recorded in Humans”. In : *Current Biology* 20.8 (2010), R353-R354. ISSN : 0960-9822. DOI : 10.1016/j.cub.2010.03.013. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960982210003271> (cf. p. 33).
- [31] P. McCULLAGH, M. R. WEISS et D. ROSS. “Modeling considerations in motor skill acquisition and performance : an integrated approach”. In : *Exercise and Sport Sciences Reviews* 17 (1989), p. 475-513 (cf. p. 33).
- [32] Heiko HECHT, Stefan VOGT et Wolfgang PRINZ. “Motor learning enhances perceptual judgment : A case for action-perception transfer”. In : *Psychological Research*, v.65, 3-14 (2001) 65 (2001). DOI : 10.1007/s004260000043 (cf. p. 33).

- [33] Antonino CASILE et Martin A. GIESE. “Nonvisual Motor Training Influences Biological Motion Perception, *Current Biology*”. In : 16 (août 2006), p. 69-74. ISSN : 0960-9822 (cf. p. 33).
- [34] B. CALVO-MERINO, D. E. GLASER, J. GRÈZES, R. E. PASSINGHAM et P. HAGGARD. “Action observation and acquired motor skills : an FMRI study with expert dancers”. In : *Cerebral Cortex (New York, N.Y. : 1991)* 15.8 (2005), p. 1243-1249. ISSN : 1047-3211. DOI : 10.1093/cercor/bhi007 (cf. p. 33).
- [35] Beatriz CALVO-MERINO, Julie GRÈZES, Daniel E. GLASER, Richard E. PASSINGHAM et Patrick HAGGARD. “Seeing or doing ? Influence of visual and motor familiarity in action observation”. In : *Current biology : CB* 16.19 (2006), p. 1905-1910. ISSN : 0960-9822. DOI : 10.1016/j.cub.2006.07.065 (cf. p. 33).
- [36] Daniel JOKISCH, Irene DAUM et Nikolaus F TROJE. “Self Recognition versus Recognition of others by Biological Motion : Viewpoint-Dependent Effects”. In : *Perception* 35.7 (2006), p. 911-920. DOI : 10.1068/p5540. URL : <https://doi.org/10.1068/p5540> (cf. p. 33).
- [37] Andrew N. MELTZOFF. “Like me ? : a foundation for social cognition”. In : *Developmental science* 10.1 (jan. 2007), p. 126-134. ISSN : 1363-755X. DOI : 10.1111/j.1467-7687.2007.00574.x. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1852489/> (cf. p. 33).
- [38] Nikolaus F. TROJE et Cord WESTHOFF. “The Inversion Effect in Biological Motion Perception : Evidence for a Life Detector ?” In : *Current Biology* 16.8 (2006), p. 821-824. ISSN : 0960-9822. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cub.2006.03.022>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960982206012814> (cf. p. 34).
- [39] Julie GRÈZES, Pierre FONLUPT, Bennett BERTENTHAL, Chantal DELON-MARTIN, Christoph SEGBARTH et Jean DECETY. “Does Perception of Biological Motion Rely on Specific Brain Regions ?” In : *NeuroImage* 13.5 (2001), p. 775-785. ISSN : 1053-8119. DOI : <https://doi.org/10.1006/nimg.2000.0740>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811900907407> (cf. p. 34).
- [40] Bennett I. BERTENTHAL, Dennis R. PROFFITT et James E. CUTTING. “Infant sensitivity to figural coherence in biomechanical motions”. In : *Journal of Experimental Child Psychology* 37.2 (1984), p. 213-230. ISSN : 0022-0965. DOI : [http://dx.doi.org/10.1016/0022-0965\(84\)90001-8](http://dx.doi.org/10.1016/0022-0965(84)90001-8). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0022096584900018> (cf. p. 34).
- [41] David MÉARY, Elenitsa KITROMILIDES, Karine MAZENS, Christian GRAFF et Edouard GENTAZ. “Four-Day-Old Human Neonates Look Longer at Non-Biological Motions of a Single Point-of-Light”. In : *PLOS ONE* 2.1 (jan. 2007), p. 1-5. DOI : 10.1371/journal.pone.0000186. URL : <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000186> (cf. p. 34).
- [42] Mark H. JOHNSON. “Biological Motion : A Perceptual Life Detector ?” In : *Current Biology* 16.10 (23 mai 2006), R376-R377. ISSN : 0960-9822. DOI : 10.1016/j.cub.2006.04.008. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960982206014692> (cf. p. 34).
- [43] A. BINET et J. COURTIER. “Sur la Vitesse Des Mouvements Graphiques”. In : *Revue Philosophique de la France Et de l'Étranger* 35 (1893), p. 664-671 (cf. p. 34).

- [44] Yuri IVANENKO, Renato GRASSO, Velio MACELLARI et Francesco LACQUANITI. “Two-thirds power law in human locomotion : Role of ground contact forces”. In : 13 (août 2002), p. 1171-4 (cf. p. 34).
- [45] Quang-Cuong PHAM, Halim HICHEUR, Gustavo ARECHAVALETA, Jean-Paul LAUMOND et Alain BERTHOZ. “The formation of trajectories during goal-oriented locomotion in humans. II. A maximum smoothness model”. In : *European Journal of Neuroscience* 26.8 (2007), p. 2391-2403. ISSN : 1460-9568. DOI : 10.1111/j.1460-9568.2007.05835.x. URL : <http://dx.doi.org/10.1111/j.1460-9568.2007.05835.x> (cf. p. 34).
- [46] Tamar FLASH et Amir A HANDZEL. “Affine differential geometry analysis of human arm movements”. In : 96 (juil. 2007), p. 577-601 (cf. p. 34).
- [47] H. HICHEUR, S. VIEILLEDENT, M. J. E. RICHARDSON, T. FLASH et A. BERTHOZ. “Velocity and curvature in human locomotion along complex curved paths : a comparison with hand movements”. In : *Experimental Brain Research* 162.2 (avr. 2005), p. 145-154. ISSN : 1432-1106. DOI : 10.1007/s00221-004-2122-8. URL : <https://doi.org/10.1007/s00221-004-2122-8> (cf. p. 34, 36).
- [48] Pascal PERRIER et Susanne FUCHS. “Speed-curvature relations in speech production challenge the one-third power law.” In : *Journal of Neurophysiology* 100.9 (2008), p. 1171-1183. DOI : 10.1152/jn.01116.2007. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00332402> (cf. p. 34, 36).
- [49] Rossana ACTIS-GROSSO et Natale STUCCHI. “Visual Extrapolation Of Biological Motion”. In : (oct. 2001) (cf. p. 35).
- [50] Andrew B. SCHWARTZ. “Direct Cortical Representation of Drawing”. In : *Science* 265.5171 (1994), p. 540-542 (cf. p. 35, 42, 44).
- [51] Myrka ZAGO, Francesco LACQUANITI et Alex GOMEZ-MARIN. “The velocity-curvature power law in Drosophila larval locomotion”. In : *bioRxiv* (2016). DOI : 10.1101/062166. eprint : <https://www.biorxiv.org/content/early/2016/07/05/062166.full.pdf>. URL : <https://www.biorxiv.org/content/early/2016/07/05/062166> (cf. p. 35, 42).
- [52] Dongsung HUH et Terrence SEJNOWSKI. “Spectrum of power laws for curved hand movements”. In : 112 (juil. 2015) (cf. p. 35, 36, 41, 43).
- [53] I.a.m. BEETS, F. RÖSLER et K. FIEHLER. “Nonvisual Motor Learning Improves Visual Motion Perception : Evidence From Violating the Two-Thirds Power Law”. In : *Journal of Neurophysiology* 104.3 (2010), p. 1612-1624. ISSN : 0022-3077. DOI : 10.1152/jn.00974.2009. URL : <https://www.physiology.org/doi/full/10.1152/jn.00974.2009> (cf. p. 35).
- [54] Eran DAYAN, Rivka INZELBERG et Tamar FLASH. “Altered Perceptual Sensitivity to Kinematic Invariants in Parkinson’s Disease”. In : *PLOS ONE* 7.2 (fév. 2012), p. 1-9. DOI : 10.1371/journal.pone.0030369. URL : <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0030369> (cf. p. 35).
- [55] Chris HARRIS et Daniel M. WOLPERT. “Signal-dependent noise determines motor planning.” In : 394 (sept. 1998), p. 780-4 (cf. p. 35, 44).
- [56] P. MAURICE, M. E. HUBER, N. HOGAN et D. STERNAD. “Velocity-Curvature Patterns Limit Human Robot Physical Interaction”. In : *IEEE Robotics and Automation Letters* 3.1 (2018), p. 249-256. DOI : 10.1109/LRA.2017.2737048 (cf. p. 35).

