



HAL
open science

Entraînement rythmique non-intentionnel et processus attentionnels en interaction homme machine

Lise Aubin

► **To cite this version:**

Lise Aubin. Entraînement rythmique non-intentionnel et processus attentionnels en interaction homme machine. Education. Université Montpellier, 2021. Français. NNT : 2021MONT4004 . tel-03558233

HAL Id: tel-03558233

<https://theses.hal.science/tel-03558233v1>

Submitted on 4 Feb 2022

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 Montpellier - École doctorale Sciences du mouvement humain ED463

Thèse

ENTRAÎNEMENT RYTHMIQUE NON-INTENTIONNEL ET PROCESSUS ATTENTIONNELS EN INTERACTION HOMME MACHINE

par

LISE AUBIN

EuroMov Digital Health in Motion / Université de Montpellier, IMT Mines Ales
700 avenue du Pic Saint-Loup, 34090 France
ETIS UMR8051, CY Université, ENSEA, CNRS
33 Boulevard du Port, 95000 Cergy, France

Soutenue le 09/12/2021

Devant le jury composé de :

Benoît Girard	Sorbonne Université	Président
Bastien Berret	Université Paris-Saclay	Rapporteur
Nicolas Rougier	Labri - INRIA	Rapporteur
Yvonne Delevoye	Université de Lille	Examinatrice
Emmanuel Guigon	Sorbonne Université	Examineur
Ludovic Marin	Université de Montpellier	Directeur de thèse
Ghilès Mostafaoui	CY Université	Co-encadrant de thèse

Remerciements

Au bout de quatre années de thèse, effectuées entre deux laboratoires, il y a de nombreuses personnes que je souhaiterais remercier car sans elles, ce travail n'aurait pas pu aboutir.

Je tiens tout d'abord à remercier l'AID pour avoir financé cette thèse et notamment Monsieur Emmanuel Gardinetti qui a suivi de près son démarrage.

Je remercie l'ensemble des personnes qui ont accepté de prendre part aux études, parfois « challenging », fournissant ainsi la matière indispensable à la réalisation de ces travaux.

Ensuite, je tiens à remercier chaleureusement mon directeur de thèse, Ludovic Marin ainsi que mon encadrant, Ghilès Mostafaoui, pour m'avoir guidée et soutenue tout au long de ces années. Leurs idées, leurs connaissances, nos longues discussions mais aussi leur enthousiasme m'ont apporté une aide précieuse, un point d'ancrage sur lequel j'ai pu m'appuyer même quand les conditions sanitaires sont venues quelque peu perturber nos vies !

Je souhaite également remercier Richard Schmidt pour ses conseils avisés lors de la réalisation des statistiques ainsi que pour son aide lors de la rédaction des articles.

Je remercie également Monsieur Bastien Berret et Monsieur Nicolas Rougier pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse ainsi que tous les membres du jury, Madame Yvonne Delevoye, Monsieur Benoît Girard et Monsieur Emmanuel Guigon, pour avoir accepté d'évaluer la valeur scientifique de mes travaux.

Je tiens à remercier tout particulièrement Hélène Serré, tout d'abord collègue puis très vite amie, qui m'a accueillie à maintes reprises lors de mes déplacements à Montpellier et qui m'a épaulée lors de la réalisation des études expérimentales même lorsqu'il a fallu braver la neige montpelliéraine !

Un grand merci aux doctorants et ingénieurs avec qui j'ai partagé cette expérience côté ETIS, Julien, Paul, Eva, Nils, Aliaa, Louis A., Louis D., Mehdi, Sylvain, Zinedine, Arnaud, équipe soudée aux échanges interminables mais si enrichissants ! Merci aussi à l'équipe côté Euromov avec Alexandre, Ludovic, Samar, Andrei, Carmela, Simon... qui m'ont permis de m'intégrer au sein du laboratoire dans la joie et la bonne humeur.

Enfin, merci à ma famille et en particulier à mes parents Eric et Corinne et à ma sœur, Marlène, pour leur soutien sans faille.



Résumé

Dans le cadre de cette thèse, notre objectif est de contribuer à une meilleure compréhension des adaptations rythmiques non intentionnelles par le biais d'une approche pluridisciplinaire alliant études expérimentales et modélisation computationnelle. Les travaux réalisés peuvent être divisés en deux parties distinctes et complémentaires. La première a pour objet l'étude expérimentale des coordinations non-intentionnelles lors des interactions Homme-Machine. La seconde, a quant à elle, pour but de réaliser un modèle computationnel intégrant entraînement rythmique et contrôle musculaire. L'idée est de créer un modèle capable de rendre compte des résultats expérimentaux obtenus et de simuler un comportement moteur en adéquation avec les dynamiques observables lors des coordinations non-intentionnelles.

Dans la première phase expérimentale, nous nous sommes d'abord intéressés aux coordinations entre patients atteints de schizophrénie et robots lors d'activités physiques. Nous avons fait le choix de nous servir de cette pathologie comme d'un outil pour à la fois éprouver et valider un premier modèle d'entraînement rythmique mais aussi, dans le but de mieux cerner l'origine des coordinations non-intentionnelles. Dans le cas de la schizophrénie, les patients souffrent d'un déficit attentionnel, d'un déficit d'habiletés sociales, d'un déficit de coordination intrapersonnelle ainsi que d'une altération des coordinations intentionnelles. Cependant, des études ont montré que leurs coordinations non-intentionnelles lors d'interactions avec des sujets sains étaient quant à elles préservées. Étudier cette pathologie permet donc d'obtenir des informations sur le rôle et l'interaction des différents processus impliqués dans l'émergence des coordinations non-intentionnelles. De plus, le modèle d'entraînement rythmique utilisé pour contrôler le robot a pu être testé et validé dans des conditions mettant en présence une interaction Homme Robot écologique (activité physique).

Toujours dans le cadre de cette phase expérimentale, nous nous sommes, dans un second temps, interrogés sur les processus attentionnels liés la coordination non-intentionnelle et plus particulièrement à son coût attentionnel chez des sujets sains. Nous avons donc mené une expérience dont le but précis a été d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par un stimulus visuel dans le cadre d'une forte charge attentionnelle visuelle. Nous avons alors pu, par le biais de différentes conditions, évaluer l'effet de la coordination non-intentionnelle sur les ressources attentionnelles.

Dans la deuxième partie de cette thèse, nous avons développé un modèle computationnel d'entraînement rythmique en prenant en considération la littérature consacrée à la modélisation du contrôle moteur et aux coordinations interpersonnelles enrichie de nos deux expériences. Nous

nous sommes intéressés à la façon dont l'entraînement rythmique que l'on observe d'un point de vue comportemental pouvait être traduit en commandes motrices envoyées à notre système musculaire afin d'aboutir à des coordinations interpersonnelles. Pour ce faire, nous avons développé en simulation, un modèle de bras articulé actionné par des paires de muscles (agonistes/antagonistes) et contrôlé en force.



Table des matières

Introduction

16

I
19

État de l'art

1 Les Coordinations Interpersonnelles	20
1.1 Coordinations	20
1.1.1 Les coordinations dans la nature	21
1.1.2 Les coordinations motrices chez l'humain	22
1.2 Genèse des coordinations interpersonnelles : le phénomène d'entraînement rythmique	22
1.3 Coordinations interpersonnelles	24
1.3.1 Fonction sociale des coordinations interpersonnelles	24
1.3.2 Importance des coordinations interpersonnelles lors du développement .	26
1.3.3 Coordinations interpersonnelles et neurobiologie	26
1.4 Coordinations extrapersonnelles	27
1.4.1 Coordinations extrapersonnelles : cas des interactions avec des agents artificiels	27
1.5 Processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles	29
1.6 Processus perceptivo-moteurs à l'origine des coordinations interpersonnelles . . .	30
1.6.1 Approche cognitive	30
1.6.2 Théorie des systèmes dynamiques	31
1.7 Modélisation et analyse des dynamiques des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles et interpersonnelles	32
1.7.1 Dynamique des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles . .	32
1.7.2 Dynamique des mouvements lors des coordinations interpersonnelles . .	34
1.7.3 Modélisation des coordinations interpersonnelles en interaction homme- machine	36
1.8 Coordinations interpersonnelles non-intentionnelles	37
1.9 Conclusion et positionnement	39

2	Le contrôle moteur chez l'humain	42
2.1	Le système neuro-musculo-squelettique	42
2.1.1	Le système nerveux	42
2.1.2	Le parcours de la commande motrice	45
2.1.3	Les différents types de muscles	45
2.1.4	Les synergies musculaires et les primitives motrices	46
2.2	Mouvements rythmiques et mouvements discrets : différences et similitudes	47
2.2.1	Le rôle de la moelle spinale dans la génération de mouvements rythmiques	48
2.2.2	La génération de mouvements rythmiques et discrets au niveau cortical	48
2.3	Conclusion	49
3	Modélisation du contrôle moteur chez l'humain	50
3.1	Modélisation du système musculo-squelettique : exemple du bras	50
3.2	Introduction aux modèles de contrôle du système musculo-squelettique	52
3.2.1	Modèles internes	53
3.2.2	Système de contrôle : contrôle <i>feed-forward</i> et contrôle par <i>feedback</i>	55
3.2.3	Exemple d'architectures de contrôle moteur	55
3.3	Principales méthodes de Contrôle	56
3.3.1	Le contrôle optimal	56
3.3.2	Apprentissage par renforcement	61
3.3.3	Apprentissage par renforcement et contrôle du système musculo-squelettique : usage et limitation	64
3.3.4	Modèles probabilistes : Théorie Bayésienne de la Décision	65
3.4	Conclusion	71

Étude des coordinations non-intentionnelles : II analyse des comportements moteurs et des 72 processus attentionnels

4	Étude de la coordination entre des patients atteints de schizophrénie et un robot d'assistance sociale	73
4.1	Introduction	73
4.1.1	Schizophrénie et coordination interpersonnelle	74
4.1.2	Positionnement	76
4.2	Méthode	78
4.2.1	Participants	78
4.2.2	Tâche et procédure	78
4.2.3	Conditions	78
4.2.4	Analyse des données	79
4.2.5	Statistiques	81
4.3	Contrôle du mouvement du robot	82
4.3.1	Modélisation du phénomène d'entraînement	82
4.3.2	Contrôle du robot : fréquence fixe et fréquence adaptative	85
4.4	Résultats expérimentaux	86
4.4.1	Analyse des fréquences préférentielles dans les deux groupes	87
4.4.2	Étude de la coordination interpersonnelle	87
4.4.3	Étude de la coordination intrapersonnelle	92
4.5	Conclusion	98

5	Étude des processus attentionnels lors des coordinations non intentionnelles	102
5.1	Introduction	102
5.1.1	Processus attentionnels et coordination interpersonnelle	103
5.1.2	Positionnement	104
5.2	Méthodes	105
5.2.1	Participants	105
5.2.2	Tâche et procédure	105
5.2.3	Conditions	108
5.2.4	Synchronisation de l'interface	108
5.2.5	Analyse des données	109
5.2.6	Statistiques	110
5.3	Résultats expérimentaux	111
5.3.1	Analyse de la synchronisation de l'interface	111
5.3.2	Analyse des temps de réaction	111
5.3.3	Analyse des fixations du regard	112
5.3.4	Analyse de la fréquence des jambes et de sa stabilité	113
5.4	Conclusion	114

Modélisation computationnelle du contrôle III sensorimoteur pour les coordinations 117 interpersonnelles

6	Modèle de contrôle sensorimoteur pour la synchronisation d'un bras simulé	118
6.1	Introduction	118
6.2	Architecture et dynamique du bras articulé simulé	120
6.2.1	Architecture mécanique	120
6.2.2	Simulation du bras sur Gazebo	121
6.2.3	Contrôle en force de la dynamique des muscles	122
6.3	Modélisation computationnelle de la coordination interpersonnelle non-intentionnelle	125
6.3.1	Hypothèse 1 : Lien direct entre oscillateur et commande motrice	127
6.3.2	Hypothèse 2 : Lien indirect entre oscillateurs et commande motrice	130
6.4	Utilisation du modèle computationnel pour l'imitation immédiate de mouvements rythmiques	154
6.4.1	Imitation immédiate de mouvements rythmiques	155
6.4.2	Simulation d'un mouvement rythmique à deux degrés de liberté	157
6.5	Simulation d'un bras à deux degrés de liberté et deux articulations : épaule et coude	162
6.5.1	Exploration à deux degrés de liberté	162
6.5.2	La sélection bayésienne face à la redondance	163
6.6	Conclusion	168
7	Conclusion	171
A	Calcul des longueurs musculaires et des bras de levier	181
A.0.1	Muscles mono-articulaires	181
A.0.2	Muscles bi-articulaires	182
B	Paramètres du modèle de contrôle en force	186



Table des figures

1.1	Illustration des relations de phase entre les nageoires du poisson (Labrus) dans les expériences de <i>von Holst</i> (1937, 1973). La coordination est absolue lorsque les deux nageoires bougent à la même fréquence et maintiennent une relation de phase stable. La coordination est relative lorsque celle-ci n'est qu'intermittente, chaque nageoire bouge à sa propre fréquence mais qu'il subsiste cependant une influence mutuelle. Enfin, aucune coordination n'est observée lorsque chaque nageoire bouge à sa propre fréquence.	21
1.2	Modélisation du phénomène d'entraînement social d'après <i>Phillips-Silver et al.</i> , (2010) [264]. a) L'entraînement social (unidirectionnel) se produit lorsqu'un individu ayant la capacité d'être entraîné utilise les sorties rythmiques d'un autre individu comme signal d'entrée de son propre système d'oscillateurs. b) L'entraînement social mutuel ou bidirectionnel se produit lorsque deux individus se co-entraînent. c) L'entraînement social collectif se produit lorsqu'un groupe d'individus se co-entraînent les uns les autres.	24
1.3	Coordination bimanuelle en phase (A) et en anti-phase (B) dans le plan sagittal. Figure reproduite à l'identique de <i>Kostrubiec et al.</i> [181]	33
1.4	La fonction potentielle $V = -acos(\Phi) - 2bcos(2\Phi)$ pour différente valeur du ratio b/a (les valeurs indiquées représentent le ratio). (Figure reproduite de <i>Kelso et al.</i> , 1985 [116]	34
1.5	(A) Dispositif expérimental tiré de Schmidt, Carello, et Turvey (1990), page 229. (B) Dispositif expérimental tiré de Schmidt et Turvey (1994)	35
2.1	Le système nerveux chez l'humain avec le SNC et les différents nerfs du SNP. ¹	43
2.2	Localisation des aires motrices chez l'humain ²	44
2.3	Le parcours de la commande motrice ³	45
2.4	Exemple de muscle agoniste et de muscle antagoniste (biceps/triceps) ⁴	46

2.5	Figure issue des travaux de Churchland et al. [54]. Observation d'une population de neurones du cortex moteur pour différents mouvements (a, b, c) et leurs projections sur un espace en deux dimensions obtenues par la méthode 'jPCA' (méthode dérivée de l'analyse en composantes principale ACP pour la réduction de dimensionnalité). a) et d) déplacement d'une anguille, b) et e) locomotion du singe, c), f) préhension du singe.	49
3.1	Exemple simple du moment M_O d'une force notée \vec{F} générée par un muscle et appliquée à une articulation. O représente l'origine de l'articulation c'est-à-dire le point autour duquel le segment 2 effectue une rotation. \vec{F} représente la force appliquée au point P du segment deux. $r * \sin(\theta)$ représente le bras de levier, c'est-à-dire la plus petite distance reliant la ligne d'action de la force \vec{F} à l'origine	51
3.2	Modèle d'un bras humain avec deux segments et 6 muscles, figure tirée de Li, (2006) [207]	52
3.3	Description schématique des interactions entre méthodes issues du Machine Learning, de la théorie du contrôle et de la théorie dite d'estimation-détection. Les méthodes surplombées par deux astérisques représentent d'après les auteurs les méthodes les plus couramment utilisées dans le contrôle du système neuro-musculo-squelettique et les méthodes surplombées par une astérisque les méthodes nouvellement utilisées. Figure issue de Valero-Cuevas et al., (2009) [359], reproduite sans modification.	53
3.4	Modèle direct	54
3.5	Modèle inverse	54
3.6	Exemple de contrôleur « feedback »	55
3.7	Figure reproduite à l'identique de Karniel, (2011) [164]. (a) Boucle de contrôle ouverte avec un modèle inverse comme contrôleur. (b) Exemple d'apprentissage par retour d'erreur (feedback learning) issu de Kawato, 1999 [167]. (c) Exemple d'architecture « Distal Teacher » issu de Jordan & Rumelhart, (1992) [156].	56
3.8	Schéma conceptuel d'un système de contrôle comprenant un contrôleur optimal. Figure reproduite à l'identique de Ivaldi et al., (2012) [142]	57
3.9	Récapitulatif des fonctions de coût présentes dans la littérature.	58
3.10	Intégration d'un contrôleur par « feedback » et d'un contrôleur « feedforward » dans une architecture de contrôle optimal. Les flèches en pointillés représentent le flot d'informations pouvant être utilisées pour améliorer le contrôleur « feedforward » si celui-ci utilise un modèle interne ou des signaux de copie efférente. Figure reproduite à l'identique de [142].	59
3.11	Architecture classique d'un modèle d'apprentissage par renforcement. Figure reproduite à l'identique de [110]	61
3.12	Exemple de classification des méthodes d'apprentissage par renforcement	62
3.13	Figure reproduite à l'identique de [35]. (a) Sources de bruit possible dans le système moteur : commandes motrices, les sens visuel et proprioceptif. (b) Intégration bayésienne. La courbe verte représente la probabilité marginale, la courbe rouge représente la vraisemblance et la courbe bleue représente la <i>probabilité conditionnelle</i> de x sachant o . (c) La règle de Bayes appliquée à la combinaison de signaux, deux termes de vraisemblance sont intégrés. Par soucis de simplicité, on suppose que les deux observations sont indépendantes et que la distribution de la probabilité marginale de x est uniforme.	68
3.14	Vue schématique du modèle du filtre de Kalman reproduite à l'identique de Wolpert et al., (1995) [378].	69