- [57] Aleksandra KUPFERBERG, Stefan GLASAUER, Markus HUBER, Markus RICKERT, Alois KNOLL et Thomas BRANDT. “Biological movement increases acceptance of humanoid robots as human partners in motor interaction”. In : *AI & SOCIETY* 26.4 (1<sup>er</sup> nov. 2011), p. 339-345. ISSN : 1435-5655. DOI : 10.1007/s00146-010-0314-2. URL : <https://doi.org/10.1007/s00146-010-0314-2> (cf. p. 35).
- [58] Dongsung HUH et Terrence J. SEJNOWSKI. “Spectrum of power laws for curved hand movements”. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 112.29 (21 juil. 2015), E3950-E3958. ISSN : 0027-8424, 1091-6490. DOI : 10.1073/pnas.1510208112. URL : <http://www.pnas.org/lookup/doi/10.1073/pnas.1510208112> (visité le 10/08/2018) (cf. p. 36).
- [59] Wann J., Nimmo-Smith I et Wing AM. “Relation between velocity and curvature in movement : Equivalence and divergence between a power law and a minimum-jerk model.” In : *J Exp Psychol Hum Percept Performance* 14 (1988 Nov), p. 622-37. (Cf. p. 43).
- [60] Magnus J. E. RICHARDSON et Tamar FLASH. “Comparing Smooth Arm Movements with the Two-Thirds Power Law and the Related Segmented-Control Hypothesis”. In : *Journal of Neuroscience* 22.18 (2002), p. 8201-8211 (cf. p. 43, 44).
- [61] Emanuel TODOROV, MICHAEL et I. JORDAN. “Smoothness maximization along a predefined path accurately predicts the speed profiles of complex arm movements”. In : *Journal of Neurophysiology* 80 (1998), p. 696-714 (cf. p. 43, 44).
- [62] Frank POLLICK, Uri MAOZ, Amir A HANDZEL, Peter GIBLIN, Guillermo SAPIRO et Tamar FLASH. “Three-dimensional arm movements at constant equi-affine speed”. In : 45 (juil. 2008), p. 325-39 (cf. p. 43).
- [63] Réjean PLAMONDON et Wacef GUERFALI. “The 2/3 power law : When and why ?” In : *Acta Psychologica* 100.1 (1998), p. 85-96. ISSN : 0001-6918. DOI : [http://dx.doi.org/10.1016/S0001-6918\(98\)00027-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0001-6918(98)00027-4). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0001691898000274> (cf. p. 43).
- [64] R. OSU. “Coordinates for trajectory formation of human multi-joint arm movement”. In : (1993), p. 102-107. DOI : 10.1109/ROMAN.1993.367740 (cf. p. 44).
- [65] Dagmar STERNAD et Stefan SCHAAL. “Segmentation of Endpoint Trajectories Does Not Imply Segmented Control”. In : *Exp Brain Res* 124 (1999), p. 118-136 (cf. p. 44, 108, 110).
- [66] Giovanna CATAVITELLO, Yuri P. IVANENKO, Francesco LACQUANITI et Paolo VIVIANI. “Drawing ellipses in water : evidence for dynamic constraints in the relation between velocity and path curvature”. In : *Exp Brain Res* (2016). DOI : 10.1007/s00221-016-4569-9 (cf. p. 44).
- [67] Gaveau JÉRÉMIE, Berret BASTIEN, E Angelaki DORA et Papaxanthis CHARALAMBOS. “Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues”. In : (nov. 2016) (cf. p. 44, 57).
- [68] Jérémie GAVEAU, Bastien BERRET, Laurent DEMOUGEOT, Luciano FADIGA, Thierry POZZO et Charalambos PAPAXANTHIS. “Energy-related optimal control accounts for gravitational load : comparing shoulder, elbow, and wrist rotations.” In : *Journal of Neurophysiology* 111.1 (jan. 2014), p. 4-16. DOI : 10.1152/jn.01029.2012. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00966302> (cf. p. 44, 57).
- [69] THELEN et SMITH. *A Dynamic Systems Approach to the Development of Cognition and Action*. Cognitive Psychology series, 1994 (cf. p. 47, 78).

- [70] R.C. WAGENAAR et R.E.A van EMMERIK. “Resonant frequencies of arms and legs identify different walking patterns”. In : *Journal of Biomechanics* 33.7 (2000), p. 853-861. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(00\)00020-8](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(00)00020-8). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929000000208> (cf. p. 47).
- [71] D M MERFELD, Lionel ZUPAN et R J PETERKA. “Humans use internal models to estimate gravity and linear acceleration”. In : 398 (mai 1999), p. 615-8 (cf. p. 56).
- [72] Mitsuo KAWATO. “Kawato, M. Internal models for motor control and trajectory planning. *Curr. Opin. Neurobiol.* 9, 718-727”. In : 9 (déc. 1999), p. 718-27 (cf. p. 56).
- [73] John M. HOLLERBACH et Tamar FLASH. “Dynamic interactions between limb segments during planar arm movement”. In : *Biological Cybernetics* 44.1 (mai 1982), p. 67-77. ISSN : 1432-0770. DOI : 10.1007/BF00353957. URL : <https://doi.org/10.1007/BF00353957> (cf. p. 57).
- [74] Naama Kadmon HARPAZ, Tamar FLASH et Ilan DINSTEIN. “Scale-Invariant Movement Encoding in the Human Motor System”. In : *Neuron* 81.2 (2014), p. 452-462. ISSN : 0896-6273. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2013.10.058>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0896627313010313> (cf. p. 57).
- [75] Charalambos PAPAXANTHIS, Thierry POZZO, Annie VINTER et Alexander GRISHIN. “The representation of gravitational force during drawing movements of the arm”. In : *Experimental Brain Research* 120 (1998), p. 233-242 (cf. p. 57).
- [76] Jérémie GAVEAU, Christos PAIZIS, Bastien BERRET, Thierry POZZO et Charalambos PAPAXANTHIS. “Sensorimotor adaptation of point-to-point arm movements after spaceflight : the role of internal representation of gravity force in trajectory planning.” In : *Journal of neurophysiology* 106 2 (2011), p. 620-9 (cf. p. 57).
- [77] Frédéric CREVECOEUR, Jean-Louis THONNARD et Philippe LEFÈVRE. “Optimal Integration of Gravity in Trajectory Planning of Vertical Pointing Movements”. In : *Journal of Neurophysiology* 102.2 (2009), p. 786-796. ISSN : 0022-3077. DOI : 10.1152/jn.00113.2009. eprint : <http://jn.physiology.org/content/102/2/786.full.pdf>. URL : <http://jn.physiology.org/content/102/2/786> (cf. p. 57).
- [78] N BERTHIER, Clifton R., McCall D. et Robin Daniel J. “Proximodistal structure of early reaching in human”. In : *Exp Brain Res* 127 (1999), p. 259-269 (cf. p. 57).
- [79] Riitta HARI et Miiamaaria V. KUJALA. “Brain basis of human social interaction : from concepts to brain imaging”. In : *Physiological Reviews* 89.2 (avr. 2009), p. 453-479. ISSN : 0031-9333. DOI : 10.1152/physrev.00041.2007 (cf. p. 62).
- [80] Hove Michael J. et Risen Jane L. “It’s All in the Timing : Interpersonal Synchrony Increases Affiliation”. In : *Social Cognition*, 10.1521/soco.2009.27.6.949 (2009). URL : <http://dx.doi.org/10.1521/soco.2009.27.6.949> (cf. p. 62, 64).
- [81] Walter J. FREEMAN. “A neurobiological role of music in social bonding”. In : (20 mai 1998). URL : <https://escholarship.org/uc/item/9025x8rt> (visité le 24/08/2018) (cf. p. 62).
- [82] Frank BERNIERI et R ROSENTHAL. “Interpersonal coordination : behavior matching and interactional synchrony”. In : (1991) (cf. p. 62, 64, 125).
- [83] James PATALEONE. “Synchronization of metronomes”. In : *American Journal of Physics* (2002) (cf. p. 62).

- [84] STROGATZ et Ian STEWART. “Coupled Oscillators and Biological Synchronization”. In : *Scientific American* (1993) (cf. p. 62).
- [85] J BUCK et E BUCK. “Mechanisme of rythmic synchronous flashing of fireflies”. In : *Science* 159 (1968) (cf. p. 62).
- [86] Andreas HUTH et Christian WISSEL. “The simulation of fish schools in comparison with experimental data”. In : 75-76 (sept. 1994), p. 135-146 (cf. p. 62, 67).
- [87] KAY, KELSO et STALZMAN. “Space time behaviour of single and bimanual rythmical movments : data and limit cycle model”. In : *Journal od Experimental psychologie : HUMAN perception and Performance* 13 (1987) (cf. p. 62, 68).
- [88] HAKEN, KELSO et BUNZ. “A theoretical model of phase transition in human hand movements”. In : *Biological Cybernetics* 51 (1985) (cf. p. 62, 68, 81).
- [89] R. C. SCHMIDT, M. BIENVENU, P. A. FITZPATRICK et P. G. AMAZEEN. “A comparison of intra- and interpersonal interlimb coordination : coordination breakdowns and coupling strength”. In : *Journal of Experimental Psychology. Human Perception and Performance* 24.3 (juin 1998), p. 884-900. ISSN : 0096-1523 (cf. p. 63).
- [90] R. C. SCHMIDT, C. CARELLO et M. T. TURVEY. “Phase transitions and critical fluctuations in the visual coordination of rhythmic movements between people”. In : *Journal of Experimental Psychology. Human Perception and Performance* 16.2 (mai 1990), p. 227-247. ISSN : 0096-1523 (cf. p. 63).
- [91] Kevin W. RIO, Christopher K. RHEA et William H. WARREN. “Follow the leader: Visual control of speed in pedestrian following”. In : *Journal of Vision* 14.2 (1<sup>er</sup> fév. 2014), p. 4-4. ISSN : 1534-7362. DOI : 10.1167/14.2.4. URL : <https://jov.arvojournals.org/article.aspx?articleid=2121630> (visité le 10/08/2018) (cf. p. 63).
- [92] Niek R. van ULZEN, Claudine J. C. LAMOTH, Andreas DAFFERTSHOFER, Gün R. SEMIN et Peter J. BEEK. “Characteristics of instructed and uninstructed interpersonal coordination while walking side-by-side”. In : *Neuroscience Letters* 432 (2008), p. 88-93 (cf. p. 63).
- [93] Craig A. NORDHAM, Emmanuelle TOGNOLI, Armin FUCHS et J. A. Scott KELSO. “How Interpersonal Coordination Affects Individual Behavior (and Vice Versa) : Experimental Analysis and Adaptive HKB Model of Social Memory”. In : *Ecological Psychology* 30.3 (3 juil. 2018), p. 224-249. ISSN : 1040-7413. DOI : 10.1080/10407413.2018.1438196. URL : <https://doi.org/10.1080/10407413.2018.1438196> (visité le 10/08/2018) (cf. p. 63).
- [94] R.C.SCHMIDT et Beth O’ BRIEN. “Evaluating the Dynamics of Unintended Interpersonal Coordination”. In : *Ecological Psychology* 9.3 (1997), p. 189-206. DOI : 10.1207/s15326969eco0903\_2. URL : [https://doi.org/10.1207/s15326969eco0903\\_2](https://doi.org/10.1207/s15326969eco0903_2) (cf. p. 63, 65, 66, 95, 99, 100).
- [95] Auriel WASHBURN, Charles A. COEY, Veronica ROMERO et Michael J. RICHARDSON. “Visual Multifrequency Entrainment : Can 1 :2, 2 :3, and 3 :4 Coordination Occur Spontaneously ?” In : *Journal of Motor Behavior* 46.4 (2014). PMID : 24731065, p. 247-257. DOI : 10.1080/00222895.2014.893980. URL : <https://doi.org/10.1080/00222895.2014.893980> (cf. p. 63).
- [96] Bruno H. REPP et Amandine PENEL. “Auditory dominance in temporal processing : new evidence from synchronization with simultaneous visual and auditory sequences”. In : *Journal of Experimental Psychology. Human Perception and Performance* 28.5 (oct. 2002), p. 1085-1099. ISSN : 0096-1523 (cf. p. 63, 64).

- [97] Z. NÉDA, E. RAVASZ, T. VICSEK, Y. BRECHET et A. L. BARABÁSI. “Physics of the rhythmic applause”. In : *Phys. Rev. E* 61 (6 2000), p. 6987-6992. DOI : 10 . 1103 / PhysRevE . 61 . 6987. URL : <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.61.6987> (cf. p. 63).
- [98] J. PLATKIEWIEZ. “Vers une dynamique de coordination collective : la synchronisation des applaudissements”. In : (2005) (cf. p. 63).
- [99] Gisa ASCHERSLEBEN et Paul BERTELSON. “Temporal ventriloquism : crossmodal interaction on the time dimension. 2. Evidence from sensorimotor synchronization”. In : *International Journal of Psychophysiology : Official Journal of the International Organization of Psychophysiology* 50.1 (oct. 2003), p. 157-163. ISSN : 0167-8760 (cf. p. 63).
- [100] Peter Keller BRUNO REPP Justin London. “Production and synchronization of uneven rhythms at fast tempi”. In : *Musical perception* 23 (2005), p. 61-78. URL : <http://www.haskins.yale.edu/Reprints/HL1405.pdf> (cf. p. 63).
- [101] G DUMAS et R Soussignan J NADEL. “Inter-Brain Synchronization during Social Interaction.” In : *PLoS ONE* 5(8) (2010) (cf. p. 63, 67).
- [102] J. YAMANISHI, M. KAWATO et R. SUZUKI. “Two coupled oscillators as a model for the coordinated finger tapping by both hands”. In : *Biological Cybernetics* 37.4 (1980), p. 219-225. ISSN : 0340-1200 (cf. p. 64).
- [103] B MERKER et Wallin N LENNART. *Synchronous chorusing and human origins, the origin of music p 315-327*. MIT Press, 2001 (cf. p. 64).
- [104] Uri HASSON, Asif A GHAZANFAR, Bruno GALANTUCCI, Simon GARROD et Christian KEYSERS. “Brain-to-Brain Coupling : A Mechanism for Creating and Sharing a Social World”. In : *Trends in cognitive sciences* 16 (fév. 2012), p. 114-21. DOI : 10 . 1016 / j . tics . 2011 . 12 . 007 (cf. p. 64).
- [105] Kyongsik YUN, Kastumo WATANABE et Shinsuke SHIMOJO. “Interpersonal body and neural synchronization as a marker of implicit social interaction”. In : *Scientific Reports — 2 : 959 —* (2012) (cf. p. 64).
- [106] Michael J. RICHARDSON, Kerry L. MARSH, Robert W. ISENHOWER, Justin R.L. GOODMAN et R.C. SCHMIDT. “Rocking together : Dynamics of intentional and unintentional interpersonal coordination”. In : *Human Movement Science* 26.6 (2007), p. 867-891. ISSN : 0167-9457. DOI : <http://dx.doi.org/10.1016/j.humov.2007.07.002>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167945707000528> (cf. p. 64).
- [107] Zong ZHAO, Robin SALESSE, Mathieu GUEUGNON et Richard SCHMIDT. *How you look like matters : impact of physical attractiveness on interpersonal coordination , Studies in perception and actions XIII, p87-90*. Julie A. Weast-Knapp et MaryLauren, 2015 (cf. p. 64).
- [108] Paul REDDISH, Eddie TONG, Jonathan JONG, Jonathan A. LANMAN et Harvey WHITEHOUSE. “Collective synchrony increases prosociality towards non performers and outgroup members”. In : *British Journal of Social Psychology* 55 (sept. 2016). DOI : 10 . 1111 / bjso . 12165 (cf. p. 64).
- [109] Svenja KOEHNE, Alexander HATRI, John CACIOPPO et Isabel DZIOBEK. “Perceived interpersonal synchrony increases empathy : Insights from autism spectrum disorder”. In : *Cognition* 146 (sept. 2015), p. 8-15. DOI : 10 . 1016 / j . cognition . 2015 . 09 . 007 (cf. p. 64).