3.15	Figure reproduite à l'identique de [185]. Exemple de contrôleur optimal.	71
4.1	Dispositif expérimental.	78
4.2	Résumé des différents mouvements et des différentes conditions	79
4.3	Le flot optique pour un mouvement de squat lors d'une séquence essai	80
4.4	Exemple d'un signal brut (A) et (B) d'un signal filtré pour un mouvement de bras d'un sujet lors de la condition 2 (fréquence fixe)	81
4.5	Détection de la période moyenne dans un signal grâce à l'ensemble des maximums locaux représentés en orange sur le signal	81
4.6	Schéma du modèle d'entraînement rythmique développé par <i>Hasnain et al., (2012)</i> [120]	82
4.7	Entraînement de l'oscillateur : l'oscillateur est entraîné à partir de l'itération 150 (ligne verticale) par un signal sinusoïdal avec un facteur de couplage $cp = 0.2$	84
4.8	Modèle de contrôle	87
4.9	(A) Périodes moyennes des contrôles lors des mouvements de bras et (B) périodes moyennes des patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	88
4.10	(A) Écarts types moyen de la période pour les contrôles lors des mouvements de bras et (B) écarts types moyens de la période pour les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	89
4.11	(A) Différences de période entre Nao et les contrôles lors des mouvements de bras et (B) différences de période entre Nao et les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	89
4.12	(A) Périodes moyennes des contrôles lors des mouvements de squat et (B) périodes moyennes des patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	91
4.13	(A) Écarts types moyens de la période pour les contrôles lors des mouvements de squat et (B) écarts types moyens de la période pour les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	91
4.14	(A) Différences de période entre Nao et les contrôles lors des mouvements de squat et (B) différences de période entre Nao et les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).	92
4.15	Direction des composantes verticales et horizontales du vecteur vitesse lors des deux étapes d'un mouvement de squat bien exécuté. (A) et (B) Phase descendante du mouvement et (C) et (D) phase ascendante du mouvement. Les directions majoritaires sont représentées avec les grandes flèches, il s'agit des directions de la tête, du buste, des bras, de genoux/chevilles. Les directions minoritaires sont représentées avec les petites flèches, il s'agit des directions des cuisses et de la région glutéale.	93

4.16	A et B représentent les directions des composantes verticales et horizontales du vecteur vitesse lors la phase descendante d'un mouvement de squat mal exécuté. Au lieu de pencher le buste vers l'avant, le sujet se penche vers l'arrière. La direction principale de la composante horizontale du vecteur vitesse représentée en rouge devient donc 0° au lieu de 180° . C et D représente aussi un mouvement de squat lors la phase descendante. Alors que l'ensemble du corps descend (direction -90°), les bras vont vers le haut (direction 90° indiquée en rouge).	94
4.17	Histogrammes des directions de mouvement pour un sujet contrôle (A) et un patient (B) à un instant t d'une phase descendante	96
5.1	Dispositif expérimental - (1) Eye-tracker, (2) Joystick, (3) Caméra filmant le mouvement des jambes pour calculer en temps réel le flot optique (4) pour permettre la synchronisation de la variation d'intensité lumineuse du fond, (5) Système de capture du mouvement.	106
5.2	(1) Score, (2) Alarmes visuelles, (3) Cibles, (4) Avion contrôlé par les participants, (5) Test de Stroop	107
5.3	Architecture du système permettant la synchronisation de l'intensité lumineuse du fond de l'interface du jeu avec le balancier des jambes des participants.	108
5.4	Illustration de la variation de la luminosité de l'interface avec trois valeurs respectivement 150, la valeur la plus faible, 200 la valeur moyenne et 250 la valeur maximale.	109
5.5	Discretisation de l'interface en 5 zones : (1) zone des avions (cibles)/Stroop label, (2)/(3) alarmes, (4) score et (5) base de l'avion contrôlé par les participants	111
5.6	(A) Temps de réaction en fonction de la modalité. (B) Temps de réaction en fonction de la synchronisation ou non du fond de l'interface. (C) Temps de réaction détaillé pour chaque condition	112
5.7	(A) Temps passé dans les zones correspondant aux alarmes en fonction de la synchronisation ou non du fond. (B) Nombre de fixations dans les zones correspondant aux alarmes en fonction de la synchronisation ou non du fond de l'interface, toutes modalités combinées.	113
5.8	(A) Fréquences (mouvement des jambes) des participants en fonction des différentes conditions. (B) Écart-type des fréquences en fonction des différentes conditions.	113
6.1	Schéma du bras simulé	121
6.2	(A) Vue du bras sur Gazebo et (B) Vue schématique du bras et des angles limites des articulations.	122
6.3	(A) Représentation du muscle fléchisseur de l'épaule de longueur l_1 et de l'angle θ_1 du bras par rapport à la direction 0° et (B) Évolution de la longueur l_1 du muscle fléchisseur de l'épaule en fonction de θ_1 . Dès que θ_1 se rapproche des 65° , le calcul des longueurs musculaires par le théorème d'Al-Kashi devient numériquement instable ce qui se caractérise par la stationnarité de l'évolution de la longueur du muscle.	122
6.4	(A) Évolution du bras de levier du muscle fléchisseur de l'épaule γ_{ep}^{FL} en fonction de θ_1 représenté en (B). (C) Évolution du bras de levier du muscle fléchisseur du coude γ_{co}^{FL} en fonction de θ_2 représenté en (D). Les muscles extenseurs étant les symétriques des muscles fléchisseurs, ceux-ci ont les mêmes bras de levier en négatif. 123	
6.5	Évolution du produit des forces actives F_V et F_L sommées avec F_p la force passive. 124	
6.6	Schéma de l'architecture alliant la dynamique interne de l'oscillateur (bloc A) avec le système musculo-squelettique simulé (bloc C). Le bloc B représente le lien à créer entre les blocs A et C.	126

6.7	Architecture du bras pour les simulations	126
6.8	Architecture de la première hypothèse. La sortie de l'oscillateur est considérée comme la commande motrice.	127
6.9	Architecture de contrôle de la première hypothèse. Les commandes motrices sont déterminées à partir de la sortie de l'oscillateur et envoyées toutes les 10ms.	128
6.10	(A) Commandes motrices envoyées au muscle fléchisseur et extenseur de l'épaule. (B) Torque résultant appliqué à l'articulation de l'épaule. (C) Vitesse de la main et (D) sa trajectoire.	129
6.11	Architecture de la deuxième hypothèse. La sortie de l'oscillateur n'est plus considérée comme commande motrice. Le bloc B représente l'apprentissage bayésien qui sert d'intermédiaire entre l'oscillateur et les commandes.	133
6.12	Exemple de l'impact du babillage moteur sur les probabilités a posteriori avec $\sigma = 0.05$. (A), (C), (E) représentent l'évolution des différentes vitesses qui ont été rencontrées lors du babillage moteur et (B), (D), (F) les probabilités a posteriori associées pour une vitesse désirée de 3 °/s	136
6.13	(A) représente la probabilité a priori des commandes motrices. (B) représente la probabilité a posteriori des commandes u sachant une vitesse désirée de 3°/s, sachant la distribution a priori (A) et une valeur de σ 0.05. (C) représente la probabilité a priori des commandes motrices et (D) représente la probabilité a posteriori des commandes u sachant une vitesse désirée de 3°/s et sachant la distribution a priori (C).	138
6.14	Architecture du bras pour les simulations	139
6.15	Représentation de l'évolution de F_a pour une commande motrice de 1 en fonction du nombre d'itérations. A partir de l'itération 31, F_a atteint la valeur de $6 * 10^{-39}$ et est donc considérée comme nulle dans la simulation.	141
6.16	Hypothèse 2 : La sortie de l'oscillateur est considérée comme étant la vitesse désirée à atteindre.	141
6.17	(A) Vitesse désirée : sinus de 1Hz, (B) vitesse obtenue : sinus de 1Hz, avec fréquence de simulation de 1000Hz et 100 impulsions maximum par seconde.	142
6.18	(A) Zoom sur les commandes motrices envoyées (bleu pour le fléchisseur, rouge pour l'extenseur), (B) zoom sur les torques résultants et (C) la trajectoire de la main.	143
6.19	(A) Architecture avec deux oscillateurs mis en série (B) Représentation des signaux issus du signal d'entraînement, de l'oscillateur 1 et de l'oscillateur 2.	144
6.20	Déduction des vitesses désirées en moyennant les parties positives et négatives du signal d'entrée	146
6.21	(A) Zoom sur les commandes motrices envoyées, (B) zoom sur les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.	147
6.22	Zoom sur les premières commandes motrices envoyées	147
6.23	Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée. La courbe rouge représente la moyenne des vitesses intermédiaires positives. La courbe bleue représente la moyenne des vitesses intermédiaires négatives.	148
6.24	(A) Commandes motrices envoyées, (B) les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.	149
6.25	Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.	149
6.26	(A) Vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée (B) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.	150

6.27	(A) Trajectoire de la main. (B) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.	151
6.28	(A) Commandes motrices envoyées, (B) les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.	152
6.29	Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.	152
6.30	(A) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée (30ms entre chaque vitesse désirée demandée). (B) Trajectoire de la main.	153
6.31	Architecture du modèle d'imitation coordonnée de mouvements rythmiques [10]	156
6.32	Observation des fréquences du banc d'oscillateurs après 30s d'apprentissage d'un sinus de 1 Hz pour différents facteurs de couplage [10].	156
6.33	a) Comparaison de la trajectoire de la main de l'humain et de la trajectoire reproduite en sortie de LMS après 30 s d'apprentissage pour un geste circulaire et b) pour une trajectoire infinie [10].	157
6.34	Ajout d'un degré de liberté au bras articulé	158
6.35	Modèle d'imitation immédiate modifié pour donner en sortie les vitesses désirées	159
6.36	Mouvement décrivant un cercle pendant 30s. (A) et (B) zoom sur les commandes musculaires (C) zoom sur les torques appliqués, (D) les vitesses de la main et (E) la trajectoire de la main	160
6.37	Mouvement décrivant la lemniscate de Bernoulli pendant 30s. (A) et (B) zoom sur les commandes musculaires, (C) zoom sur les torques appliqués, (D) les vitesses de la main et (E) la trajectoire de la main	161
6.38	Modèle du bras avec deux articulations libres : l'épaule et le coude et 2 paires de muscles agoniste/antagoniste	162
6.39	Probabilité a posteriori pour une vitesse désirée de 0.2 rad/s.	163
6.40	Nombre de solutions équiprobables en fonction de la précision des nombres utilisés pour représenter les probabilités a posteriori.	164
6.41	Différentes trajectoires de la main pour les différentes solutions jusqu'à ce que le coude atteigne sa butée.	165
6.42	(A) Différentes vitesses de la main pour les différentes solutions jusqu'à ce que le coude atteigne sa butée. (B) Zoom sur les différentes vitesses de la main.	165
6.43	Nombre de solutions équiprobables en fonction de la précision des nombres utilisés pour représenter les probabilités a posteriori une fois l'énergie prise en compte.	166
6.44	(A) Probabilités a posteriori (B) Probabilités de dépenses énergétiques (C) Produit de A et B.	167
6.45	(A) Trajectoire de la main (B) Vitesse de la main.	168
A.1	Schéma du bras simulé avec l_i pour $i \in 1, \dots, 6$, les longueurs des différents muscles et R_1, R_2, R_3 les différents rayons d'attache des muscles.	182
A.2	Vue détaillée des muscles mono-articulaires de l'épaule	182
A.3	Vue détaillée des muscles mono-articulaires du coude	183
A.4	Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°1 : $\theta_1 < \theta_2$	184
A.5	Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°2 : $\theta_1 = \theta_2$	184
A.6	Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°3 : $\theta_1 > \theta_2$	184
A.7	Muscle extenseur bi-articulaire	185



Liste des tableaux

4.1	Erreur moyenne lors de la condition solo	94
4.2	Erreur moyenne lors de la condition fréquence fixe	95
4.3	Erreur moyenne lors de la condition fréquence adaptative	95
4.9	Coefficient de Kurtosis pendant la condition à fréquence adaptative	96
4.4	Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition solo	97
4.5	Coefficient de Kurtosis pendant la condition solo	97
4.6	Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition à fréquence fixe	97
4.7	Coefficient de Kurtosis pendant la condition à fréquence fixe	97
4.8	Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition à fréquence adaptative	97
6.1	Solutions possibles pour une vitesse désirée de 0.2 rad/s	164
B.1	Récapitulatif des constantes pour le calcul de F_v , F_L , F_p et F_a	186



Introduction

Lorsque l'on observe deux personnes marchant côte à côte, on peut remarquer que leurs pas ont tendance à se synchroniser. De même, lorsque deux personnes discutent, on peut constater en prêtant attention qu'elles ont tendance à imiter les gestes, les postures et les dynamiques de mouvement de leur partenaire. En effet, lors de nos interactions sociales, notre comportement est modifié temporairement, influencé par celui de la personne avec laquelle nous interagissons et réciproquement. Dans le champ du contrôle moteur, on appelle cette modification temporaire du comportement : **coordination interpersonnelle**. Lorsque ces coordinations interpersonnelles ont lieu sans que les individus n'aient la volonté, ni même conscience de se coordonner, on parle de **coordinations interpersonnelles non-intentionnelles** (e.g., dans notre exemple ci-dessus : synchronisation involontaire de la marche). Notre capacité à nous coordonner avec un tiers ne se limite pas aux coordinations entre pairs mais s'étend à celles que nous mettons en place avec des signaux sensoriels dits non-sociaux, c'est-à-dire issus de l'environnement. Il peut s'agir d'un simple objet en mouvement sur un écran, un son ou encore un agent artificiel tel qu'un robot. On parle alors de **coordinations extrapersonnelles**.

Les coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles ont fait et font encore aujourd'hui l'objet de nombreuses études. Toutes ont un objectif commun, mieux comprendre les fondements ainsi que les propriétés de ces coordinations. Des modèles mathématiques et computationnels ont été développés afin de permettre de rendre compte des dynamiques motrices lors des coordinations interpersonnelles.

Cependant, la majorité des travaux portent sur les coordinations « intentionnelles » et seule une minorité s'intéresse aux coordinations non-intentionnelles. Par ailleurs, les travaux ayant comme objet d'étude les coordinations non-intentionnelles n'ont été menés, à notre connaissance, qu'au sein de situations peu écologiques. Les résultats qui en découlent sont rarement pris en compte dans la construction des modèles computationnels de contrôle moteur. De plus, les modèles computationnels qui se sont intéressés aux phénomènes de coordinations non-intentionnelles ont adopté une approche comportementale. En effet, s'ils modélisent les comportements cinématiques produits, observés et mesurés lors des coordinations interpersonnelles, ils ne prennent pas en compte, dans leur construction, le contrôle du système musculo-squelettique et les dynamiques qui en découlent.

L'objectif de cette thèse est de contribuer à une meilleure compréhension des adaptations

rythmiques non intentionnelles par le biais d'une approche pluridisciplinaire alliant études expérimentales et modélisation computationnelle. Les travaux réalisés dans ce cadre s'articulent autour de trois problématiques :

1. L'analyse des comportements moteurs en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles
2. L'étude des processus attentionnels qui en découlent
3. La construction d'un modèle de contrôle sensorimoteur capable de rendre compte des résultats obtenus et de simuler un comportement moteur en adéquation avec les dynamiques observables lors des coordinations non-intentionnelles.

Pour ce faire, nous avons réalisé nos études expérimentales dans le cadre particulier des coordinations humain-machine. On peut s'interroger sur l'intérêt de la machine pour étudier ce phénomène naturel qui peut être simplement observé dès lors que deux individus interagissent. Or, la machine possède un avantage sur l'humain, son comportement peut être modifié et si nécessaire, contrôlé, sans être influencé par son partenaire comme le serait inévitablement un humain. Cette flexibilité peut nous permettre d'étudier les coordinations non-intentionnelles dans des conditions dites limites, par exemple, en favorisant ou non leur apparition. En effet, rechercher les limites d'un système, qu'il soit biologique ou non, ou encore tenter de le mettre à défaut, est souvent une approche efficace afin d'en comprendre le fonctionnement.