- [110] Farahiyah JASNI et Amir Akramin SHAFIE. “Van der Pol Central Pattern Generator (VDP-CPG) model for quadruped Robot”. In : *Communications in Computer and Information Science* 330 (2012) (cf. p. 64, 73).
- [111] Piercarlo VALDESOLO et David DESTENO. “Synchrony and the social tuning of compassion.” In : *Emotion* 11 2 (2011), p. 262-6 (cf. p. 64).
- [112] Yi HU, Yinying HU, Xianchun LI, Yafeng PAN et Xiaojun CHENG. “Brain-to-Brain Synchronization across Two Persons Predicts Mutual Prosociality”. In : *Social Cognitive and Affective Neuroscience* 12 (oct. 2017), p. 1835-1844. DOI : 10.1093/scan/nsx118 (cf. p. 64).
- [113] Watson J. S., Immelmann K., Barlow G. W., Petrinovich L. et Main M. “Contingency experience in behavioral development”. In : *Behavioural Development : The Biefield Interdisciplinary Project* (1981) (cf. p. 64).
- [114] Chloë Leclère ans SYLVIE VIAUX, Marie AVRIL, Catherine ACHAR, Mohamed CHE-TOUANI, Sylvain MISSONNIER et David COHEN. “Why Synchrony Matters during Mother-Child Interactions : A Systematic Review”. In : *Ed. Sharon Dekel. PLoS ONE 9.12 (2014) : e113571. PMC. Web. 9 Sept. 2015.* (2014) (cf. p. 65).
- [115] Ruth FELDMAN. “Parent Infant Synchrony : Biological Foundations and Developmental Outcomes”. In : *Current Directions in Psychological Science* 16.6 (déc. 2007), p. 340-345. ISSN : 0963-7214, 1467-8721. DOI : 10.1111/j.1467-8721.2007.00532.x. URL : <http://journals.sagepub.com/doi/10.1111/j.1467-8721.2007.00532.x> (cf. p. 65).
- [116] Jacqueline NADEL, Robert SOUSSIGNAN, Pierre CANET, Guillaume LIBERT et Priscille GÉRARDIN. “Two-month-old infants of depressed mothers show mild, delayed and persistent change in emotional state after non-contingent interaction”. In : 28 (déc. 2005), p. 418-425 (cf. p. 65).
- [117] Kruper J. C. UZGIRIS I. C Benson J. B et Vasek M. E. “Contextual influences on imitative interactions between mother and infants”. In : *Action in Social Contexte : Perspectives on Early Development* (1989) (cf. p. 65).
- [118] Bertram F. MALLE et Joshua KNOBE. “The Folk Concept of Intentionality”. In : *Journal of Experimental Social Psychology* 33.2 (mar. 1997), p. 101-121. ISSN : 00221031. DOI : 10.1006/jesp.1996.1314. URL : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022103196913141> (visité le 24/08/2018) (cf. p. 65).
- [119] George TRUMAN et Geoffrey R. HAMMOND. “Temporal Regularity of Tapping by the Left and Right Hands in Timed and Untimed Finger Tapping”. In : *Journal of Motor Behavior* 22.4 (1<sup>er</sup> déc. 1990), p. 521-535. ISSN : 0022-2895. DOI : 10.1080/00222895.1990.10735526. URL : <https://doi.org/10.1080/00222895.1990.10735526> (visité le 12/08/2018) (cf. p. 65).
- [120] Bruno H. REPP. “Does an auditory distractor sequence affect self-paced tapping?” In : *Acta Psychologica* 121.1 (jan. 2006), p. 81-107. ISSN : 0001-6918. DOI : 10.1016/j.actpsy.2005.06.006 (cf. p. 65).
- [121] Manuel VARLET, Ludovic MARIN, Stéphane RAFFARD, R. C. SCHMIDT, Delphine CAP-DEVIELLE, Jean-Philippe BOULENGER, Jonathan DEL-MONTE et Benoît G. BARDY. “Impairments of Social Motor Coordination in Schizophrenia”. In : *PLoS ONE* 7 (jan. 2012). URL : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0029772> (cf. p. 66, 93, 98).

- [122] KLEMMER. “Sequences of responses to signals encoded in time only only.” In : *Acta Psychologica* 27 (1967) (cf. p. 66).
- [123] Bruno H. REPP. “Rate limits of on-beat and off-beat tapping with simple auditory rhythms : 2. The roles of different kinds of accent”. In : *Music Perception* 23.2 (2005), p. 165-188. ISSN : 1533-8312(Electronic),0730-7829(Print). DOI : 10 . 1525/mp . 2005 . 23 . 2 . 165 (cf. p. 66).
- [124] Ken PREPIN et Arnaud REVEL. “Human–machine interaction as a model of machine–machine interaction : how to make machines interact as humans do”. In : *Advanced Robotics* 21.15 (2007), p. 1709-1723 (cf. p. 66).
- [125] Arnaud BLANCHARD et Jaqueline NADEL. “Designing a turn-taking mechanism as a balance between familiarity and novelty”. In : *Proceedings of the Ninth International Conference on Epigenetic Robotics (EPIROB2009)*. 2009, p. 199-201 (cf. p. 66).
- [126] A. REVEL et P. ANDRY. “Emergence of Sturctured Interactions : From theoretical model to pragmatic robotics”. In : *Neural Networks vol. 22*, (2009) (cf. p. 66, 77, 82, 83, 86).
- [127] Arnaud BLANCHARD et Lola CANAMERO. “Using visual velocity detection to achieve synchronization in imitation”. In : (jan. 2005) (cf. p. 66).
- [128] Qiming SHEN, Hatice KOSE-BAGCI, Joe SAUNDERS et Kerstin DAUTENHAHN. “The Impact of Participants’ Beliefs on Motor Interference and Motor Coordination in Human–Humanoid Interactions”. In : *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on* 3.1 (2011), p. 6-16 (cf. p. 66).
- [129] Ludovic MARIN, Johann ISSARTEL et Thierry CHAMINADE. “Interpersonal motor coordination : From human–human to human–robot interactions”. In : *Interaction Studies* 10.3 (2009), p. 479-504 (cf. p. 66).
- [130] Marek P MICHALOWSKI, Selma SABANOVIC et Hideki KOZIMA. “A dancing robot for rhythmic social interaction”. In : *Human-Robot Interaction (HRI), 2007 2nd ACM/IEEE International Conference on*. IEEE. 2007, p. 89-96 (cf. p. 66).
- [131] Takashi IKEGAMI et Hiroyuki IIZUKA. “Joint attention and dynamics repertoire in coupled dynamical recognizers”. In : *The Proceedings of Imitation in Animals and Artifacts II* (2003), p. 125-130 (cf. p. 66).
- [132] Christopher CRICK, Matthew MUNZ et Brian SCASSELLATI. “Synchronization in social tasks : Robotic drumming”. In : *Robot and Human Interactive Communication, 2006. ROMAN 2006. The 15th IEEE International Symposium on*. IEEE. 2006, p. 97-102 (cf. p. 66).
- [133] Alexandre PITTI, Max LUNGARELLA et Yasuo KUNIYOSHI. “Quantification of emergent behaviors induced by feedback resonance of chaos”. In : *Recent Advances in Artificial Life : Advances in Natural Computation* 3.15 (2005), p. 199-213 (cf. p. 66).
- [134] Alex PITTI, Max LUNGARELLA et Yasuo KUNIYOSHI. “Exploration of Natural Dynamics through Resonance and Chaos.” In : *IAS*. 2006, p. 558-565 (cf. p. 66).
- [135] Alex PITTI, Max LUNGARELLA et Yasuo KUNIYOSHI. “Generating spatiotemporal joint torque patterns from dynamical synchronization of distributed pattern generators”. In : *Frontiers in neurorobotics* 3 (2009), p. 2 (cf. p. 66).
- [136] Alexandre PITTI, Ryuma NIIYAMA et Yasuo KUNIYOSHI. “Creating and modulating rhythms by controlling the physics of the body”. In : *Autonomous Robots* 28.3 (2010), p. 317-329 (cf. p. 66).