Quant à la modélisation des coordinations non-intentionnelles, l'intérêt est double. D'une part, modéliser ce phénomène est un bon moyen de contribuer à sa compréhension et permet de soulever des questions qui à leur tour peuvent être abordées lors d'études expérimentales. D'autre part, nous vivons dans un monde où le nombre de machines avec lesquelles nous interagissons au quotidien ne cesse d'augmenter. Pour autant, aujourd'hui, très peu de machines possèdent la capacité de s'adapter à l'humain, leur partenaire d'interaction principal. En effet, il n'est pas rare que nous devions nous adapter au rythme des machines dans des interactions qui sont dès lors unidirectionnelles (seul l'humain s'adapte) ce qui peut créer un sentiment de frustration. C'est pourquoi, comprendre ces mécanismes d'entraînement bidirectionnel permettrait entre autres, de concevoir des machines capables de s'adapter rythmiquement à leur partenaire et ainsi de rendre les interactions à la fois plus agréables et plus efficaces.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes inspirés, dans un premier temps du modèle de synchronisation non-intentionnelle fonctionnel précédemment développé au laboratoire ETIS. Ce modèle, que nous décrirons en détail par la suite, avait été validé lors d'expérimentations impliquant un robot humanoïde et des participants sains lors de tâches de coordination interpersonnelle (mouvement de bras). La tâche en question était néanmoins peu écologique.

Nous avons donc mené une première étude dont le but était de tester et de valider ce modèle dans des conditions à la fois limites mais aussi plus écologiques qu'auparavant, en utilisant le contexte de l'activité physique (mouvements sportifs). Pour ce faire, nous avons réalisé une expérience faisant intervenir un robot NAO capable, à l'aide du modèle de contrôle cité précédemment, de se synchroniser avec des sujets sains ainsi qu'avec des patients atteints de schizophrénie.

Nous avons fait le choix de nous servir de la pathologie comme d'un outil pour à la fois éprouver et valider le modèle mais aussi, dans le but de mieux cerner les mécanismes sous-jacents des coordinations non-intentionnelles. En effet, de manière générale, les pathologies peuvent être un formidable outil pour comprendre les mécanismes régissant un comportement observé. Il arrive que le comportement étudié soit absent chez les personnes atteintes par la pathologie mais aussi que celui-ci soit présent malgré l'altération de certaines capacités. Dans les deux cas, il s'agit d'une source d'informations sur les processus impliqués, leurs potentielles interactions dans l'émergence du comportement. La schizophrénie s'inscrit dans le deuxième cas en ce qui concerne les coordinations non-intentionnelles. Cette pathologie est à l'origine, entre autres, d'un

déficit d'habiletés sociales, de déficits attentionnels, d'un déficit de coordination intrapersonnelle ainsi que d'une altération des coordinations intentionnelles. Cependant, des études ont montré que les coordinations non-intentionnelles lors d'interactions mettant en jeu des patients atteints de schizophrénie et sujets sains étaient, quant à elles, préservées.

Cette étude sera l'objet du Chapitre 4.

Dans un second temps, nous nous sommes interrogés sur les processus attentionnels liés à la coordination non-intentionnelle et plus particulièrement à son coût attentionnel chez des sujets sains. En effet, il s'agit d'une part d'une question qui, à notre connaissance, n'avait pas été encore abordée à ce jour dans la littérature et qui, d'autre part, relève d'un grand intérêt quant à la compréhension même du phénomène mais aussi pour sa modélisation que nous aborderons dans une troisième partie. Nous avons donc mené une deuxième expérience dans le but précis d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par un stimulus visuel dans le cadre d'une forte charge attentionnelle visuelle (conditions limites). Pour ce faire, nous avons mis en place une expérience où l'attention des participants a été mise à l'épreuve via un jeu multi-tâches (trois tâches) tout en favorisant l'apparition de la coordination non-intentionnelle. Nous avons alors pu, par le biais de différentes conditions, évaluer l'effet de la coordination non-intentionnelle sur les ressources attentionnelles, tout du moins dans le cas d'un stimulus visuel. Cette deuxième étude sera l'objet du Chapitre 5.

Enfin, dans un troisième temps, nous avons développé un nouveau modèle computationnel basé sur notre premier modèle de contrôle oscillatoire en position en s'inspirant de la littérature déjà conséquente sur les coordinations inter et extrapersonnelles, de celle consacrée au contrôle moteur tout en tenant compte des conclusions de nos deux études précédentes. Dans ce dernier modèle, nous nous sommes intéressés à la façon dont les coordinations non-intentionnelles, que l'on observe d'un point de vue comportemental, pouvaient être modélisées en prenant en compte la dynamique du système musculo-squelettique. Ce modèle fera l'objet du Chapitre 6.

Différentes notions seront abordées dans cette thèse appartenant à des champs disciplinaires souvent vus comme distincts à savoir les sciences du mouvement humain et le contrôle moteur. C'est pourquoi nous débuterons ce manuscrit avec une première partie regroupant trois chapitres retraçant dans la mesure du possible l'état de l'art de ces deux champs disciplinaires ainsi que les multiples connexions qui les relient. Le Chapitre 1 présentera un état de l'art ayant pour dessein la définition des coordinations interpersonnelles et les notions qui lui sont rattachées. Le Chapitre 2 donnera un aperçu concis du fonctionnement du contrôle moteur chez l'humain en détaillant le système neuro-musculo-squelettique. Le Chapitre 3 introduira les notions essentielles à la compréhension de la modélisation bio-inspirée du contrôle moteur.

Nous présenterons ensuite les résultats de nos deux études expérimentales dans les Chapitre 4 et 5 suivis de notre modèle dans le Chapitre 6 et nous discuterons de l'ensemble des résultats avant de conclure.



État de l'art

1	Les Coordinations Interpersonnelles	20
1.1	Coordinations	
1.2	Genèse des coordinations interpersonnelles : le phénomène d'entraînement rythmique	
1.3	Coordinations interpersonnelles	
1.4	Coordinations extrapersonnelles	
1.5	Processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles	
1.6	Processus perceptivo-moteurs à l'origine des coordinations interpersonnelles	
1.7	Modélisation et analyse des dynamiques des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles et interpersonnelles	
1.8	Coordinations interpersonnelles non-intentionnelles	
1.9	Conclusion et positionnement	
2	Le contrôle moteur chez l'humain	42
2.1	Le système neuro-musculo-squelettique	
2.2	Mouvements rythmiques et mouvements discrets : différences et similitudes	
2.3	Conclusion	
3	Modélisation du contrôle moteur chez l'humain	50
3.1	Modélisation du système musculo-squelettique : exemple du bras	
3.2	Introduction aux modèles de contrôle du système musculo-squelettique	
3.3	Principales méthodes de Contrôle	
3.4	Conclusion	



1. Les Coordinations Interpersonnelles

Comme introduit précédemment, les problématiques scientifiques objectées par cette thèse s'articulent essentiellement autour de l'étude des coordinations interpersonnelles et de leur modélisation. Dans ce cadre et afin de permettre de mieux appréhender les travaux de recherche décrits dans ce manuscrit, nous présentons, dans ce chapitre, un état de l'art ayant pour dessein la définition des coordinations interpersonnelles et des notions qui lui sont rattachées.

Dans un premier temps, nous allons présenter la « coordination » au sens large du terme. Ce phénomène a fait l'objet et fait toujours l'objet de nombreux travaux de recherche. Les différents niveaux d'analyse peuvent être très larges s'étendant du microscopique au macroscopique et de l'individu au groupe.

Nous détaillerons ensuite plus spécifiquement la notion de coordination « interpersonnelle », sa genèse, son rôle dans les interactions sociales ainsi que ses principales caractéristiques. Nous montrerons par ailleurs que les mêmes principes de fonctionnement régissent la coordination interpersonnelle avec un signal social et la coordination avec des signaux non-sociaux issus de l'environnement ou encore produits par un agent artificiel.

Nous présenterons ensuite l'aspect non-intentionnel que peuvent revêtir les coordinations interpersonnelles, une caractéristique d'importance car objet de différentes études et modélisations dans le cadre des travaux de cette thèse. De même, nous soulignerons l'importance des processus attentionnels liés aux coordinations interpersonnelles. Enfin, nous détaillerons les études ayant pour objectif l'observation et l'analyse des dynamiques de mouvement qui régissent les coordinations interpersonnelles. Les modèles théoriques et computationnels qui en découlent seront alors décrits, notamment dans le cadre des applications en Interactions Homme-Machine.

1.1 Coordinations

L'étymologie du mot coordination nous vient de la combinaison du mot latin « cum » qui signifie « avec » et qui exprime l'idée de réunion ainsi que du mot « ordinare » qui signifie « mettre en ordre », « agencer ». La **coordination** est donc l'action d'ordonner, d'agencer les parties d'un ensemble en vue d'un objectif défini. Cette notion de coordination ne peut être abordée sans la

notion de synchronisation tant leur définition sont proches. Le terme synchronisation nous vient du grec « sun » qui signifie « ensemble » et « khrónos » qui signifie « temps ». La **synchronisation** peut être vu comme le résultat d'une coordination de plusieurs opérations entre elles dans l'espace et dans le temps permettant d'aboutir à une convergence rythmique (en phase ou en anti-phase).

1.1.1 Les coordinations dans la nature

Les phénomènes de coordination ou de synchronisation sont omniprésents dans la nature et concernent aussi bien des systèmes physiques que des systèmes biologiques [337]. Dès les années 30, *von Holst* s'est intéressé à leurs principes de fonctionnement (à l'échelle d'un individu) en étudiant notamment la coordination des différentes nageoires chez les poissons ou encore la coordination des membres chez le mille-pattes [130]. Dans le cas de son étude sur les poissons, *von Holst* a pu montrer que lorsque l'on immobilisait séparément les nageoires latérales et dorsales d'un poisson (*Labrus*), celles-ci oscillaient spontanément à des fréquences différentes. Dès lors que les nageoires étaient libérées, celles-ci se synchronisaient alors en adoptant une fréquence commune, différente des fréquences observées spontanément pour chacune d'entre elles (voir Figure 1.1).

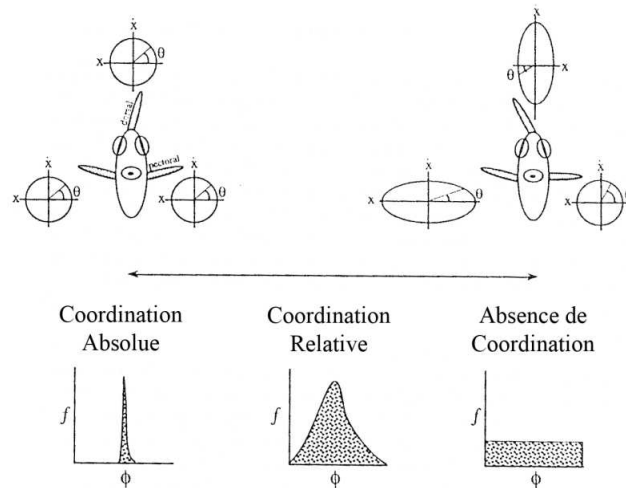


FIGURE 1.1 – Illustration des relations de phase entre les nageoires du poisson (*Labrus*) dans les expériences de *von Holst* (1937, 1973). La coordination est **absolue** lorsque les deux nageoires bougent à la même fréquence et maintiennent une relation de phase stable. La coordination est **relative** lorsque celle-ci n'est qu'intermittente, chaque nageoire bouge à sa propre fréquence mais qu'il subsiste cependant une influence mutuelle. Enfin, aucune coordination n'est observée lorsque chaque nageoire bouge à sa propre fréquence.

Les exemples de coordination ou de synchronisation à l'échelle de groupe sont nombreux dans le monde du vivant. On peut citer à titre d'exemple le clignotement des lucioles asiatiques [45], le vol des oiseaux [366], le chant des criquets [368] ou encore le déplacement des bancs de poissons [137]. Nous devons l'exemple des lucioles à *J. Buck*, qui a été le premier à étudier la synchronisation des impulsions lumineuses des lucioles mâles sur le bord des rivières de Bangkok. Il a pu montrer que le rythme propre de chacune des lucioles était progressivement **entraîné par le rythme** de ses congénères donnant lieu à la synchronisation de l'ensemble des lucioles et ayant comme résultat de les rendre plus lumineuses et visibles par les femelles [45]. Il en est de même pour les mouvements synchronisés des bancs de poissons ou encore des oiseaux où chaque individu participe à la dynamique du groupe tout en étant influencé par celle-ci. Ces phénomènes peuvent donc être de formidables remparts contre d'éventuels prédateurs comme c'est le cas pour les poissons et pour les oiseaux ou encore un moyen de favoriser la reproduction comme c'est le cas

chez les lucioles. Il est donc probable que l'évolution les ait favorisés [295].

1.1.2 Les coordinations motrices chez l'humain

L'étude des phénomènes de coordination ou de synchronisation chez l'homme a fait l'objet et fait toujours l'objet de nombreux travaux de recherche. Les échelles d'analyses sont larges allant du microscopique au macroscopique. A un niveau microscopique, nous retrouvons l'exemple des milliers de cellules cardiaques qui se synchronisent pour battre à l'unisson [263]. Les cellules sont capables de se synchroniser grâce à des protéines appelées « connexines » qui sont chargées d'assurer la communication entre chacune des cellules cardiaques en permettant le passage de signaux électriques.

A une échelle cette fois-ci macroscopique, on retrouve les coordinations dites motrices. Leur réalisation peut être vue comme la façon dont est maîtrisé l'ensemble des degrés de liberté que comportent nos articulations. Cette maîtrise dépend des contraintes associées à l'individu et des contraintes liées à la tâche qui doit être réalisée. Les coordinations sont alors le résultat de la combinaison des différents degrés de liberté pour former des unités de contrôle fonctionnelles. Ces unités peuvent ensuite être couplées entre elles de façon à atteindre les objectifs lors d'une tâche donnée [36].

Les coordinations motrices peuvent être séparées en deux catégories : les coordinations **intrapersonnelles** et **interpersonnelles**. Les coordinations intrapersonnelles représentent les coordinations et donc le couplage qui existe entre les différents segments d'un même corps. Les coordinations interpersonnelles représentent, quant à elles, la façon dont les mouvements d'un individu se coordonnent avec un autre individu. Il ne s'agit donc plus d'un couplage entre les segments d'un même individu mais d'un couplage plus large entre les mouvements de plusieurs individus. Ces notions ont par la suite été étendues aux coordinations entre un individu et un rythme issu de l'environnement, on parlera alors de **coordinations extrapersonnelles**.

Historiquement, l'étude des coordinations intrapersonnelles a précédé celle des coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles. Plus récemment, ont été investiguées les coordinations entre humains et agents artificiels dont le développement et l'utilisation ne cesse de croître.

On observe donc que les coordinations sont présentes à tous les niveaux et qu'elles sont fondamentales pour la survie des espèces, l'humain ne faisant pas exception. Nous allons maintenant définir plus en détail les phénomènes physiques qui permettent d'aboutir à ces coordinations.

1.2 Genèse des coordinations interpersonnelles : le phénomène d'entraînement rythmique

Nous avons vu précédemment que les phénomènes de coordination pouvaient avoir lieu à différentes échelles et concernaient aussi bien des systèmes physiques que des systèmes biologiques. Quel que soit le système, la coordination émerge d'un **échange d'informations** entre les différents éléments qui le composent. Cet échange est rendu possible par un **couplage** des éléments entre eux, celui-ci peut être **perceptif** ou encore **mécanique**.

La synchronisation spontanée des métronomes de Huygens est un célèbre exemple illustrant l'émergence de la coordination [255]. Dans cette expérience, des métronomes sont disposés sur un support commun et sont activés à des fréquences légèrement différentes de manière aléatoire. Au bout d'un certain temps, on observe que les métronomes se sont synchronisés. En effet, le support a permis un transfert d'énergie entre les métronomes qui a ainsi assuré leur couplage en phase ou en opposition de phase, en fonction des conditions initiales (position des métronomes, différence de phase etc.). Les métronomes étant capables d'absorber de l'énergie (jusqu'à une certaine amplitude d'oscillation), ils ont pu se synchroniser.

Il faut donc voir l'interaction de différents éléments d'un système comme un **échange d'informations** les amenant à un changement temporaire de leur dynamique individuelle. Dès lors que l'interaction prend fin, les différents éléments reprennent leur dynamique propre.

Ce principe de fonctionnement s'applique aussi chez l'humain lors de ses interactions. Les humains ont la faculté d'être entraînés par des stimuli extérieurs provenant d'autres personnes ou de leur environnement, on parle d'**entraînement rythmique** ou bien encore de l'**effet magnétique** [130]. Chaque individu possède sa propre dynamique de mouvement interne reposant sur des fréquences appelées **préférentielles** ou encore fréquences **propres**. Dès lors qu'un individu rentre en interaction avec un stimulus social (émis par une autre personne) ou un stimulus non-social (émis par l'environnement), sa dynamique va s'en trouver modifiée, temporairement « entraînée », pour se rapprocher de la fréquence du stimulus en question. Comme l'exemple des métronomes de Huygens cité précédemment, cette modification du comportement n'est rendue possible que par la présence d'un échange d'informations [280]. Cet échange est fondé sur la perception. Il peut avoir lieu via des informations visuelles [308], auditives [324] ou encore tactiles [202]. Les premières études portant sur le phénomène d'entraînement rythmique datent des années 1980. *Bernieri* voit dans ce phénomène une nouvelle méthode pour étudier les coordinations interpersonnelles. En 1995, *McNeill* explique que ce phénomène peut faciliter des situations interdépendantes et complexes de coordination dont font notamment partie : le sport, les jeux, la communication verbale, les expressions émotionnelles ainsi que la musique et la danse [224, 193]. Ce phénomène d'entraînement indique une perception mutuelle au cours d'une interaction sociale.

Phillips-Silver et al., (2010) parlent, eux, d'entraînement social lorsque des individus se co-entraînent c'est-à-dire lorsque les sorties rythmiques générées par les uns deviennent les entrées rythmiques des autres [264]. Ce phénomène, aussi appelé entraînement interpersonnel, est présent chez de nombreuses espèces [56]. Il peut avoir lieu de façon **unidirectionnelle**, c'est-à-dire quand un individu s'adapte à un signal rythmique, social ou non et que celui-ci ne s'adapte pas en retour (voir Figure 1.2 a). Il peut aussi avoir lieu de façon **bidirectionnelle** c'est-à-dire lorsque les deux individus s'influencent mutuellement (les productions rythmiques de l'un deviennent les entrées rythmiques de l'autre), ce qui est souvent le cas lors des interactions entre systèmes biologiques (voir Figure 1.2 b). Il est alors très probable que ce processus joue un rôle dans les interactions dyadiques [227] mais aussi dans la gestion de la réciprocité et du tour de rôle (turn taking) [375].

Enfin, l'entraînement rythmique peut aussi avoir lieu à l'échelle d'un groupe de plus de deux personnes, *Phillips-Silver* parle alors d'entraînement social collectif (voir Figure 1.2 c). Il est caractérisé par un réseau avec des connections entrées-sorties entre chaque individu à l'intérieur du groupe. On peut faire l'hypothèse que l'entraînement collectif a le même rôle au sein du groupe que l'aurait l'entraînement bidirectionnel au sein d'une dyade. Par exemple, il permettrait de maintenir une cohésion au sein d'un orchestre ou d'un groupe de danse. Plus généralement, il permettrait de faciliter les interactions comme par exemple dans un groupe conversationnel ou encore au cours de n'importe quelle tâche nécessitant que les mouvements de l'un soient liés aux mouvements de l'autre.

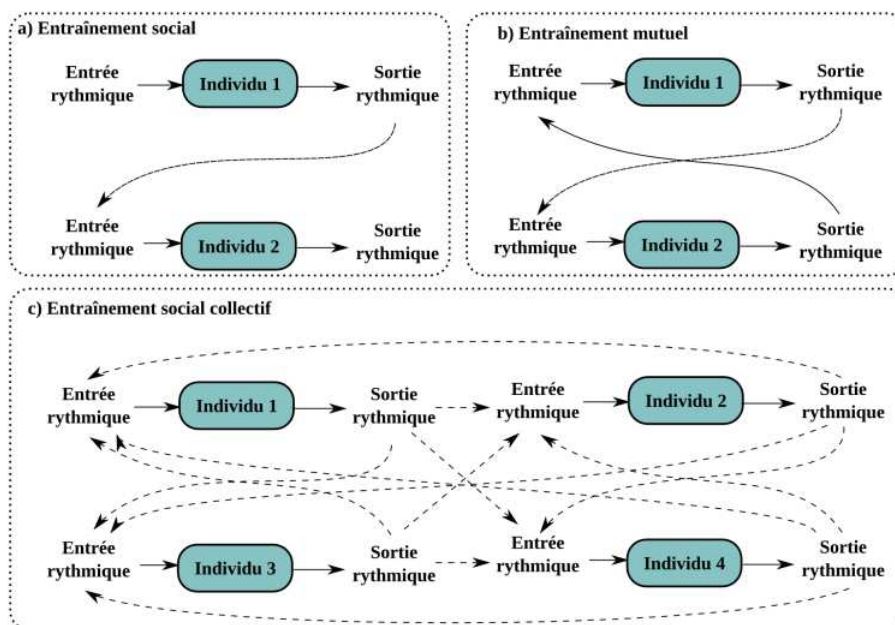


FIGURE 1.2 – Modélisation du phénomène d'entraînement social d'après *Phillips-Silver et al., (2010)* [264]. a) L'entraînement social (unidirectionnel) se produit lorsqu'un individu ayant la capacité d'être entraîné utilise les sorties rythmiques d'un autre individu comme signal d'entrée de son propre système d'oscillateurs. b) L'entraînement social mutuel ou bidirectionnel se produit lorsque deux individus se co-entraînent. c) L'entraînement social collectif se produit lorsqu'un groupe d'individus se co-entraînent les uns les autres.

1.3 Coordinations interpersonnelles

Les coordinations interpersonnelles sont primordiales pour la réussite de nos activités collectives de tous les jours. Grâce à elles, il nous devient possible de réaliser des tâches qu'il nous serait impossible d'accomplir seul. Dans cette section, nous allons tout d'abord voir qu'elles revêtent une fonction sociale puis nous aborderons succinctement leur rôle lors du développement de l'enfant. Enfin, nous verrons que si ces phénomènes de coordination sont observables à un niveau comportemental, ils le sont également à l'échelle des rythmes neuronaux.

1.3.1 Fonction sociale des coordinations interpersonnelles

La communication non-verbale joue un rôle essentiel lors des interactions sociales [13] et les coordinations interpersonnelles en font partie intégrante. Il a été suggéré que ces coordinations étaient porteuses d'informations et participaient par conséquent à l'efficacité de la communication entre les différents acteurs [279]. En effet, si une communication efficace requiert des aspects verbaux et non verbaux incluant le langage du corps, le ton de la voix et les expressions faciales des deux partenaires en interaction [55], la synchronisation des corps est elle aussi essentielle [307]. Il a été montré par *Vicaria et al., (2016)*, qu'un haut niveau de coordination agissait comme un véritable « ciment » social [363] et par *Chartrand et al., (1999)* que l'interaction sociale était facilitée lorsque la coordination interpersonnelle était renforcée [52]. *Bernieri et al., (1988)* ont par exemple montré que la coordination entre les mouvements d'une mère et ceux d'un enfant est plus forte lorsqu'il s'agit de son propre enfant comparativement à celle obtenue avec un enfant inconnu [33]. Les coordinations interpersonnelles sont donc perçues comme un signal de grande importance pour évaluer la qualité des interactions.

Dans le contexte des interactions sociales, on peut définir deux types de coordinations : le « **matching comportemental** » (imitation) et la **synchronie interpersonnelle** [34].

Le « matching comportemental » se retrouve par exemple lorsque deux personnes discutent entre elles et qu'elles imitent de façon ponctuelle le comportement moteur de leur partenaire comme la gestuelle, les postures (e.g., bras ou jambes croisés) et ou encore les expressions du visage [52]. Il permet d'exprimer l'approbation ou encore l'empathie [192, 191, 190].

La synchronie interpersonnelle, quant à elle, rend compte de l'organisation en continu de nos mouvements dans le temps et l'espace avec ceux d'autres personnes. Elle peut par exemple être constatée au niveau des mouvements posturaux, des bras, des mains ou encore des yeux [326, 325, 190, 278]. Elles se retrouvent aussi entre le rythme des paroles d'un orateur et les mouvements corporels d'un auditeur lors d'une conversation [61, 122]. Le rythme de paroles de l'un est lié aux rythmes des mouvements de l'autre.

Plus particulièrement, il a été montré que la synchronie des mouvements influençait des sentiments tels que l'affiliation ou la cohésion entre deux personnes adultes [31, 32, 133, 158, 376] mais aussi chez les enfants [62, 33, 86, 140]. Une altération de cette capacité peut donc se montrer très handicapante lors des interactions sociales. Elle peut même être considérée comme un signe d'un déficit d'habiletés sociales. C'est le cas par exemple pour des maladies telles que Parkinson [57], Alzheimer [234], les troubles du spectre autistique [88] ou encore dans le cas de la schizophrénie [361]. Dans cette dernière, il a par exemple été montré que les patients atteints de schizophrénie avaient une moins bonne stabilité que les sujets sains lors de tâches de coordinations intentionnelles et qu'ils ne menaient jamais la coordination adoptant le rôle de suiveur plutôt que de « leader » [361].

Johnston & Kerry Marsh, (2006) ont réalisé une expérience afin de déterminer si les dynamiques d'entraînements rythmiques entre participants pouvaient refléter la nature de la tâche : collaborative ou compétitive [154]. Les auteurs ont utilisé le paradigme des chaises à bascule [282] dans lequel des dyades de participants se balançaient en étant assis côte à côte. Des dessins étaient accrochés aux accoudoirs des chaises de façon à ce que chaque participant ne puisse voir que le dessin de son partenaire. Dans la condition coopérative, les participants étaient tous les deux récompensés pour le nombre de différences trouvées entre les dessins (jeu des différences) alors que dans la condition compétitive, seul un des participants était récompensé. Les résultats ont montré que les paires qui collaboraient avaient une meilleure coordination et que l'interaction avait été perçue comme plus plaisante que pour les paires compétitives.

A. S. Ebesu Hubbard, (2000) a mené une étude afin de déterminer comment était interprétée la perception du degré de coordination lors d'interactions (conversations) entre des personnes soit de même culture soit de cultures différentes [136]. Les résultats ont montré que la synchronie était perçue de façon positive par les dyades, qu'elles soient de même culture ou de culture différentes. Lorsqu'elles venaient à manquer, les participants avaient tendance à percevoir leur partenaire d'interaction plus négativement. Par ailleurs, les résultats ont montré que les compétences sociales des individus jouaient un rôle sur la perception du niveau de coordination, plus la compétence est forte plus le niveau de coordination est détecté précisément.

Schmidt et al., (1994) ont, quant à eux, réalisé une étude pour étudier l'effet des compétences sociales sur la stabilité des coordinations interpersonnelles [302]. Les auteurs ont utilisé une tâche de coordination dans laquelle les participants (dyades) devaient faire osciller un pendule en anti-phase avec leur partenaire. Les dyades étaient soit homogènes, c'est-à-dire composées de deux personnes ayant la même compétence sociale (forte ou faible) soit hétérogènes avec deux personnes ayant des compétences sociales différentes. Les résultats ont montré un effet des compétences sociales sur la stabilité de la coordination. Les dyades hétérogènes avaient une coordination plus forte que les dyades homogènes. En effet, au sein des dyades hétérogènes, un mécanisme de type « leader-suiveur » se mettait en place. Les personnes avec de fortes compétences sociales devenaient

« leader » et décidaient implicitement de la stratégie de coordination et les personnes avec de plus faibles compétences devenaient « suiveurs ». Dans les paires homogènes, constituées de deux « leader », un mécanisme de compétition apparaissait au détriment de la qualité de la coordination. Dans celles constituées de deux « suiveurs », le manque de volonté quant à la prise de contrôle de la coordination impactait aussi négativement la coordination. L'ensemble de ces études montre bien que les coordinations interpersonnelles jouent un rôle primordial lors des interactions sociales. Comme nous allons le voir dans la section qui suit, ce rôle est aussi d'importance très tôt lors du développement de l'enfant.

1.3.2 Importance des coordinations interpersonnelles lors du développement

De nombreuses études ont travaillé sur la sensibilité des jeunes bébés à la synchronisation de leurs réponses motrices avec leur environnement. *Lewis & Brooks-Gunn, (1979)* ont montré que des bébés âgés d'un an étaient capables de faire la distinction entre une vidéo temps réel de leur propre mouvement et une vidéo d'un autre bébé [205]. Les auteurs ont émis l'hypothèse que la reconnaissance de soi était principalement basée sur la détection de la contingence entre les informations visuelles perçues et les retours proprioceptifs issus des mouvements du corps. Par la suite, *Watson & Bahrick, (1985)* ont montré que des bébés de trois mois étaient plus attirés par le visionnage d'une vidéo retranscrivant en temps réel leurs propres mouvements que celle d'autres bébés. Les auteurs ont suggéré que les bébés étaient en effet davantage attirés par des mouvements synchrones aux leurs [18]. En revanche, ils ont montré que dès cinq mois, une transition s'effectuait et les bébés étaient cette fois-ci davantage attirés par des vidéos qui montrent une synchronie forte mais imparfaite.

D'après *Watson, (1972, 1979)*, c'est par cette contingence imparfaite que les enfants apprennent le concept d'objet social c'est-à-dire, à faire la différence entre eux et les personnes qui les entourent [370, 371]. En effet, la synchronie mais également le degré de synchronie seraient des éléments primordiaux dans le développement de l'enfant. Ils concourent à la mise en place de liens de causalité lui permettant de s'identifier comme sujet.

La synchronisation interpersonnelle est aussi considérée comme un paramètre essentiel lors des interactions parents/enfants [85, 199]. Il a par exemple été montré que des interactions désynchronisées (dans une configuration de vidéoconférence) entre une mère et son bébé pouvaient induire des réactions négatives chez le bébé et la nécessité d'arrêter l'expérience [239].

Les études s'accordent donc à dire que la détection de la synchronie joue un rôle important pour l'apprentissage et le développement cognitif. On retrouve son importance dans l'apprentissage de mots [101], dans le développement de capacités d'interaction [370], dans l'apprentissage du contrôle et dans la prise de conscience de soi [100] etc.

1.3.3 Coordinations interpersonnelles et neurobiologie

Ces phénomènes de coordination sont observables à un niveau comportemental mais également à l'échelle des rythmes neuronaux. Des enregistrements EEG (électroencéphalogramme) ont mis en évidence que la synchronisation comportementale dans un contexte social s'accompagnait de couplage entre certaines bandes d'oscillations neuronales situées dans les régions temporales et pariétales des partenaires en interaction [351, 81, 382, 72]. De plus, cette synchronisation « inter-cerveau » a été associée à une évaluation subjective de facteurs tel que l'engagement, la coopération ou encore la cohésion sociale [358].

Par ailleurs, *Tognoli et al., (2007)* ont étudié une tâche interpersonnelle de tapotement des doigts. Ils ont montré que l'activation des neurones miroir pourrait être un des mécanismes neuronaux responsables de la synchronisation [351]. Ces neurones miroirs ont d'abord été découverts chez le singe dans la région F5 du cerveau [284], un système similaire a été trouvé par la suite chez l'humain [283]. Il s'agit de neurones qui s'activent aussi bien lorsque l'on fait une action, que

lorsqu'on la voit ou encore qu'on l'imagine. Cependant, la nature ainsi que le rôle de ces neurones miroirs sont encore aujourd'hui débattus [125, 126, 258].

1.4 Coordinations extrapersonnelles

La capacité des êtres humains à coordonner leur comportement moteur avec des stimuli externes est essentielle et nécessaire au quotidien. Les humains peuvent se coordonner avec des signaux sensoriels dits sociaux comme nous avons pu le voir avec les coordinations interpersonnelles mais ils peuvent aussi se coordonner avec des signaux sensoriels dits non-sociaux, issus de l'environnement.

Les coordinations interpersonnelles et les synchronisation humain-environnement sont le résultat du même phénomène d'entraînement rythmique. Dès lors qu'il y a interaction, un échange perceptif s'établit et peu importe la modalité sensorielle impliquée, la coordination motrice d'un individu avec un stimulus environnemental est alors rendue possible. Le stimulus peut-être un simple objet en mouvement [308] ou encore un agent artificiel [121].

En effet, les mêmes principes de fonctionnement sous-tendent les coordinations entre humains et signaux sociaux et celles entre humains et signaux non-sociaux [307]. Les mêmes patterns dynamiques oscillatoires sont observés lorsque l'interaction a lieu entre deux humains ou entre un humain et un stimulus environnemental.

La différence majeure qui existe entre un stimulus social et un stimulus non-social est principalement basée sur l'aspect unidirectionnel et bidirectionnel de l'interaction. Lorsqu'une personne interagit avec une autre, le plus souvent, les deux individus s'influencent mutuellement. Les actions d'une personne déclenchent les actions de l'autre et ainsi de suite (bidirectionnalité).

Cependant, lorsqu'un humain est synchronisé avec l'environnement, le couplage est majoritairement **unidirectionnel**. Seul l'humain s'adapte à l'environnement. Or, la bidirectionnalité du flux d'informations améliore la stabilité de l'interaction [307].

Cet aspect bidirectionnel avec un stimulus non social est notamment étudié par de très nombreux travaux sur la synchronisation entre humains et agents artificiels, ces derniers sont résumés de manière non exhaustive dans la section suivante.

1.4.1 Coordinations extrapersonnelles : cas des interactions avec des agents artificiels

Si les coordinations interpersonnelles jouent un rôle majeur lors des interactions entre humains, cela n'en est pas moins vrai lors des interactions entre humain et machine. Si par abus de langage on parle de « coordination interpersonnelle » dans le cas des interactions homme robot, nous considérons ici que ce type de coordination avec un agent artificiel doit être considéré comme une coordination « extrapersonnelles » du fait que ce dernier ne peut pas être considéré comme une « personne ». Par ailleurs, les stimuli qu'il induit ne sont pas de nature « sociale ».

En ce qui concerne l'imitation, *Bailenson et al.*, (2005) ont montré que les agents artificiels étaient plus persuasifs et étaient perçus de façon plus positive par les participants lorsque ceux-ci imitaient les mouvements de tête des participants [19]. Quant à la synchronie, *Marin et al.*, (2009) ont suggéré que la synchronisation des mouvements était un élément clé pour rendre les interactions humain-robot plus naturelles [218]. *Prepin et al.*, (2010) ont eux constaté que la synchronie pouvait être considérée comme un indice concernant le niveau d'engagement entre un humain et un agent : plus l'interaction est plaisante plus l'humain se synchronisera avec l'agent [269].