- [137] Ken PREPIN et Philippe GAUSSIÉ. “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*. Springer, 2010, p. 50-65 (cf. p. 66).
- [138] Syed Khursheed HASNAIN, Philippe GAUSSIÉ et Ghiles MOSTAFAOUI. “A synchrony based approach for human robot interaction”. In : *Conference*. 2012. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00748989> (cf. p. 66, 81, 82).
- [139] Jessica PHILLIPS-SILVER, Athena AKTIPIZ et Gregory A. BRYANT. “The Ecology of Entrainment : Foundations of Coordinated Rhythmic Movement.” In : *Music perception 28.1 (2010) : 3 ?14. PMC. Web. 9 Sept. 2015.* (2010) (cf. p. 67).
- [140] Dirk VORBERG et Alan WING. “Chapter 4 Modeling variability and dependence in timing”. In : *Motor skills*. Sous la dir. d’Herbert HEUER et Steven W. KEELE. T. 2. Handbook of Perception and Action. Academic Press, 1996, p. 181-262. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1874-5822\(06\)80007-1](https://doi.org/10.1016/S1874-5822(06)80007-1). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1874582206800071> (cf. p. 67).
- [141] Pranay GOEL et Bard ERMENTROUT. “Synchrony, stability, and firing patterns in pulse-coupled oscillators”. In : *Physica D : Nonlinear Phenomena* 163.3 (mar. 2002), p. 191-216. ISSN : 01672789. URL : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167278901003748> (cf. p. 67).
- [142] H. OGAWA et T. WATANABE. “InterRobot : a speech driven embodied interaction robot”. In : (2000), p. 322-327. DOI : 10.1109/ROMAN.2000.892517 (cf. p. 68).
- [143] Daisuke SAKAMOTO, Takayuki KANDA, Tetsuo ONO, Masayuki KAMASHIMA, Michita IMAI et Hiroshi ISHIGURO. “Cooperative embodied communication emerged by interactive humanoid robots”. In : *International Journal of Human-Computer Studies* 62.2 (2005). Subtle expressivity for characters and robots, p. 247-265. ISSN : 1071-5819. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2004.11.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1071581904001272> (cf. p. 68).
- [144] T. LORENZ, A. MÖRTL et S. HIRCHE. “Movement synchronization fails during non-adaptive human-robot interaction”. In : *2013 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. 2013, p. 189-190 (cf. p. 68).
- [145] ISSARTEL, MARIN et CADOPI. “Unintended interpersonal co-ordination : ”can we march to the beat of our own drum?””. In : *Neurosci Lett. 2007 Jan 16;411(3) :174-* (2007) (cf. p. 69).
- [146] BROWN THOMAS GRAHAM et SHERRINGTON CHARLES SCOTT. “The intrinsic factors in the act of progression in the mammal”. In : *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Containing Papers of a Biological Character* 84.572 (8 déc. 1911), p. 308-319. DOI : 10.1098/rspb.1911.0077. URL : <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rspb.1911.0077> (cf. p. 69).
- [147] DONALD M. WILSON. “The Central Nervous Control of Flight in a Locust”. In : *Journal of Experimental Biology* 38.2 (1961), p. 471-490. ISSN : 0022-0949. URL : <http://jeb.biologists.org/content/38/2/471> (cf. p. 70).
- [148] J. AYERS, G. A. CARPENTER, S. CURRIE et J. KINCH. “Which behavior does the lamprey central motor program mediate?” In : *Science (New York, N.Y.)* 221.4617 (23 sept. 1983), p. 1312-1314. ISSN : 0036-8075 (cf. p. 70).

- [149] Auke Jan IJSPEERT et Jérôme KODJABACHIAN. “Evolution and Development of a Central Pattern Generator for the Swimming of a Lamprey”. In : *Artificial Life* 5.3 (juil. 1999), p. 247-269. ISSN : 1064-5462, 1530-9185. DOI : 10.1162/106454699568773. URL : <http://www.mitpressjournals.org/doi/10.1162/106454699568773> (cf. p. 70).
- [150] Pierre A. GUERTIN. “The mammalian central pattern generator for locomotion”. In : *Brain Research Reviews* 62.1 (), p. 45-56. ISSN : 0165-0173. DOI : 10.1016/j.brainresrev.2009.08.002. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165017309000812> (cf. p. 70).
- [151] Simon M. DANNER, Ursula S. HOFSTOETTER, Brigitta FREUNDL, Heinrich BINDER, Winfried MAYR, Frank RATTAY et Karen MINASSIAN. “Human spinal locomotor control is based on flexibly organized burst generators”. In : *Brain : A Journal of Neurology* 138 (mar. 2015), p. 577-588. ISSN : 1460-2156. DOI : 10.1093/brain/awu372 (cf. p. 70, 71).
- [152] A. JEAN. “Brain stem control of swallowing : neuronal network and cellular mechanisms”. In : *Physiological Reviews* 81.2 (avr. 2001), p. 929-969. ISSN : 0031-9333. DOI : 10.1152/physrev.2001.81.2.929 (cf. p. 70, 71).
- [153] Steffen R. HAGE. “Chapter 8.2 - Localization of the central pattern generator for vocalization”. In : *Handbook of Behavioral Neuroscience*. Sous la dir. de Stefan M. BRUDZYNSKI. T. 19. Handbook of Mammalian Vocalization. Elsevier, 1<sup>er</sup> jan. 2010, p. 329-337. DOI : 10.1016/B978-0-12-374593-4.00031-0. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569733910700436> (cf. p. 70, 71).
- [154] M. C. BELLINGHAM. “Driving respiration : the respiratory central pattern generator”. In : *Clinical and Experimental Pharmacology & Physiology* 25.10 (oct. 1998), p. 847-856. ISSN : 0305-1870 (cf. p. 70, 71).
- [155] MM CHURCHLAND, JP CUNNINGHAM, MT KAUFMAN, JD FOSTER, P Nuyujukian ans SI RYU et KV SHENOY. “Neural population dynamics during reaching”. In : *Nature* 487 (2012), p. 51-56 (cf. p. 70-72, 128).
- [156] A. GEORGOPOULOS, A. SCHWARTZ et R. KETTNER. “Neuronal population coding of movement direction”. In : *Science* 233.4771 (1986), p. 1416-1419. ISSN : 0036-8075, 1095-9203. DOI : 10.1126/science.3749885. URL : <http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.3749885> (cf. p. 70).
- [157] Nikolai BERSTEIN. *he Coordination and Regulation of Movements*. Oxford, New York, Pergamon Press, 1967. DOI : 10.1007/s00422-012-0527-1 (cf. p. 70).
- [158] Tamar FLASH et Binyamin HOCHNER. “Motor primitives in vertebrates and invertebrates”. In : *Current Opinion in Neurobiology* 15 (2005), p. 660-666. ISSN : 09594388. DOI : 10.1016/j.conb.2005.10.011. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959438805001601> (cf. p. 70).
- [159] Corey B. HART et Simon F. GISZTER. “Modular premotor drives and unit bursts as primitives for frog motor behaviors”. In : *The Journal of Neuroscience : The Official Journal of the Society for Neuroscience* 24.22 (2004), p. 5269-5282. ISSN : 1529-2401. DOI : 10.1523/JNEUROSCI.5626-03.2004 (cf. p. 71).
- [160] Neville HOGAN et Dagmar STERNAD. “On rhythmic and discrete movements : reflections, definitions and implications for motor control”. In : *Experimental Brain Research* 181 (2007). ISSN : 0014-4819, 1432-1106. DOI : 10.1007/s00221-007-0899-y. URL : <http://link.springer.com/10.1007/s00221-007-0899-y> (cf. p. 72).