D'autres ont montré que l'engagement ainsi que l'attention lors des interactions homme-machine était renforcée par l'utilisation de signaux synchronisés multi-modaux (visuels, auditifs et proprioceptifs) [64, 286, 294]. *Michalowski et al.*, (2007) ont implémenté un robot capable de danser sur de la musique dans le but d'analyser les propriétés et l'intérêt de la synchronisation des mouvements lors des interactions sociales avec des enfants [228]. Les auteurs ont montré que

lorsque le robot se synchronisait sur le tempo principal, les enfants interagissaient davantage avec lui.

D'autres expériences ont utilisé la synchronie comme élément central de l'interaction notamment lors de tâches où un robot devait serrer la main d'un humain ([165, 226]) ou encore lors de récentes expériences sur l'utilisation de systèmes robotiques pour la réhabilitation motrice ([287, 53]). Dans le cadre applicatif des robots compagnons pour la thérapie et la réhabilitation, *Lorenz et al., (2016)* estiment que la synchronie et la réciprocité font partie des mécanismes clés qui affectent à la fois le comportement moteur et la qualité des rapports sociaux [212].

Par ailleurs, *Hiolle et al., (2010)* ont proposé l'hypothèse qu'un rythme constant était une propriété intrinsèque d'une interaction positive alors qu'un changement de rythme refléterait un événement négatif. Les auteurs ont testé leur hypothèse dans une expérience où des sujets humains devaient apprendre à un robot NAO à imiter leurs actions. Le robot était doté de la capacité à détecter le rythme des gestes de l'humain ainsi que ses variations et ses pauses. Les résultats ont montré que le rythme de l'interaction pouvait être utilisé comme signal de renforcement pour l'apprentissage d'associations sensorimotrices par le robot à condition que les sujets agissent de façon naturelle avec lui, sans avoir connaissance a priori de ses capacités. Dans le cas contraire, les changements de rythmes entraînaient de mauvaises associations par le robot [128].

Néanmoins, malgré l'importance considérable que semblent avoir la synchronie et les coordinations lors des interactions homme-machine, certaines études ont remis en question leur efficacité et leur significativité. Par exemple, *Kilner et al., (2003)* ont suggéré que les robots ne déclenchaient pas de phénomène d'interférence lorsqu'ils interagissaient avec des humains (en posant l'hypothèse que l'interférence représente une forme de coordination) [175]. Cependant, les auteurs ont utilisé un bras robotique non-humanoïde lors de leur expérience. *Oztop et al., (2005)* ont reproduit le même type d'expérience mais cette fois-ci avec un bras robotique humanoïde. Les auteurs ont montré que les participants étaient autant influencés par le mouvement du robot que celui d'un humain [254].

Similairement, *Qiming Shen et al., (2011)* 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 [323]. Les auteurs ont conclu que les participants avaient tendance à mieux se synchroniser avec des agents ayant une apparence humanoïde. Dans la continuité de leur travaux, les auteurs ont développé un modèle afin de doter un robot humanoïde de la capacité à se synchroniser en temps-réel sur les mouvements des participants [322]. Ils ont alors montré que les participants préféraient interagir avec le robot lorsque celui-ci était doté d'un comportement adaptatif plutôt que lorsque celui-ci bougeait de manière prédéfinie.

Dans une étude menée par *Tatsukawa et al., (2016)*, il a été constaté que des auditeurs humains synchronisaient leurs clignements des yeux avec un intervenant androïde (robot à l'apparence humaine) lors d'une interaction en face-à-face [343]. Les auteurs ont aussi montré que lorsque l'androïde prenait des expressions faciales connotées négativement, la synchronisation était inhibée. Par contre, la synchronie était renforcée si les participants touchaient la main du robot.

D'autres études ont montré que la perception de la ressemblance pouvait être manipulée par de simples changements comme la variation du répertoire de mouvements ou encore par la coordination/synchronie du robot. Par exemple, *Lehmann et al., (2015)* ont utilisé un robot non-humanoïde avec un nombre limité de mouvements expressifs dans le but de montrer l'intérêt de la synchronie sur la qualité de l'interaction. Dans l'expérience, il était demandé aux sujets de placer des fleurs disposées sur une table dans un vase. Dans la première condition (synchronie positive), le robot se synchronisait en suivant du regard les gestes de l'humain. Dans la seconde condition (synchronie négative), le robot se synchronisait mais cette fois-ci pour regarder dans des directions différentes de celles des gestes effectués par l'humain. Les sujets n'étaient pas avertis du but de l'expérience et n'avaient aucune connaissance a priori sur les capacités ou sur le rôle du robot.

Dans la condition contrôle, le robot ne bougeait pas son regard. Les résultats ont montré que les mouvements synchronisés étiquetés comme positifs (suivi du regard) étaient interprétés par les participants comme un signe d'engagement et permettaient le développement d'une attitude positive à l'égard du robot. Les auteurs en ont donc conclu que la synchronie pouvait être un outil puissant pour faciliter l'apparition d'attitudes positives envers le robot [201].

1.5 Processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles

Dans cette section, nous abordons les aspects liés à la perception et aux processus attentionnels lors des coordinations avec un stimulus social ou non social. L'émergence et la qualité des coordinations interpersonnelles ou extrapersonnelles sont intimement liées aux capacités des agents à percevoir correctement les stimuli sensoriels qui génèrent le signal d'entraînement rythmique et de ce fait, aux processus attentionnels en jeu durant l'interaction.

En effet, dans le cas de l'entraînement rythmique, la force du couplage est influencée par l'attention et le degré avec lequel un individu est capable de détecter les informations générées par les mouvements du partenaire avec lequel il est en interaction.

La nature et la quantité d'informations prélevées au cours de l'interaction sont importantes. *Richardson et al.*, (2007) ont montré que la force du couplage était plus importante lorsqu'un acteur utilisait sa vision centrale plutôt que sa vision périphérique [282]. *Hajnal et al.*, (2012) ont, quant à eux, montré que la quantité et la localisation d'informations visuelles influençaient l'attention visuelle et de ce fait, la stabilité de la coordination observée [114]. Une autre étude menée par *Varlet et al.*, (2012) a montré que la stabilité de la synchronisation était significativement améliorée pour les signaux visuels continus comparativement aux signaux discrets [360]. Lors de cette expérience, les auteurs ont comparé deux conditions visuelles, l'une avec une lumière clignotante et l'autre avec une lumière changeant d'intensité lumineuse. Les résultats ont révélé que la meilleure stabilité était atteinte pour la condition où l'intensité lumineuse variait. De plus, plusieurs études ont montré que lorsque l'information spatiale était ajoutée à l'information temporelle, comme par exemple, un stimulus oscillant horizontalement, la synchronisation s'en trouvait améliorée [46, 14]. On peut donc conclure que plus la quantité d'informations obtenue par l'humain est importante plus le couplage sera fort et meilleure sera la coordination.

De plus, en utilisant un paradigme de double tâche associant une tâche de coordination bimanuelle entre deux humains et une tâche de temps de réaction (TR), *Temprado et Laurent*, (2004) ont montré que l'orientation de l'attention des participants influençait la stabilité de la coordination [344]. Dans cette étude, les temps de réaction étaient utilisés comme mesure de la charge attentionnelle représentant la quantité de ressources attentionnelles nécessaire pour suivre les instructions. Les auteurs ont alors montré que les temps de réaction étaient plus élevés lors de la condition où les participants devaient donner la priorité à la tâche de coordination plutôt que lors de la condition d'attention partagée. De plus, les auteurs ont comparé les résultats pour deux types de patrons de coordination : en phase et en anti-phase. Le pattern en phase est connu pour être plus stable que celui en anti-phase [307]. Les résultats ont montré que les participants présentaient des TR plus faibles lors de la condition en phase (condition stable) que lors de la condition en anti-phase. Les TR étaient plus élevés dans les conditions de double-tâches que lors des conditions de mono-tâche pour les deux patterns de coordination. Cette étude permet donc de conclure que la coordination intentionnelle représente un coût attentionnel dépendant de la stabilité de la coordination. Plus la coordination est stable, moins elle exige une quantité de ressources cognitives importante, la stabilité favorise un moindre coût cognitif pour l'individu.

Dans leur ensemble, ces résultats suggèrent qu'une quantité plus importante d'informations et d'attention permet d'obtenir une meilleure coordination.

La nature, la quantité et la façon dont les informations perceptives sont prélevées est donc d'une importance capitale pour la qualité de la coordination. Le prélèvement et le traitement de ces informations sont réalisés par le biais de mécanismes perceptivo-moteurs auxquels nous allons désormais nous intéresser plus en détail.

1.6 Processus perceptivo-moteurs à l'origine des coordinations interpersonnelles

Il ne fait aucun doute que la coordination dans le temps et l'espace de nos mouvements avec ceux d'autres personnes dépend d'une relation entre perception et action. Cependant, la nature de cette relation est encore débattue. Il existe aujourd'hui deux approches distinctes dans la littérature pour appréhender les processus perceptivo-moteurs des coordinations interpersonnelles. La première est l'**approche cognitive** que nous allons présenter succinctement dans la section suivante. La deuxième est l'**approche des systèmes dynamiques** que nous décrirons dans un second temps et qui est celle sur laquelle nos travaux s'appuieront, conceptuellement et méthodologiquement. Nous verrons ensuite plus en détail comment les dynamiques des coordinations intra et interpersonnelles peuvent être décrites et interprétées ainsi que modélisées par l'approche dynamique.

1.6.1 Approche cognitive

L'approche cognitive repose sur l'idée que les êtres humains possèdent un système interne de représentation des actions motrices permettant de les simuler mentalement. Grâce à cette représentation interne, nous serions capables de prédire l'intention et l'organisation spatio-temporelle des mouvements des personnes avec lesquelles nous interagissons et de réaliser des coordinations interpersonnelles, des plus simples au plus complexes.

La découverte des neurones miroirs [283] a donc été à l'origine d'un intérêt croissant des chercheurs pour cette théorie [98, 284]. En effet, les chercheurs qui adoptent l'approche cognitive postulent que le système miroir pourrait expliquer les coordinations motrices interpersonnelles en fournissant un système de représentations nous permettant de simuler et comprendre les actions des autres [178, 317, 318]. L'observation des mouvements d'une autre personne activerait les neurones de notre propre système moteur impliqués dans la réalisation de ce même mouvement [150, 270].

Les neurones miroirs ont été découverts sur des singes dans la région F5 du cerveau parmi les neurones visuomoteurs. Ces neurones s'activent aussi bien lorsque l'on fait une action, que lorsqu'on la voit ou qu'on l'imagine.

Chez l'homme, des études utilisant des techniques magnéto-encéphalographiques ou des enregistrements électro-encéphalographiques semblent confirmer la présence de neurones miroirs. En effet, il a été découvert que certaines régions du cerveau humain s'activent à la fois pendant l'exécution mais aussi durant l'observation d'une action. Ce processus serait donc à l'origine d'une facilitation motrice. En effet, si le système neuronal impliqué pour réaliser une action observée est déjà activé [270], la réalisation de cette même action peut être effectuée plus rapidement [84]. En revanche, lorsque l'action observée est différente de celle réalisée, des interférences au niveau du mouvement exécuté apparaissent en raison d'une activation simultanée de deux parties différentes du système moteur (e.g., temps de réaction plus long pour amorcer un mouvement) [40, 63].

Plusieurs études ont mis en avant ce phénomène d'interférence lors de tâches de coordination rythmique de mouvements de bras, horizontaux ou verticaux, entre participants et expérimentateurs. Les résultats montrent que la variabilité orthogonale au plan du mouvement des participants augmente lorsque le mouvement de l'expérimentateur est réalisé dans un plan différent. Cette

variabilité accrue est alors considérée comme un effet d'**interférence motrice** causée par l'activation simultanée de deux parties distinctes du système moteur.

Cependant, la nature des représentations qui permettraient de réaliser des coordinations interpersonnelles complexes est encore indéterminée [304]. C'est pourquoi, de nombreux chercheurs utilisent de façon alternative ou complémentaire les concepts et les méthodes issus de l'approche cognitive et de la théorie des systèmes dynamiques que nous allons présenter maintenant.

1.6.2 Théorie des systèmes dynamiques

La théorie des systèmes dynamiques est issue de l'observation de phénomènes de coordination résultant d'un simple échange d'énergie/information et ce, dans de nombreux systèmes (e.g., atomes, cellules, neurones, animaux, métronomes etc.) [265]. Dans cette théorie, les agents sont perçus comme des systèmes dynamiques non linéaires possédant leur fréquence propre de fonctionnement. Lors d'une interaction, les agents s'influencent mutuellement par le biais d'échange d'informations qui vont concourir à une coordination voire à une synchronisation. Les coordinations intra et interpersonnelles sont alors le résultat de processus perceptivo-moteur de bas niveau et de nature auto-organisée [187, 170, 307].

Les principes de l'auto-organisation proviennent du domaine d'étude des sciences physico-chimiques comme la thermodynamique [248, 115]. Ils s'appuient sur l'idée que tout système est composé d'une infinité d'éléments interagissant les uns avec les autres. Les interactions entre les éléments à un niveau microscopique permettent la mise en ordre des éléments à un niveau macroscopique. L'apparition de l'auto-organisation du système est donc décrite comme un phénomène émergent de ces interactions. Dans le cadre du contrôle moteur, cette auto-organisation s'exprime par l'émergence de **patrons de coordination** (e.g., marche et course) autour de la ou des configurations spatio-temporelles les plus stables face à d'éventuelles perturbations [115].

L'approche dynamique tente de caractériser les coordinations et leurs patrons de coordination au travers d'indices quantitatifs qui en « résumant » la nature à l'aide d'une mesure unique ou d'un ensemble restreint de mesures. On appelle alors **paramètre d'ordre** l'indice permettant de décrire la nature du ou des patrons de coordination produits. Celui-ci doit pouvoir décrire les différents états du système et permettre de résumer la dynamique du système. Par ailleurs, on appelle **paramètres de contrôle** , les contraintes non-spécifiques qui peuvent provoquer des modifications des patrons de coordination. Si l'on prend le passage de la marche vers la course chez l'homme, l'augmentation de la vitesse est le paramètre de contrôle qui va provoquer une modification des patrons de coordination à savoir la transition de la marche vers la course [74]. De ce fait, la modification du paramètre de contrôle peut modifier les patrons de coordination adoptés.

Dans le cadre de la théorie des systèmes dynamiques, l'étude et l'analyse des patrons de coordination dans la motricité humaine se traduisent par la construction de modèles représentant la dynamique non-linéaire du système (oscillateurs non-linéaires).

Les coordinations intrapersonnelles ont été les premières (par rapport aux coordinations interpersonnelles) à être étudiées par le prisme de la théorie des systèmes dynamiques. En effet, c'est par l'étude des coordination bimanuelles que *Kelso* a pu montrer que celles-ci possédaient toutes les caractéristiques des systèmes dynamiques non-linéaires [316, 169], à savoir :

- la présence d'au moins deux états stables (attracteurs).
- une stabilité différente des attracteurs.
- des fluctuations critiques (variabilité) du paramètre d'ordre qui accompagnent les changements de valeurs du paramètre de contrôle. Pour une valeur critique du paramètre d'ordre, un état du système perd de sa stabilité au profit d'un autre, ce qui peut entraîner une transition d'un état du système à un autre.

- des fluctuations dont la valeur dépend de la proximité de la transition. Lorsque le système est perturbé, il a besoin d'un certain temps pour retrouver son état initial : c'est le temps de relaxation. Au voisinage de la transition, le système est instable et le temps de relaxation augmente.
- la présence du phénomène d'hystérèse. Ce phénomène témoigne du fait que le changement d'état du système ne se fait pas systématiquement pour une même valeur du paramètre de contrôle. Cette valeur est dépendante du sens de progression (augmentation ou diminution) de ce paramètre.

Un premier modèle issu de la théorie des systèmes dynamiques a alors été conçu afin de reproduire les dynamiques observées lors de tâches de coordinations bimanuelles : le modèle HKB (*Haken, Kelso et Bunz*) [116].

Par la suite, le principe a été étendu aux coordinations intrapersonnelles lors de marche [75, 162], pour les oscillations posturales [23, 24, 217, 362] ou encore pour la coordination entre les mouvements du poignet et de la cheville ou des bras et des jambes [20, 21, 151, 152].

Quelques années plus tard, la théorie des systèmes dynamiques a permis de saisir la dynamique des coordinations interpersonnelles notamment pour les mouvements rythmiques des jambes de deux personnes [306], les mouvements des mains [7, 344, 290, 280, 305, 309, 301, 302], des doigts [351, 253], des avant-bras [141] ou encore locomoteurs [244, 245, 356].

La théorie des systèmes dynamiques a donc permis de définir le lien entre la perception et l'action lors de coordinations intra et interpersonnelles comme un couplage direct basé sur la transmission d'informations et qui répond aux principes généraux de l'émergence et de l'auto-organisation [307, 304].

Nous allons maintenant voir plus en détail l'ensemble des résultats des études portant sur les dynamiques de mouvement lors des coordinations intra et interpersonnelles. Nous verrons alors comment ceux-ci ont permis de certifier que l'approche dynamique était justifiée.

1.7 Modélisation et analyse des dynamiques des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles et interpersonnelles

L'étude des dynamiques des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles ayant précédé et servi de point de repère à celle des coordinations interpersonnelles, nous allons commencer par présenter les résultats fondamentaux des études portant sur la dynamique des coordinations intrapersonnelles étudiées pour la première fois dans les années 80. Nous verrons notamment plus en détail le modèle HKB qui a permis de montrer que les dynamiques des coordinations pouvaient être capturées et modélisées par la théorie des systèmes dynamiques. Puis, nous présenterons les résultats des études sur la dynamique des coordinations interpersonnelles investiguées au début des années 90.

1.7.1 Dynamique des mouvements lors des coordinations intrapersonnelles

Les coordinations intrapersonnelles ont d'abord été étudiées par le biais des coordinations bimanuelles grâce aux travaux de *Kelso* [316, 169] (mouvement de poignet ou des index). Il a été montré que leur dynamique dyadique pouvait être capturée par le biais d'une variable unique (**paramètre d'ordre**) : la **phase relative**, notée ϕ . La phase relative est la différence de phase entre deux signaux oscillatoires.

Il a été démontré que parmi l'ensemble des relations de phase possibles entre les mouvements des

deux index ou des deux poignets, il existait deux **patrons de coordination** préférentiels : celui en **phase** ($\phi = 0$) et celui en **anti-phase** ($\phi = 180$) (voir Figure 1.3).

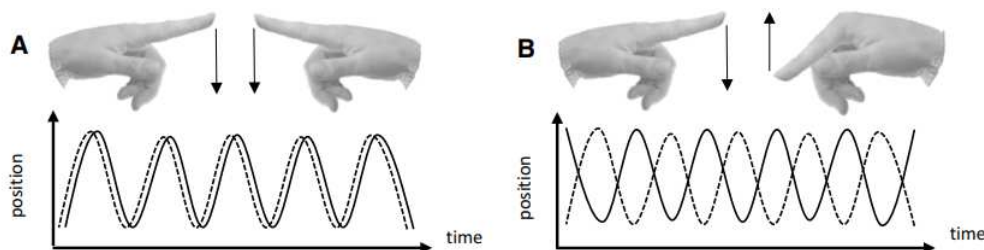


FIGURE 1.3 – Coordination bimanuelle en phase (A) et en anti-phase (B) dans le plan sagittal. Figure reproduite à l'identique de *Kostrubiec et al.* [181]

Dès lors que la fréquence de mouvement (**paramètre de contrôle**) augmente fortement, le patron en phase garde une stabilité supérieure à celle du patron en anti-phase. C'est pourquoi, si le patron de coordination initial est celui en anti-phase et que la fréquence du mouvement augmente jusqu'à atteindre un point critique, on observe une transition du patron en anti-phase vers le patron en phase (**phénomène d'hystérèse**). Cette **transition de phase** est **unidirectionnelle** . *Kelso et al.*, (1986) ont montré qu'avant la bifurcation du patron en anti-phase vers le patron en phase, les fluctuations de la phase relative augmentaient considérablement, on parle alors de **fluctuations critiques** [168].

La mesure de la stabilité peut notamment se faire par une mesure du **temps de relaxation** , c'est-à-dire le temps mis par le système pour retrouver son état initial après une perturbation. *Kelso & Scholz*, (1985) ont montré que le patron en phase retrouvait son état initial plus rapidement que le patron en anti-phase [172]. De plus, une étude menée par *Schöner, Haken & Kelso*, (1986) a révélé que l'écart-type de la phase relative du patron en phase était inférieur à celui du patron en anti-phase lors de mouvement de mains [310].

L'ensemble de ces résultats ont donc permis aux chercheurs de conclure que la dynamique des coordinations intrapersonnelles répondait aux principes des systèmes dynamiques non-linéaires. Un premier modèle, dit HKB, a été développé et sera présenté dans ce qui suit.

1.7.1.1 Le modèle HKB

Le modèle HKB développé par *Haken, Kelso and Bunz*, (1985) a été construit sur la base de la théorie des systèmes dynamiques [116]. Comme mentionné ci-dessus, il a tout d'abord été créé dans le but de reproduire les propriétés des coordinations intrapersonnelles observées lors de tâches de coordinations bimanuelles. Ces propriétés sont : pour des mouvements effectués à basse fréquence, la présence de deux patrons préférentiels de coordination, phase et anti-phase et pour des mouvements effectués à haute fréquence, une plus forte stabilité du patron de coordination en phase. Le modèle HKB a alors permis de mettre en évidence que les processus perceptivo-moteurs qui sous-tendent la coordination des mouvements rythmiques de nos deux mains/index étaient semblables aux processus dynamiques observés dans les systèmes d'oscillateurs couplés [116, 95, 28, 310, 262].

L'équation du modèle est donnée par :

$$\dot{\Phi} = -a\cos(\Phi) - 2b\cos(2\Phi) \quad \text{avec } a, b \geq 0 \quad (1.1)$$

Φ représente ici la phase relative (paramètre d'ordre) entre les deux oscillateurs et les paramètres a et b rendent compte de la variation de fréquence des oscillations. Lorsque ratio b/a est grand, le comportement est bistable et les deux attracteurs sont disponibles (phase et anti-phase) mais dès

lors que celui-ci diminue, l'attracteur anti-phase perd de sa stabilité et seul l'attracteur en phase demeure (voir Figure 1.4).

Par la suite, le modèle a fait l'objet d'extension pour prendre en compte d'autres phénomènes tel que le bruit, différentes fréquences propres etc. [310, 95].

Nous allons voir, dans la section suivante, comment les principes de fonctionnement de ce modèle ont pu être étendus aux coordinations interpersonnelles [141, 282, 306] où le couplage perception-mouvement est plus faible que le couplage neuromusculaire des coordinations intrapersonnelles [281].

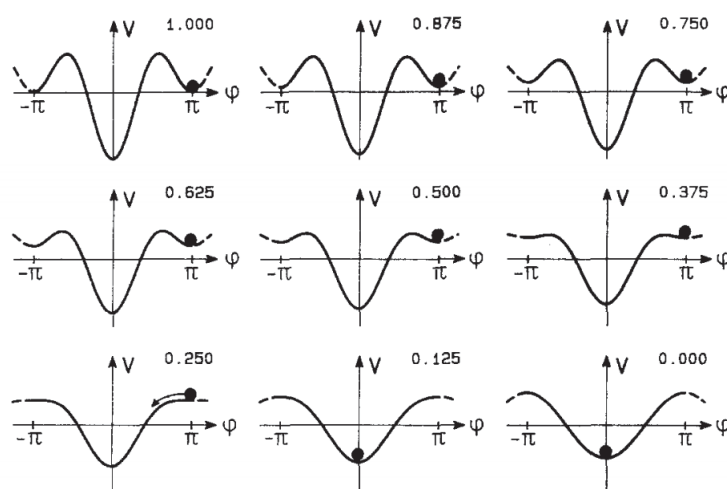


FIGURE 1.4 – La fonction potentielle $V = -a\cos(\Phi) - 2b\cos(2\Phi)$ pour différente valeur du ratio b/a (les valeurs indiquées représentent le ratio). (Figure reproduite de *Kelso et al.*, 1985 [116])

1.7.2 Dynamique des mouvements lors des coordinations interpersonnelles

De façon similaire aux études portant sur les coordinations intrapersonnelles, la dynamique des mouvements lors des coordinations interpersonnelles rythmiques peut, elle aussi, être capturée par le biais de la **phase relative**. En effet, il a été démontré que parmi l'ensemble des relations de phase possibles entre les mouvements de deux acteurs, les patrons de coordination en phase ($\phi = 0$) et en anti-phase ($\phi = 180$) étaient préférentiellement adoptés [305].

Schmidt et al., (1990) se sont eux intéressés à leur stabilité respective [306]. Ils ont mené une expérience où les participants (dyades) devaient effectuer des flexions/extensions d'une jambe à la fréquence donnée par un métronome, soit en phase soit en anti-phase (voir Figure 1.5 A). Comme pour les coordinations intrapersonnelles, les auteurs ont mis en évidence une plus grande variabilité lors de la condition en anti-phase pour les hautes fréquences. Les résultats ont aussi permis de montrer que l'augmentation de la fréquence n'avait pas impacté la stabilité du patron de coordination en phase. Par ailleurs, lors d'une deuxième expérience similaire à la première, les auteurs ont mis en évidence la transition du mode de coordination anti-phase vers le mode en phase avec l'augmentation de la fréquence. Par contre, aucune transition du patron en phase vers le patron en anti-phase n'a été observée confirmant la plus grande stabilité du patron en phase. Enfin, dans une troisième expérience, les auteurs ont montré la présence de fluctuations critiques de la phase relative à l'approche de la transition.

L'ensemble de ces résultats sont en accord avec les résultats qui avaient été trouvés lors de l'étude des coordinations intrapersonnelles (tâches bi-manuelles). Il est important de noter que ces différentes caractéristiques comportementales font partie des signatures qui caractérisent un système dynamique complexe auto-organisé (voir [170]).

Cependant, les coordinations interpersonnelles se distinguent des coordinations intrapersonnelles par les propriétés du couplage perceptivo-moteur qui sous-tendent leur dynamique. Le couplage visuel des coordinations interpersonnelles a une force plus faible que le couplage mécanique et neuronal des coordinations intrapersonnelles. En effet, des études ont ainsi montré que la coordination bimanuelle produite par deux personnes visuellement couplées était moins stable que la coordination bimanuelle produite par une seule personne [281, 301]. De plus, les transitions de phase entre les patrons de coordination apparaissent à des fréquences plus basses dans le cadre des coordinations interpersonnelles [301].

Par la suite, *Schmidt et Turvey*, (1994) ont utilisé le paradigme des pendules tenus par la main afin de déterminer l'impact de la fréquence propre sur la stabilité de la coordination [309]. Dans ce paradigme, les participants doivent tenir un pendule dans la main qu'ils doivent faire osciller. En modifiant la longueur et le poids des pendules, les expérimentateurs peuvent manipuler les fréquences propres de chacun des pendules. Lors de leur expérience, *Schmidt et Turvey* ont demandé aux sujets d'adopter un tempo commun confortable, de réaliser un patron de coordination en anti-phase et de bien sûr regarder le mouvement du pendule de leur partenaire (voir Figure 1.5 B). Les auteurs ont alors montré que la variabilité de la phase relative augmentait conjointement avec l'augmentation de la différence de fréquence propre entre les deux oscillateurs. La coordination n'est donc pas **absolue** (même fréquence et différence de phase stable) mais **relative** (coordination intermittente).

Pour résumer, la force du couplage joue un rôle sur la stabilité de la coordination, rappelons par ailleurs que la bidirectionnalité est elle aussi un facteur essentiel. Un couplage unidirectionnel est moins fort qu'un couplage bidirectionnel [307].

L'ensemble de ces résultats illustre donc le fait que les principes dynamiques observés dans le cadre des coordinations interpersonnelles sont similaires à ceux observés dans le cadre des coordinations intrapersonnelles. La théorie des systèmes dynamiques semble donc fidèlement modéliser les dynamiques des coordinations intra et interpersonnelles.

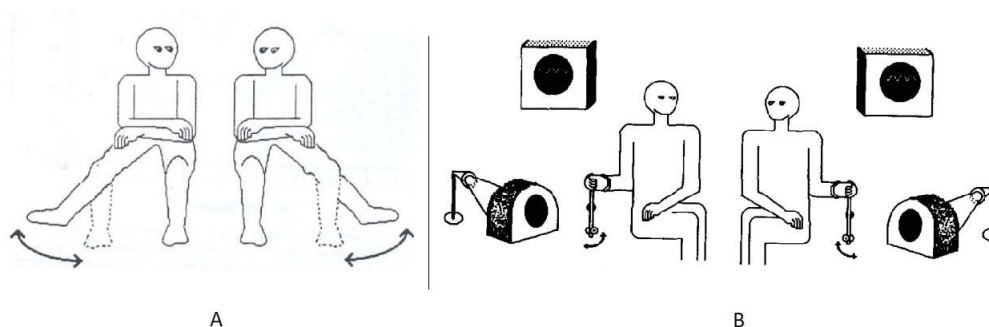


FIGURE 1.5 – (A) Dispositif expérimental tiré de Schmidt, Carello, et Turvey (1990), page 229. (B) Dispositif expérimental tiré de Schmidt et Turvey (1994)

1.7.3 Modélisation des coordinations interpersonnelles en interaction homme-machine

Dans cette partie, nous allons présenter les différentes méthodes les plus utilisées dans la littérature pour modéliser les coordinations interpersonnelles dans le cadre des interactions homme-machine.

Sato et al., (2007) ont utilisé une méthode polynomiale en ligne (**online polynomial design method**) [251] pour modéliser la dynamique d'attracteurs [296]. Lors d'une tâche de tennis de table, *Miyazaki et al.*, (2006) ont utilisé des algorithmes LWR (Locally Weighted Regression) pour prévoir l'impact de la balle, représenter la vitesse de la balle avant et après impact et établir la relation entre la vitesse de la balle après l'impact en fonction de la position de son impact. Ils ont ensuite utilisé un contrôle sans rétroaction (*feed-forward control*) appelé *Iterative Learning Control* (ILC) [232].

Au-delà des deux exemples que nous venons de citer, la plupart des modèles de coordination en interaction homme-machine utilisent des oscillateurs non-linéaires. Ceux-ci ont des propriétés intéressantes pour le contrôle moteur rythmique, à savoir, des cycles limites robustes, la capacité de se coupler avec des signaux extérieurs ainsi que la possibilité d'exploiter la nature dynamique des systèmes mécaniques grâce au réglage de la résonance [139].

Un des modèle bien connu est celui des primitives de mouvements dynamiques (**Dynamic Movement Primitives**, DMP) introduit par *Ijspeert et al.* en 2002. Les DMP permettent d'apprendre et de reproduire des trajectoires discrètes ou rythmiques. Le principe de fonctionnement est d'utiliser la sortie d'un système dynamique stable et de rajouter un terme de façon à forcer le suivi d'une certaine trajectoire. Dans le cas des mouvements rythmiques, le système dynamique correspond à un oscillateur non-linéaire à cycle limite. Le terme de « forçage » correspond à une somme pondérée de fonctions radiales gaussiennes. Le vecteur de poids est alors appris de façon à reproduire la trajectoire désirée. *Pongas et al.*, (2005) ont par exemple utilisé la méthode des DMP pour permettre à un robot anthropomorphique d'apprendre par imitation à jouer de la batterie en se synchronisant sur un signal rythmique externe avec une fréquence variable [266].

Dans une autre étude utilisant un robot batteur, *Degallier et al.*, (2006) ont utilisé un système dynamique étendu capable de réaliser des mouvements discrets et rythmiques en utilisant un **oscillateur de Hopf** [68]. *Ronsse et al.*, (2011) ont aussi utilisé un oscillateur adaptatif basé sur l'oscillateur de Hopf capable d'extraire l'amplitude, la fréquence et le décalage d'un signal d'entrée périodique pour contrôler un exosquelette lors de mouvements de bras [287]. *Gams et al.*, (2009) ont utilisé des oscillateurs capables d'adapter leur fréquence pour extraire les fréquences fondamentales du signal d'entrée et ont utilisé un second système dynamique pour apprendre sa forme. Les auteurs ont ensuite validé leur modèle sur un robot batteur [99].

Parmi les méthodes permettant la synchronisation grâce à des oscillateurs non-linéaires, on retrouve celles utilisant le **Phase-Locked Loop** (PLL). Un système PLL est un dispositif capable de produire un signal synchronisé en fréquence et en phase sur un signal de référence grâce à une boucle de rétroaction [135]. *Maeda et al.*, (2001) ont utilisé un système PLL pour permettre la synchronisation d'un humain et d'un bras robotique dans une tâche coopérative consistant à faire tourner une corde [214]. *Kim et al.*, (2009) ont utilisé une version modifiée du système PLL appelée **Linear Phase-Locked Loop** (LPLL) pour la même tâche [176]. Enfin, *Ubukata et al.*, (2009) ont utilisé un système PLL pour imiter des trajectoires humaines rythmiques [354].

De nombreux travaux font intervenir des oscillateurs neuronaux pour atteindre la synchronisation. *Kasuga & Hashimoto*, (2005) ont par exemple utilisé des **oscillateurs neuronaux de Matsuoka** [220] pour qu'un robot puisse serrer la main à un être humain de façon harmonieuse

[165]. *Zhang & Hashimoto, (2009)* ont aussi utilisé le modèle de *Matsuoka* afin de permettre la synchronisation d'un système robotique pour assister les mouvements de genoux d'un humain [388]. Des travaux modélisant les CPG (Central Pattern Generator) ont aussi été utilisés pour la synchronisation et l'apprentissage de trajectoires complexes [226, 157].

Williamson, (1998) a, quant à lui, proposé un réseau d'oscillateurs neuronaux pour coordonner les articulations du bras d'un robot humanoïde (Cog) lors de mouvements rythmiques [373]. *Hasnain et al., (2012)* ont utilisé des oscillateurs neuronaux ayant la capacité d'être entraînés par un stimulus extérieur pour la synchronisation de mouvements rythmiques entre un robot Nao et un humain. Le modèle a été notamment utilisé pour permettre la sélection de partenaire (basé sur la détection de la synchronie) [120]. *Ansermin et al., (2016)* ont ensuite utilisé un réservoir d'oscillateurs neuronaux de même type que ceux utilisés dans le modèle d'*Hasnain et al.*, pour l'imitation de gestes rythmiques. Les oscillateurs reviennent à leur fréquence propre dès lors que l'interaction se termine [10].