- [161] Stefan SCHAAL, Dagmar STERNAD, Rieko OSU et Mitsuo KAWATO. “Rhythmic arm movement is not discrete”. In : *Nature Neuroscience* 7.10 (2004), p. 1136-1143. ISSN : 1097-6256. DOI : 10.1038/nn1322 (cf. p. 72).
- [162] Anke M. van MOURIK et Peter J. BEEK. “Discrete and cyclical movements : unified dynamics or separate control ?” In : *Acta Psychologica* 117.2 (2004), p. 121-138. ISSN : 0001-6918. DOI : 10.1016/j.actpsy.2004.06.001 (cf. p. 72).
- [163] Sarah DEGALLIER et Auke IJSPEERT. “Modeling discrete and rhythmic movements through motor primitives : a review”. In : *Biological Cybernetics* 103.4 (2010), p. 319-338. ISSN : 1432-0770. DOI : 10.1007/s00422-010-0403-9 (cf. p. 72).
- [164] E. MARDER et R. L. CALABRESE. “Principles of rhythmic motor pattern generation”. In : *Physiological Reviews* 76.3 (1<sup>er</sup> juil. 1996), p. 687-717. ISSN : 0031-9333. DOI : 10.1152/physrev.1996.76.3.687. URL : <https://www.physiology.org/doi/abs/10.1152/physrev.1996.76.3.687> (cf. p. 72).
- [165] Stephen GROSSBERG et Daniel BULLOCK. “The Vite Model : A Neural Command Circuit for Generating Arm and Articulator Trajectories”. In : (mar. 1988), p. 23 (cf. p. 72).
- [166] Kiyotoshi MATSUOKA. “Sustained oscillations generated by mutually inhibiting neurons with adaptation”. In : *Biological Cybernetics* 52 (1985), p. 367-376. ISSN : 1432-0770. DOI : 10.1007/BF00449593. URL : <https://doi.org/10.1007/BF00449593> (cf. p. 72, 73).
- [167] Ludovic RIGHETTI et Jonas Buchli and Auke JAN IJSPEERT. “From Dynamic Hebbian Learning for Oscillators to Adaptive Central Pattern Generators”. In : (2006). URL : <http://infoscience.epfl.ch/record/58528/files/righetti05b.pdf> (cf. p. 72, 73, 77, 78, 109, 110).
- [168] Stefan SCHAAL, Shinya KOTOSAKA et Dagmar STERNAD. “Nonlinear Dynamical Systems as Movement Primitives”. en. In : (2000), p. 11 (cf. p. 72, 73).
- [169] Sarah DEGALLIER, Ludovic RIGHETTI, Lorenzo NATALE, Francesco NORI, Giorgio METTA et Auke IJSPEERT. “A modular bio-inspired architecture for movement generation for the infant-like robot iCub”. In : *2008 2nd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*. Scottsdale, AZ, USA : IEEE, 2008, p. 795-800. ISBN : 978-1-4244-2882-3. DOI : 10.1109/BIOROB.2008.4762847. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/4762847/> (cf. p. 72).
- [170] Hiroki MORI et Yasuo KONIMOSHI. “A human fetus development simulation : Self-organization of behaviors through tactile sensation.” In : *IEEE 9TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON DEVELOPMENT AND LEARNING* (2010) (cf. p. 72).
- [171] Aymar de RUGY et Dagmar STERNAD. “Interaction between discrete and rhythmic movements : Reaction time and phase of discrete movement initiation during oscillatory movements”. In : *Brain research* 994 (jan. 2004), p. 160-74. DOI : 10.1016/j.brainres.2003.09.031 (cf. p. 72).
- [172] Eva ANSERMIN, Ghiles MOSTAFAOUI, Nils BEAUSSE et Philippe GAUSSIER. “Learning to Synchronously Imitate Gestures Using Entrainment Effect”. In : (2016), p. 219-231 (cf. p. 73, 109).
- [173] AUKE JAN IJSPEERT, JUN NAKANISHI et S. SCHAAL. “Learning rhythmic movements by demonstration using nonlinear oscillators”. In : *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*. T. 1. Lausanne, Switzerland : IEEE, 2002, p. 958-963. ISBN : 978-0-7803-7398-3. DOI : 10.1109/IRDS.2002.1041514. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/1041514/> (cf. p. 73).

- [174] Van der POL et Van der MARK. "The heartbeat considered as a relaxation oscillation, and an electrical model of the heart." In : *The London, Edinburgh and Dublin Physiological Magazine and Journal of Science*, 6 (1928) (cf. p. 73).
- [175] Eugene M. IZHIKEVICH. *Dynamical System in Neuroscience - the Geometrie of Excitability and Bursting*. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2007 (cf. p. 74).
- [176] S. OSTOJIC, N. BRUNEL et V. HAKIM. "How Connectivity, Background Activity, and Synaptic Properties Shape the Cross-Correlation between Spike Trains". In : *Journal of Neuroscience* 29.33 (19 août 2009), p. 10234-10253. ISSN : 0270-6474, 1529-2401. DOI : 10.1523/JNEUROSCI.1275-09.2009. URL : <http://www.jneurosci.org/cgi/doi/10.1523/JNEUROSCI.1275-09.2009> (cf. p. 74).
- [177] Lesueur-Grand CAROLINE. "Le Robot mobile compagnon : De l'apprentissage interactif vers un modèle d'IHM intuitive." Thèse de doct. Université de Cergy-Pontoise, 2017 (cf. p. 75, 113).
- [178] Warren S. MCCULLOCH et Walter PITTS. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". In : *The bulletin of mathematical biophysics* 5.4 (1<sup>er</sup> déc. 1943), p. 115-133. ISSN : 1522-9602. URL : <https://doi.org/10.1007/BF02478259> (cf. p. 74).
- [179] H.R WILSON et J.D Cowan J. "Excitatory and inhibitory interactions in localized populations of model neurons". In : *Biophys. J.*, Vol. 12 (1972) (cf. p. 75).
- [180] PAWEL, STRUMILLO et Michal STRZELECKI. *APPLICATION OF COUPLED NEURAL OSCILLATORS FOR IMAGE TEXTURE SEGMENTATION AND MODELING OF BIOLOGICAL RHYTHMS*. 2006 (cf. p. 75).
- [181] Uri ROKNI et Haim SOMPOLINSKY. "How the brain generates movement". In : *Neural Computation* 24.2 (), p. 289-331. ISSN : 1530-888X. DOI : 10.1162/NECO\_a\_00223 (cf. p. 75, 76, 109, 110).
- [182] P. STRUMILLO et T. S. DURRANI. "Simulations of cardiac arrhythmias based on dynamical interactions between neural models of cardiac pacemakers". In : *1991 Second International Conference on Artificial Neural Networks*. 1991, p. 195-199 (cf. p. 76).
- [183] Michal STRZELECKI et Pawel STRUMILLO. "Application of Coupled Neural Oscillators for Image Texture Segmentation and Biological Rhythms Modelling". In : *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.* 16 (avr. 2006), p. 95-107 (cf. p. 77).
- [184] Michael R. GUEVARA et Leon GLASS. "Phase locking, period doubling bifurcations and chaos in a mathematical model of a periodically driven oscillator : A theory for the entrainment of biological oscillators and the generation of cardiac dysrhythmias". In : *Journal of mathematical biology* 14 (fév. 1982), p. 1-23. DOI : 10.1007/BF02154750 (cf. p. 77).
- [185] Glass L., Goldberger A. L., Courtemanche M et Shrier A. "Nonlinear dynamics, chaos and complex cardiac arrhythmias". In : *Proc. R.soc London* 413 (1987) (cf. p. 77).
- [186] Ludovic RIGHETTI, Jonas BUCHLI et Auke JANIJSPEER. "Dynamic Hebbian learning in adaptive frequency oscillators". In : *Physica D* 216 (2006) 269-281 (2006). URL : <http://infoscience.epfl.ch/record/98363/files/righetti06b.pdf> (cf. p. 77).

- [187] Artem MELNYK, Viacheslav KHOMENKO, Vladimir BORYSENKO et Patrick HENAFF. In : *2013 IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control, IFAC MIM '2013*. 2013. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00802019> (cf. p. 78).
- [188] R. RONSSSE, N. VITIELLO, T. LENZI, J. van den KIEBOOM, M. C. CARROZZA et A. J. IJSPEERT. “Human ?Robot Synchrony : Flexible Assistance Using Adaptive Oscillators”. In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 58.4 (2011), p. 1001-1012. ISSN : 0018-9294. DOI : 10.1109/TBME.2010.2089629 (cf. p. 78).
- [189] S.K. HASNAIN, G. MOSTAFAOUI, R. SALESSE, L. MARIN et P. GAUSSIER. “Intuitive human robot interaction based on unintentional synchrony : A psycho-experimental study”. In : *Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL), 2013 IEEE Third Joint International Conference on*. 2013, p. 1-7. DOI : 10.1109/DevLrn.2013.6652569 (cf. p. 78, 79, 81, 82).
- [190] Syed Khursheed HASNAIN, Ghiles MOSTAFAOUI et Philippe GAUSSIER. “A synchrony-based perspective for partner selection and attentional mechanism in human-robot interaction”. In : *Paladyn Journal of Behavioral Robotics* 3.3 (2012), p. 156-171. ISSN : 2081-4836. DOI : 10.2478/s13230-013-0111-y. URL : <http://dx.doi.org/10.2478/s13230-013-0111-y> (cf. p. 81, 82, 152).
- [191] Berthold HORN et Brian RHUNCK. “Determining optical flow”. In : (1980). URL : <http://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/6337/AIM-572.pdf?sequence=2> (cf. p. 84, 112).
- [192] Tomer AMIAZ, Eyal LUBETZKY et Nahum KIRYATI. “Coarse to Over-fine Optical Flow Estimation”. In : *Pattern Recogn.* 40.9 (2007), p. 2496-2503. ISSN : 0031-3203. DOI : 10.1016/j.patcog.2006.09.011. URL : <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2006.09.011> (cf. p. 85, 112).
- [193] Anna BUKOWSKA, Piotr KREZALEK, Elzbieta MIREK, Przemyslaw BUJAS et Anna MARCHEWKA. “Neurologic Music Therapy Training for Mobility and Stability Rehabilitation with Parkinson ?s Disease ? A Pilot Study”. In : *Frontiers in Human Neuroscience* 9 (jan. 2016). DOI : 10.3389/fnhum.2015.00710 (cf. p. 93).
- [194] Jee HYUN SUH, Soo Jeong HAN, Seo YOUNG JEON, Ho Jeong KIM, Jeong EUN LEE, Tae SIK YOON et Hyun Ju CHONG. “Effect of rhythmic auditory stimulation on gait and balance in hemiplegic stroke patients”. In : *NeuroRehabilitation* 34 (nov. 2013). DOI : 10.3233/NRE-131008 (cf. p. 93).
- [195] Haute autorité de SANTÉ. *Autisme et autres troubles envahissants du développement : diagnostic et évaluation chez l?adulte, recommandations de bonne pratique*. 2011. URL : [https://www.has-sante.fr/portail/jcms/c\\_1102317/fr/autisme-et-autres-ted-diagnostic-et-evaluation-chez-l-adulte](https://www.has-sante.fr/portail/jcms/c_1102317/fr/autisme-et-autres-ted-diagnostic-et-evaluation-chez-l-adulte) (cf. p. 94).
- [196] Jean Decery JAQUELINE NADEL. *Imiter pour découvrir l?humain. Psychologie, neurobiologie, robotique et philosophie de l?esprit*. puf, 2002 (cf. p. 94).
- [197] Condon W. “Cultural Microrhythms.” In : *Interaction Rhythms. New York : Human Sciences* (1982) (cf. p. 94).
- [198] Ruth FELDMAN. “Parent infant synchrony and the construction of shared timing : Physiological precursors, developmental outcomes, and risk conditions”. In : *Journal of child psychology and psychiatry, and allied disciplines* 48 (mar. 2007), p. 329-54. DOI : 10.1111/j.1469-7610.2006.01701.x (cf. p. 94).

- [199] A. de MACHENA et I. M EIGSTI. “Conversational gestures in autism spectrum disorders : asynchrony but not decreased frequencs”. In : *Autism Res.* 3 (2010), p. 311-322. DOI : 10.1002/aur.159 (cf. p. 94).
- [200] Melissa SVOBODA, Jennifer LARSON, A APOSTU, E M MAHONE, M B DENCKLA et S H MOSTOFSKY. “Dyspraxia in autism : Association with motor, social, and communicative deficits. *Developmental Medicine and Child Neurology*, 49(10), 734-739”. In : *Developmental medicine and child neurology* 49 (nov. 2007), p. 734-9. DOI : 10.1111/j.1469-8749.2007.00734.x (cf. p. 94).
- [201] FITZPATRICK, DIORIO et RICHARDSON. “Dynamical methods for evaluating the time-dependant unfolding of social coordination children with autism”. In : *Frontiers in Integrative neuroscience* 7(21) (2013) (cf. p. 94).
- [202] Fitzpatrick P, Frazier JA, Cochran DM, Mitchell T et Schmidt RC. COLEMAN C. “Impairments of Social Motor Synchrony Evident in Autism Spectrum Disorder.” In : *Front Psychol.* 2016;7:1323 (2016). DOI : 10.3389/fpsyg.2016.01323 (cf. p. 95, 153).
- [203] Joanne LUMSDEN, Lynden K. MILES et C. Neil MACRAE. “Sync or sink ? Interpersonal synchrony impacts self-esteem”. In : *Frontiers in Psychology* 5 (2014), p. 1064. URL : <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fpsyg.2014.01064> (cf. p. 100).
- [204] Eva ANSERMIN, Philippe GAUSSIER, Antoine DE RENGÉ, Ghiles MOSTAFAOUI et Ludovic MARIN. “Synchronisation and desynchronisation as important elements for the development of interaction capabilities”. In : *IEEE ICDL-EPIROB*. Lisboa, Portugal, 2017. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01593325> (cf. p. 102).
- [205] Ina C. UZGIRIS. “Two Functions of Imitation During Infancy”. In : *International Journal of Behavioral Development* 4.1 (1<sup>er</sup> mar. 1981), p. 1-12. ISSN : 0165-0254. DOI : 10.1177/016502548100400101. URL : <https://doi.org/10.1177/016502548100400101> (cf. p. 107).
- [206] Bruce R. MOORE. “The evolution of imitative learning”. In : *Social learning in animals : The roots of culture*. Academic Press, 1996, p. 245-265. ISBN : 978-0-12-273965-1. DOI : 10.1016/B978-012273965-1/50013-3 (cf. p. 107).
- [207] A. WHITEN et R. HAM. “On the nature and evolution of imitation in the animal kingdom : reappraisal of a century of research”. In : *Advances in the Study of Behavior*, 21 (1992), p. 239-283. URL : <https://eurekamag.com/research/021/487/021487758.php> (cf. p. 107).
- [208] Marcel BRASS, Jan DERRFUSS, Gabriele MATTHES-VON CRAMON et D. Yves von CRAMON. “Imitative response tendencies in patients with frontal brain lesions”. In : *Neuropsychology* 17.2 (avr. 2003), p. 265-271. ISSN : 0894-4105 (cf. p. 107).
- [209] A. LEVAS et M. SELFRIDGE. “A user-friendly high-level robot teaching system”. In : *1984 IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings*. 1984 IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings. T. 1. Mar. 1984, p. 413-416. DOI : 10.1109/ROBOT.1984.1087193 (cf. p. 108).
- [210] Bruno DUFAY et Jean-Claude LATOMBE. “An Approach to Automatic Robot Programming Based on Inductive Learning”. In : *International Journal of Robotic Research - IJRR* 3 (déc. 1984), p. 3-20. DOI : 10.1177/027836498400300401 (cf. p. 108).
- [211] Richard S SUTTON, Satinder P SINGH, Doina PRECUP et Balaraman RAVINDRAN. “Improved Switching among Temporally Abstract Actions”. In : (1999), p. 7 (cf. p. 108).