Par ailleurs, le modèle d'*Hasnain et al.* a été utilisé lors d'études expérimentales pour étudier les coordinations non-intentionnelles entre humains et robots. Les auteurs ont confirmé que lorsque la fréquence propre de l'humain et du robot étaient suffisamment proches, l'humain était incapable de ne pas se synchroniser (comme c'est le cas dans les interactions humain/humain) [121]. En effet, les coordinations interpersonnelles peuvent revêtir un caractère inconscient ou non-intentionnel que nous allons aborder dans la section suivante.

1.8 Coordinations interpersonnelles non-intentionnelles

Un autre aspect intéressant des coordinations interpersonnelles est le caractère non-intentionnel qu'elles peuvent revêtir. En effet, il est possible de distinguer deux types de coordination : les **coordinations intentionnelles** et les **coordinations non-intentionnelles**. La notion d'intentionnalité est une notion complexe dont le sens est notamment dépendant du champ disciplinaire dans lequel elle est utilisée. *Norman*, en 1986, a défini l'intention comme une décision d'agir pour atteindre un but [249]. *Malle et Knobe* ont proposé en 1997 un modèle du concept d'intentionnalité désignant le caractère fondamentalement orienté de la conscience vis-à-vis d'un objet, quel qu'il soit [215]. L'intentionnalité est le fait d'être « conscient de ». Dans le cadre des coordinations motrices, on parle de coordinations intentionnelles lorsque l'action résulte d'un processus de décision. Autrement dit, lorsque les individus sont conscients des stimuli rythmiques qui les entourent et qu'ils cherchent volontairement à se synchroniser. C'est le cas par exemple lorsque des individus jouent de la musique ensemble, dansent ou encore lorsqu'ils déplacent un meuble ensemble. En revanche, on parle de coordination non-intentionnelle lorsque celle-ci est spontanée, inconsciente.

Ce phénomène de coordination non-intentionnelle apparaît régulièrement lors des interactions sociales, sa présence et son utilité ont été démontrées de nombreuses fois [307]. Par-delà le fait d'être inconscient, il a aussi été montré que ce phénomène était inévitable [141] et de nombreux exemples l'illustrent. On le remarque lorsqu'un individu baille et que les personnes avoisinantes se mettent elles-mêmes à bailler de façon irrésistible [52], lorsque deux personnes synchronisent leurs pas en marchant côte à côte sans s'en rendre compte ou encore lorsqu'elles adoptent les attitudes ou les expressions de la personne avec laquelle elles discutent [326, 356]. Un autre exemple est celui de l'étude menée par *Neda et al., (2000)* sur la synchronisation des applaudissements d'une foule à la fin d'un spectacle [242]. Les spectateurs n'ont reçu aucune consigne et pourtant la coordination émerge d'elle-même de par les interactions et les échanges perceptifs qui en découlent. En effet, une fois un échange perceptif établi, peu importe la modalité sensorielle impliquée, la coordination spontanée (non-intentionnelle) peut apparaître et ce, aussi bien durant les interactions sociales qu'à partir d'un simple signal sensoriel non-social (e.g., *Schmidt et al., (2007)*, [308]). Ce

signal sensoriel peut être de différentes modalités comme par exemple, un signal audio (e.g., musique, sons rythmiques discrets) [275, 276] ou encore un signal visuel (e.g., environnement visuel en mouvement, lumière en mouvement, clignotante) [77, 46].

Par ailleurs, *Schmidt et al.*, (2007) ont montré que les mêmes principes de fonctionnement existaient lorsque les humains se coordonnaient non-intentionnellement entre eux que lorsqu'ils se coordonnaient non-intentionnellement avec un stimulus non-social comme un point se mouvant sur un écran [308]. Dans cette expérience, il était demandé aux participants, lors de la première condition, de lire une lettre apparaissant sur un carré se déplaçant à une certaine fréquence tout en balançant un pendule à leur fréquence préférentielle (condition avec suivi). Dans la deuxième condition, le carré se déplaçant était toujours présent mais la lettre était écrite cette fois-ci sur un carré fixe placé au-dessus (condition sans suivi). Les auteurs ont montré que l'effet d'entraînement (présent lors des situations non-intentionnelles) avait lieu pour les deux conditions, celle avec suivi et celle sans le suivi. Cependant, l'effet d'entraînement était plus fort lorsque le stimulus était suivi avec les yeux et encore plus fort lorsque la fréquence du mouvement de celui-ci était égale à la fréquence préférentielle des participants.

De plus, plusieurs études ont confirmé que les humains pouvaient se coordonner non-intentionnellement avec des robots si ceux-ci effectuaient des mouvements avec une fréquence suffisamment proche de leur fréquence préférentielle [121, 211].

A la différence de la coordination intentionnelle, la coordination non-intentionnelle est moins stable et intermittente [307] car elle n'est jamais considérée comme une tâche « prioritaire » dans le sens où ce n'est pas quelque chose que l'individu essaye consciemment de maximiser. Ainsi, la relation de phase entre les différents mouvements n'est pas constante et la coordination est considérée comme relative et non absolue (comme dans le cas des coordinations intentionnelles). En effet, dans le cas des coordinations non-intentionnelles, la force du couplage visuel est plus faible que dans le cas des coordinations intentionnelles [141, 282, 305, 356, 253].

Coey et al., (2011) ont réalisé une expérience reposant sur le paradigme des pendules dont le but était d'observer l'influence de la coordination intrapersonnelle sur la coordination non-intentionnelle [58]. Pour ce faire, les auteurs ont demandé aux participants (dyades) de tenir dans chacune de leur main un pendule et de réaliser une coordination intrapersonnelle en phase ou en anti-phase. Ils ont alors montré que lorsque les participants exécutaient le même pattern de coordination intrapersonnelle (en phase ou en anti-phase), la coordination spontanée était plus élevée que lorsque ces derniers exécutaient des mouvements incongruents.

Par ailleurs, nous savons qu'il existe des conditions qui favorisent l'émergence et augmente la stabilité de la coordination spontanée. Par exemple, plus les fréquences préférentielles de mouvement de deux agents sont proches, meilleure est la stabilité et meilleure est la coordination. En effet, l'entraînement rythmique est d'autant plus fort que la différence de fréquence de mouvement entre deux agents est faible [210]. De plus, il a été observé que la différence de tempo entre le mouvement de deux agents avait un impact sur leur synchronie et leur degré de métastabilité lors de tâches non-intentionnelles [308]. Ces résultats affirment qu'il existe seulement une petite plage de différence de fréquences pour lesquelles la coordination non-intentionnelle émerge avec un environnement rythmique [338]. 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 [141].

1.9 Conclusion et positionnement

Ce premier chapitre nous a permis de mettre l'accent sur l'importance des coordinations interpersonnelles lors des interactions sociales. Un état de l'art résumé sur les coordinations interpersonnelles a été présenté. Nous y avons détaillé les différentes caractéristiques inhérentes aux coordinations interpersonnelles. Nous avons notamment souligné l'aspect non-intentionnel qu'elles peuvent revêtir ainsi que le rôle et l'importance des processus attentionnels pour la qualité de la coordination.

Malgré le foisonnement des études autour des coordinations interpersonnelles, force est de constater que l'immense majorité des travaux traite essentiellement des coordinations « intentionnelles ». Les coordinations non-intentionnelles ainsi que les processus attentionnels sous-jacents n'ont été que peu étudiés et surtout rarement pris en compte dans la construction des modèles computationnels de contrôle moteur.

Partant de ce constat et afin de contribuer à une meilleure compréhension des adaptations rythmiques non intentionnelles, les travaux de cette thèse, alliant études expérimentales et modélisation computationnelle, s'articulent autour de trois problématiques :

1. L'analyse des comportements moteurs en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles
2. L'étude des processus attentionnels qui en découlent
3. La construction d'un modèle de contrôle sensori-moteur capable de rendre compte des résultats obtenus et de simuler un comportement moteur en adéquation avec les dynamiques observables lors des coordinations non-intentionnelles.

Concernant l'étude comportementale des dynamiques motrices en coordination interpersonnelles non-intentionnelle, l'état de l'art, présenté dans ce premier chapitre, montre que de nombreuses études ont déjà été menées sur le sujet. Elles ont permis de mettre en évidence le caractère inéluctable et bas niveau de l'entraînement rythmique non-intentionnel. Néanmoins, ces études présentent certaines limitations notamment le fait que la grande majorité d'entre elles sont réalisées dans le cadre de tâches très simples et peu écologiques. Cet état de fait limite le périmètre d'analyse, ainsi le lien entre les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles et les coordinations « intrapersonnelles » est très peu évoqué alors qu'il semble primordial notamment pour une meilleure compréhension et modélisation du contrôle sensori-moteur chez l'humain dans le cadre des coordinations interpersonnelles.

Par conséquent, dans le cadre de cette thèse, nous avons décidé de mener une première étude pour aider à une meilleure compréhension de ces comportements moteurs dans le cadre spécifique des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles. Plus précisément, les travaux, présentés Chapitre 4, ont pour objectif de répondre aux questions suivantes :

- Le caractère bas-niveau des coordinations non-intentionnelles reste-t-il valide dans le cadre d'une tâche motrice plus complexe mettant en présence un degré plus élevé de coordinations « intrapersonnelles » ?
- Un contexte favorisant l'émergence de coordinations interpersonnelles non-intentionnelles peut-il avoir une influence positive ou négative sur les coordinations interpersonnelles ?

Nous proposons de répondre à ces questions en menant une étude comparative entre sujets sains et patients atteints de schizophrénie dans le cadre d'une tâche plus écologique (activité physique) en présence de conditions favorisant l'émergence de coordinations non-intentionnelles (adaptation des dynamiques d'interaction aux fréquences préférentielles des sujets).

Dans le cas de la schizophrénie, les patients souffrent d'un déficit attentionnel, d'un déficit d'habiletés sociales, d'un déficit de coordinations intrapersonnelles ainsi que d'une altération des coordinations intentionnelles. Cependant, des études ont montré que leurs coordinations non-

intentionnelles lors d'interactions avec des sujets sains étaient préservées. Étudier cette pathologie permettrait donc d'obtenir des informations sur l'impact et l'interaction des différents processus impliqués dans l'émergence des coordinations non-intentionnelles.

Par ailleurs, cette recherche mettant en présence une interaction avec un robot humanoïde permet également de réaliser une preuve de concept quant à l'utilité potentielle de robots adaptatifs. Ces derniers, exploitant les caractéristiques des coordinations non-intentionnelles, pourraient être utiles dans de futurs protocoles thérapeutiques avec patients atteints de schizophrénie.

La seconde étude que nous avons menée concerne l'analyse des processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles. En effet, dans le cas de l'entraînement rythmique, nous avons vu que la force du couplage ne dépendait pas uniquement du caractère intentionnel ou non-intentionnel de la coordination. En effet, celle-ci est également influencée par l'attention et le degré avec lequel un individu est capable de détecter les informations générées par les mouvements du partenaire avec lequel il est en interaction. La nature des informations (e.g., discrètes vs continues, visuelles vs auditives) ainsi que la façon dont celles-ci sont prélevées (e.g., vision centrale vs vision périphérique) ont un impact sur la qualité de la coordination.

Or, aucune étude n'a, à notre connaissance, soulevé la question du coût des coordinations non-intentionnelles sur les processus attentionnels.

Nous avons donc décidé de nous intéresser à cette question et de mener une expérience afin de trouver des éléments de réponse, expérience que nous aborderons dans le Chapitre 5.

Enfin, les derniers travaux réalisés dans le cadre de cette thèse concernent la modélisation du contrôle sensori-moteur dans le cadre spécifique des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles.

Nous avons vu qu'il existait deux théories majeures pour expliquer et modéliser les processus perceptivo-moteurs à l'origine des coordinations interpersonnelles : l'approche cognitive et la théorie des systèmes dynamiques. D'après l'approche cognitive, les êtres humains posséderaient un système de représentation interne des actions motrices. Or, la nature de ces représentations à l'origine des coordinations interpersonnelles complexes est encore indéterminée [304] rendant par conséquent sa modélisation délicate.

Par ailleurs, nous avons vu que la théorie des systèmes dynamiques permettait de modéliser les dynamiques observées lors des coordinations intra et interpersonnelles. En effet, la synchronie par exemple, intentionnelle ou non, peut être vue comme la résultante d'effets d'entraînements rythmiques mutuels entre deux systèmes (ou agents). Cette approche implique donc de modéliser les agents par des oscillateurs et donc de considérer un modèle sensorimoteur rythmique. Nous avons alors vu que de nombreux modèles basés sur cette théorie avaient été créés dans le cadre des IHR car elle permet d'atteindre une convergence rythmique extrêmement rapide entre deux agents.

Les modèles de contrôle sensori-moteur que nous avons développés s'inscrivent dans la continuité de ceux déjà utilisés au laboratoire ETIS et Euromov, notamment le premier modèle d'entraînement rythmique développé par *Hasnain et al.*, (2012) utilisant un oscillateur neuronal [120]. Celui-ci s'inspire directement de la théorie des systèmes dynamiques. Effectivement, cette dernière propose des modélisations bas niveau qui semblent justifiées de par l'importance et l'aspect direct du couplage sensorimoteur responsable de l'effet d'entraînement. Comme nous avons pu le voir précédemment, les récentes études en neurobiologie tendent à confirmer une convergence rythmique extrêmement rapide et des synchronisations corticales entre les cerveaux de deux personnes en interaction coordonnée [81]. Ces résultats ne semblent donc pas être en accord avec une planification de haut niveau des mouvements et plaident pour un contrôle à très bas-niveau.

Nous avons décidé d'aborder plus spécifiquement la question du lien entre contrôle en force et contrôle rythmique, en étendant le modèle d'imitation de gestes rythmiques précédemment développé au laboratoire ETIS par *Ansermin et al.*, (2016) [10]. Ce modèle, lui aussi inspiré de la théorie des systèmes dynamiques, utilise un réservoir d'oscillateurs neuronaux de même type que ceux utilisés dans le modèle d'Hasnain pour l'imitation immédiate de gestes rythmiques. Il a permis de reproduire, d'un point de vue comportemental, l'effet d'entraînement sur des gestes rythmiques simples.

En revanche, le lien entre les dynamiques internes du système, à savoir les oscillateurs et la production d'une commande motrice permettant de produire une trajectoire est grandement simplifié par le contrôle en position du bras. En effet, le modèle s'abstrait du système musculo-squelettique et établit un lien direct entre les oscillateurs et la position du bras ne donnant de ce fait aucune piste biologiquement plausible sur la nature d'un tel lien.

C'est pourquoi, la dernière partie de ce travail, présentée Chapitre 6, consistera à développer un modèle de contrôle sensori-moteur, testé sur un système musculo-squelettique simulé et qui permette à la fois d'obtenir le comportement moteur caractéristique des coordinations interpersonnelles (systèmes dynamiques) et de proposer un élément de réponse sur le rôle des oscillateurs et leur lien avec le contrôle musculaire en force (en substitution du contrôle en position).

Pour ce faire, il est essentiel de comprendre, dans une certaine mesure, le fonctionnement du système musculo-squelettique chez l'humain. C'est pourquoi nous débuterons la partie suivante par un chapitre résumant son fonctionnement (Chapitre 2). Ce chapitre nous permettra alors d'introduire l'état de l'art sur la modélisation du système musculo-squelettique (ici, du bras) ainsi que les principales méthodes bio-inspirées permettant le contrôle d'un tel système dans le Chapitre 3.



2. Le contrôle moteur chez l'humain

Dans ce chapitre, nous allons donner un aperçu concis du fonctionnement du contrôle moteur chez l'humain en détaillant le système neuro-musculo-squelettique. Nous allons tout d'abord nous intéresser de façon générale à la création de la commande motrice et à son parcours jusqu'à l'activation musculaire qui en découle. Nous nous intéresserons ensuite aux différences qui existent entre la génération de mouvements discrets et celle de mouvements rythmiques.

2.1 Le système neuro-musculo-squelettique

Le système **neuro-musculo-squelettique** est un système complexe qui comprend le système nerveux, les os, les muscles, les tendons, les ligaments, les articulations et le cartilage. Il permet d'acheminer les informations sensorielles et motrices, de contrôler les organes et de coordonner les mouvements. A l'origine de la création des commandes motrices, on retrouve le système nerveux que nous allons détailler.

2.1.1 Le système nerveux

Le système nerveux est composé de deux parties : le **système nerveux central (SNC)** et le **système nerveux périphérique (SNP)** (voir Figure 2.1).

Le système nerveux central comprend l'**encéphale** et la **moelle spinale** (moelle épinière). L'encéphale est lui-même composé de trois organes : le **cerveau**, le **cervelet** et le **tronc cérébral**.

Le système nerveux périphérique regroupe quant à lui tous les organes du système situés à l'extérieur du SNC. Ces organes correspondent aux différents nerfs rattachés à l'encéphale ou à la moelle spinale. Il permet l'acheminement vers le SNC des informations captées par les organes sensoriels qui sont chargés de détecter les modifications de l'environnement (modifications externes) ainsi que les modifications provenant de l'organisme (modifications internes).

Le chef d'orchestre du contrôle moteur n'est autre que le SNC. Il intègre dans un premier temps les différentes informations sensorielles (externes et internes) puis, il les analyse afin de permettre la planification de l'action motrice à réaliser et enfin il transmet le plan moteur aux centres exécutifs. De plus, tout au long de ces trois étapes que sont l'intégration, la planification et l'exécution, le SNC intègre les nombreuses informations sensibles pour permettre un rétrocontrôle afin de moduler l'exécution des mouvements. Ces modulations peuvent être de simples réflexes dans la moelle spinale ou encore des modulations plus élaborées effectuées par le cerveau. Parmi

les structures responsables de la modulation du plan moteur, on retrouve les ganglions de la base et le cervelet.