- [212] D. STERNAD et S. SCHAAL. “Segmentation of endpoint trajectories does not imply segmented control”. In : *Experimental Brain Research* 124.1 (1<sup>er</sup> jan. 1999), p. 118-136. ISSN : 1432-1106. DOI : 10.1007/s002210050606. URL : <https://doi.org/10.1007/s002210050606> (cf. p. 108).
- [213] Stefan SCHAAL, Auke IJSPEERT et Aude BILLARD. “Computational approaches to motor learning by imitation.” In : *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences* 358.1431 (29 mar. 2003), p. 537-547. ISSN : 0962-8436. DOI : 10.1098/rstb.2002.1258. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1693137/> (cf. p. 109).
- [214] Odest Chadwicke JENKINS, Maja J. MATARIĆ et Stefan WEBER. “Primitive-Based Movement Classification for Humanoid Imitation”. In : *In Proc., First IEEE-RAS Intl. Conf. on Humanoid Robotics*. 2000 (cf. p. 109).
- [215] Stephen GROSSBERG et John W. L. MERRILL. “A neural network model of adaptively timed reinforcement learning and hippocampal dynamics”. In : *Cognitive Brain Research* 1.1 (1992), p. 3-38. ISSN : 0926-6410. DOI : 10.1016/0926-6410(92)90003-A. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/092664109290003A> (cf. p. 109).
- [216] Melanie JOUAITI et Patrick HENAFF. “Motor Coordination Learning for Rhythmic Movements”. In : août 2019 (cf. p. 109, 110).
- [217] AUKE JAN IJSPEERT, JUN NAKANISHI et S. SCHAAL. “Learning rhythmic movements by demonstration using nonlinear oscillators”. In : *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*. T. 1. IEEE, 2002, p. 958-963. ISBN : 978-0-7803-7398-3. DOI : 10.1109/IRDS.2002.1041514. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/1041514/> (cf. p. 109, 110).
- [218] Maja J. MATARIĆ et Marcy POMPLUN. “Fixation behavior in observation and imitation of human movement.” In : *Brain research. Cognitive brain research* 7 2 (1998), p. 191-202 (cf. p. 112).
- [219] B. WIDROW et M. E. HOFF. “Adaptive Switching Circuits”. In : *1960 IRE WESCON Convention Record* (1960). Reprinted in *Neurocomputing* MIT Press, 1988., p. 96-104 (cf. p. 114).
- [220] Sheila SCHNEIBERG, Heidi SVEISTRUP, Bradford MCFADYEN, Patricia MCKINLEY et Mindy F. LEVIN. “The development of coordination for reach-to-grasp movements in children”. In : *Experimental Brain Research* 146 (2002), p. 142-154. ISSN : 1432-1106. DOI : 10.1007/s00221-002-1156-z. URL : <https://doi.org/10.1007/s00221-002-1156-z> (cf. p. 128).
- [221] Markus HUBER, Markus RICKERT, Alois KNOLL, Thomas BRANDT et Stefan GLASAUER. “Human-robot interaction in handing-over tasks”. In : *RO-MAN 2008 - The 17th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*. Munich, Germany : IEEE, 2008, p. 107-112. ISBN : 978-1-4244-2212-8. DOI : 10.1109/ROMAN.2008.4600651. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/4600651/> (cf. p. 128).
- [222] Alexander MÖRTL, Tamara LORENZ et Sandra HIRCHE. “Rhythm Patterns Interaction - Synchronization Behavior for Human-Robot Joint Action”. In : *PloS one* 9 (avr. 2014), e95195. DOI : 10.1371/journal.pone.0095195 (cf. p. 128).



## 10. Publications et communications

### Conférences internationales avec comité de lecture

1. **Ansermin E.**, Mostafaoui, G., Beaussé N., and Gaussier, P. *Learning to synchronously imitate gestures using entrainment effects.*, Simulation of Adaptive Behaviour (SAB), Aberystwyth, pays de Galles 2016
2. **Ansermin E.**, Mostafaoui G., Sargentini X and Gaussier P. *Unintentional entrainment effect in a context of Human Robot Interaction : an experimental study.*, IEEE Ro-man, Lisbonne, pays de Galles Portugal, 2017
3. **Ansermin E.**, Gaussier P, De Rengervé A., Mostafaoui G., Marin L. *Synchronisation and desynchronisation as important elements for the development of interaction capabilities.*, IEEE ICDL EPIROB, Lisbonne, Portugal, 2017

### Conférences internationales sans comité de lecture

1. **Ansermin E.**, Mostafaoui G., Beaussé N., Gaussier P. *Using unintentional entrainment effect for modelling synchronous interpersonal motor coordination in a context of Human Robot Interaction*, Joint Action Motor, Londres, Angleterre, 2017.
2. Madiou, E., Mostafaoui G. Salesse, R.N. **Ansermin E.**, Mostafaoui G., Beaussé N., Gaussier P. Bardy, B.G. Marin, L. *Frequency properties allowing human-robot unintentional motor synchronization*, Joint Action Motor, Londres, Angleterre, 2017.
3. Marin, L., Madiou, E., **Ansermin E.**, Beausse, N., Salesse, R.N., Gaussier, P., Bardy, B.G., Mostafaoui, G. *Can a human be unintentionally synchronized with a robot ?*, Joint Action Motor, Londres, Angleterre, 2017.
4. Aubien, L., **Ansermin E.**, Mostafaoui, G. *1 Unintentional entrainment effect : a key for coordination in Human Robot Interactions* European workshop on ecological psychology, Montauban, France, 2018.

5. Mostafaoui G., **Ansermin E.**, Aubin L , Marin L, Salesse R. *Psycho-experimental studies on Unintentional Coordination in Human Robot Interactions* European workshop on ecological psychology, Montauban, France, 2018.

**Conférences nationales sans comité de lecture**

1. **Ansermin E.**, Mostafaoui G., Beaussé N., Gaussier P. *Intégration des données sensorimotrices pour la coordination interpersonnelle : Etude des interactions Homme-Homme et Homme-Robot* , l'ACAPS, Dijon, France, 2017.
2. Mostafaoui G., **Ansermin E.**, Beaussé N., Gaussier P., Marin L., Salesse R. *Intégration des données sensorielles et effet d'entraînement rythmique non-intentionnel en Interaction Homme Robot*, l'ACAPS, Dijon, France, 2017.