Nous allons maintenant détailler les structures impliquées dans la création et la modulation du plan moteur ([39]).

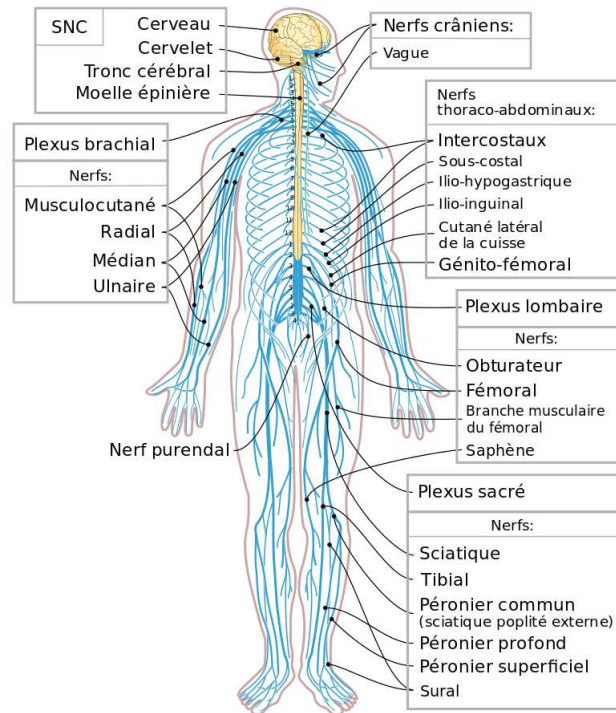


FIGURE 2.1 – Le système nerveux chez l’humain avec le SNC et les différents nerfs du SNP. ¹

2.1.1.1 Le cerveau

Le cerveau est l’organe central du système nerveux, il renferme différentes structures qui jouent un rôle fondamental pour les fonctions motrices.

2.1.1.1.1 Le cortex cérébral

Le **cortex cérébral** est divisé en zones fonctionnelles, appelées aires, chacune assurant une fonction cognitive précise. Il compte trois types d’aires fonctionnelles : les **aires motrices**, responsables des mouvements volontaires, les **aires sensitives**, spécialisées dans le traitement des données sensorielles et les **aires associatives**, qui servent à intégrer les diverses informations.

Avant de pouvoir générer la commande motrice appropriée qui sera envoyée aux muscles, l’ensemble des données sensorielles est intégré au sein du **cortex pariétal postérieur**. L’intégration des informations sensorielles est ensuite transmise à l’aire prémotrice et à l’aire motrice supplémentaire (voir Figure 2.2). L’**aire prémotrice** intervient dans la programmation du mouvement. Elle permet de générer des schémas de mouvements complexes incluant les séquences de contractions musculaires qui doivent avoir lieu en sélectionnant les muscles et les forces avec lesquelles les contractions doivent avoir lieu. Elle possède notamment une représentation topographique des

1. Source : https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Nervous_system_diagram-fr.svg par Medium69, Jmarchn sous la licence Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International license.

groupes musculaires du corps, on parle d'organisation **somatotopique**. Lorsque que l'on stimule électriquement cette région, les mouvements ne sont que rarement induits. L'**aire motrice supplémentaire (AMS)**, quant à elle, joue un rôle proche de celui de l'aire prémotrice et permet un contrôle plus fin des mouvements des bras et des mains.

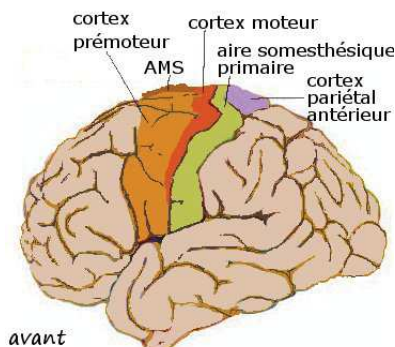


FIGURE 2.2 – Localisation des aires motrices chez l'humain²

Une fois la planification réalisée, le plan moteur est alors transmis par le **cortex moteur primaire** aux centres exécutifs de la moelle ou du tronc cérébral, via les voies motrices descendantes (motoneurons). Le cortex moteur primaire possède lui aussi une organisation somatotopique. Il commande directement l'exécution du mouvement. Si l'on stimule électriquement cette région, on déclenche la contraction de groupes musculaires.

2.1.1.1.2 Les ganglions de la base

Les **ganglions de la base** aussi appelés noyaux gris centraux, représentent un réseau de structures profondes du cerveau interconnectées. Ils jouent un rôle important dans le déclenchement et le maintien des mouvements dirigés par le cortex et permettent la suppression des mouvements non-désirés. Les lésions de ces noyaux provoquent par exemple des perturbations de la posture, du tonus musculaire, des tremblements (e.g., maladie de Parkinson).

2.1.1.2 La moelle spinale

La moelle spinale peut être vue comme un bus de communication entre l'encéphale et les différents muscles. Elle permet d'acheminer à la fois les informations sensorielles et motrices. Elle est le centre de coordination des réflexes tel que le réflexe myotatique et le réflexe myotatique inverse mais est aussi considérée comme le siège de la génération des mouvements automatiques tels que la locomotion, la respiration etc.

2.1.1.3 Le tronc cérébral

Le tronc cérébral est situé dans le prolongement de la moelle spinale et sert de relais entre les structures de l'encéphale et la moelle spinale. Il joue un rôle dans le contrôle de la posture et permet d'adapter les cycles de marche contrôlés dans la moelle spinale.

2.1.1.4 Le cervelet

Le cervelet régule les activités musculaires, contrôle la posture, l'équilibre du corps. Il permet aussi de détecter la différence entre le mouvement voulu et le mouvement produit et permet de corriger les erreurs motrices instantanées. Sur le long terme, le cervelet agirait ainsi comme

2. Source : https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Cortex_sensorimoteur1.jpg par Pancrat sous la licence Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported, 2.5 Generic, 2.0 Generic and 1.0 Generic license

un centre d'automatisme moteur qui viendrait construire la précision du mouvement [219]. Il permettrait alors d'assimiler des trajectoires réalisées finement, rapidement et automatiquement.

2.1.2 Le parcours de la commande motrice

Nous avons vu précédemment que les commandes motrices pouvaient être générées par le cortex moteur dans le cas des mouvements volontaires ou encore directement générées par la moelle spinale dans le cas des mouvements réflexes et automatiques. Dans les deux cas, une fois la commande motrice générée, la moelle spinale fait transiter la commande via les motoneurones alpha qui constituent la voie de sortie du SNC. C'est au niveau de la jonction neuromusculaire que les axones des motoneurones viennent innervés les fibres musculaires et permettent l'activation des muscles (voir Figure 2.3). Chaque motoneurone innerve les fibres d'un seul muscle et l'ensemble est appelé **unité motrice**. Les propriétés contractiles d'une unité motrice sont déterminées par le nombre de fibres musculaires qui peuvent fonctionner en parallèle. Ce nombre est défini par la surface de section physiologique (**PCSA**) qui détermine le nombre de fibre musculaire par cm^2 . La PCSA est donc l'un des facteurs qui permettent de déterminer la force maximale qu'un muscle peut générer.

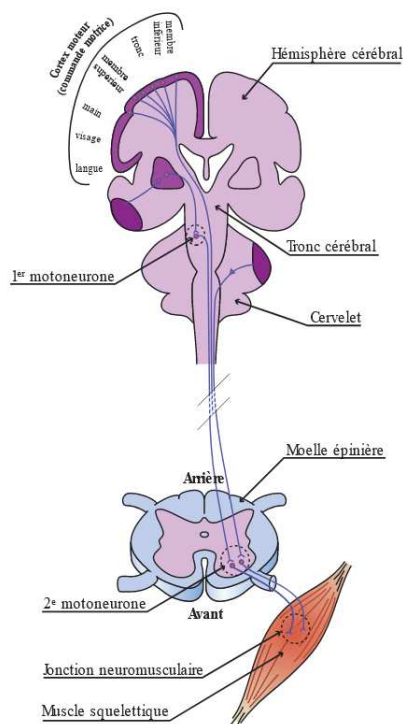


FIGURE 2.3 – Le parcours de la commande motrice³

2.1.3 Les différents types de muscles

On peut distinguer trois types de muscles, les muscles striés (ou muscles squelettiques), responsables de la mise en mouvement des articulations, les muscles lisses, situés dans les parois des organes et les muscles cardiaques que l'on retrouve uniquement au niveau du cœur. Notre intérêt va se porter sur les muscles striés qui s'attachent aux os par le biais des tendons et qui, par

3. Source : https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Anatomie_du_Syst%C3%A8me_Nerveux.svg par Ginny Manyform sous la licence Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International

leur raccourcissement ou par leur allongement, permettent de mettre en mouvement les leviers osseux.

D'un point de vue biomécanique, on peut classer les muscles striés en fonction du rôle qu'ils jouent dans l'exécution du mouvement. On distingue alors les muscles **agonistes** et les muscles **antagonistes**. Les muscles agonistes sont les muscles qui, une fois contractés, permettent de générer le mouvement désiré alors que les muscles antagonistes sont les muscles dont la contraction est susceptible de générer le mouvement inverse (voir Figure 2.4).

Alors que les muscles se contractent et mettent en mouvement les différents segments du corps, la moelle spinale intègre les retours sensoriels grâce aux interneurons qui forment de nombreuses connexions entre les réseaux efférents (centre vers la périphérie) et les réseaux afférents (périphérie vers le centre). La nature du mouvement produit dépend alors de nombreuses propriétés qui évoluent au cours du temps. L'âge et la fatigue musculaire interviennent sur les caractéristiques des muscles (contractilité, l'élasticité, etc.) mais aussi sur les caractéristiques des membres eux-mêmes. De plus, le mouvement étant issu d'une coordination des contractions musculaires, il dépend aussi de l'importance des décharges des motoneurons sur certains muscles, de leur synchronisation et de l'absence d'activité neuronale sur d'autres groupes musculaires. En effet, comme nous l'avons vu précédemment, la réalisation d'un mouvement est à l'origine de l'activation non pas d'un seul muscle mais d'un groupe musculaire, on parle alors de **synergies musculaires**.

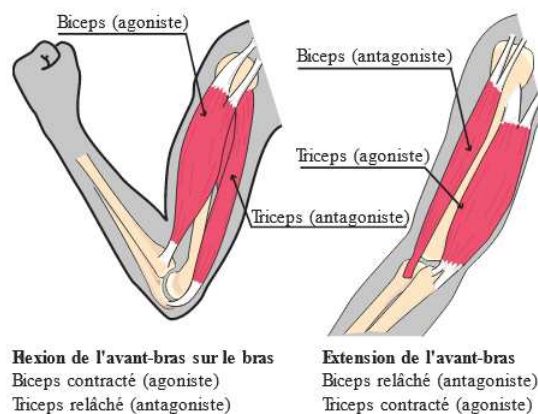


FIGURE 2.4 – Exemple de muscle agoniste et de muscle antagoniste (biceps/triceps)⁴

2.1.4 Les synergies musculaires et les primitives motrices

La notion de *synergie* représente l'action coordonnée de plusieurs éléments. Au 19^e siècle, le terme est repris par les théoriciens du contrôle moteur pour parler de **synergies musculaires**. Elles correspondent à l'activation simultanée d'un groupe de muscles suite à un seul signal de contrôle [36].

Leur existence est à l'origine de la notion de **primitives motrices**, qui ne sont autres que des interconnexions neuronales au niveau spinal capables d'activer une synergie.

Ces deux notions promeuvent une organisation modulaire de la génération de mouvement. D'après *Bernstein*, le cerveau pourrait activer différentes synergies musculaires pour réaliser une action. Un mouvement serait alors le résultat d'une concaténation de primitives motrices. *Hart et al.*, (2004) ont par exemple 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 [119].

4. Source : https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Anatomie_du_Syst%C3%A8me_Nerveux.svg par Ginny Manyform sous la licence Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International

L'exploitation de primitives motrices apporte de nombreux avantages. Plutôt que de gérer l'entière production d'une trajectoire motrice, le contrôle moteur peut disposer de commandes préétablies permettant de réduire le problème de dimensionnalité et de considérablement simplifier les calculs [36].

En effet, le système musculo-squelettique de l'humain possède plus de 640 muscles et plus de 200 os lui conférant pas moins de **150** degrés de liberté. Il existe donc une infinité de plans moteurs pouvant amener à une même finalité d'action, on parle alors du **problème de dimensionnalité**. Grâce aux synergies, en estimant la contribution de chacune d'entre elles en vue de la réalisation de mouvements complexes, le cerveau n'aurait qu'à trouver la meilleure combinaison possible pour arriver à ses fins.

Par exemple, *Kargo & Giszter, (2000)* ont montré qu'avec un nombre limité de primitives, il était possible de reproduire le réflexe de flexion de la grenouille [163].

2.2 Mouvements rythmiques et mouvements discrets : différences et similitudes

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons tout particulièrement à la génération des mouvements rythmiques. Dans cette section, nous allons parler des mécanismes qui pourraient être à leur origine et nous allons voir que ceux-ci pourraient différer, dans une certaine mesure, de ceux à l'origine des mouvements discrets.

De nombreuses études tendent à cerner les différences et similitudes entre la génération de mouvements rythmiques et celle de mouvements discrets. Si mathématiquement il peut sembler simple de distinguer un signal continu rythmique d'un signal discret, il n'en va pas de même pour les mouvements biologiques. En effet, l'être humain est, en pratique, incapable de produire un mouvement rythmique au sens strict du terme, tous nos gestes sont sujets à des variations qu'elles soient intrinsèques ou provoquées par notre environnement. De plus, ils sont effectués dans un temps fini. Partant de ce constat, définir la différence entre les deux types mouvements (rythmiques et discrets) devient complexe.

Certains auteurs comme *Hogan & Sternard, (2007)* ont proposé une méthode de classification des gestes [129]. Ils définissent un mouvement discret comme étant un mouvement qui se produit entre deux postures, une posture étant un intervalle de temps non nul pendant lequel aucun mouvement n'est effectué. Les mouvements rythmiques sont eux catégorisés en quatre sous-groupes, allant de mouvements strictement périodiques à des mouvements avec des patterns récurrents. Les deux définitions ne sont pas pour autant exclusives, un mouvement rythmique pouvant être effectué entre deux postures et un mouvement discret pouvant être répété de manière périodique.

Les différents mécanismes à l'origine de la planification et de l'exécution des mouvements rythmiques et discrets sont aujourd'hui encore étudiés et débattus. Les auteurs *Sarah Degallier & Auke Ijspeert, (2010)* ont proposé quatre cas de figure concernant les possibles différences et similitudes entre la génération de mouvements rythmiques ou discrets [67]. Les auteurs distinguent la partie planification de la partie exécution du mouvement :

1. Les mouvements rythmiques et discrets sont planifiés et exécutés par des processus complètement différents.
2. Les deux mouvements sont planifiés par les mêmes structures mais leur exécution dépend de structures différentes.
3. Les deux mouvements sont issus du même processus que ce soit au niveau de la planification ou de l'exécution.
4. Les deux mouvements sont planifiés par des structures différentes mais exécutés par une structure commune.

Dans le cas des mouvements rythmiques, la plupart des études se sont intéressées au rôle de la moelle spinale notamment dans le cas de la locomotion. En effet, nous avons vu précédemment que certains mouvements automatiques comme la marche, la respiration etc. étaient générés directement depuis la moelle spinale. Nous allons donc tout d'abord nous intéresser plus en détail au rôle de la moelle spinale dans la génération de mouvements rythmiques, puis, nous nous intéresserons aux différences qui existent au niveau du cerveau concernant la génération de mouvements discrets et celle de mouvements rythmiques.

2.2.1 Le rôle de la moelle spinale dans la génération de mouvements rythmiques

La capacité de la moelle spinale à contrôler des comportements rythmiques et stéréotypés a fait l'objet de nombreux travaux notamment dans le cas de la locomotion. Dès le début du 20^e siècle, *T. Graham Brown* a montré qu'il était possible de maintenir un mouvement de marche chez un chat décérébré uniquement grâce à la moelle spinale [43]. Cette découverte a permis de mettre en évidence la présence dans la moelle spinale d'un circuit neuronal capable de produire des signaux rythmiques sans nécessité d'excitations extérieures, on parle alors du **réseau locomoteur spinal** (Central Pattern Generator, soit **CPG**, en anglais). Ce réseau locomoteur a fait l'objet de nombreux travaux notamment chez l'anguille in vivo qui se meut en faisant osciller son corps. En séparant la tête du reste du corps de l'anguille, *Ayers et al.*, (1983) ont montré que bien que la mobilité de l'anguille était impactée, le mouvement de base était préservé [17]. Chez l'humain, l'étude de divers cas cliniques ont permis de supposer également la présence de réservoirs de signaux moteurs dans la colonne vertébrale [65]. L'existence de primitives motrices pour la locomotion a notamment été découverte chez les nouveaux-nés [92, 79]. Des chercheurs ont par exemple démontré que les patterns cycliques de la marche pouvaient être déclenchés chez les nourrissons dès lors que ceux-ci étaient manuellement tenus debout de façon à ce que leur pieds touchent un tapis roulant en mouvement [348, 346]. *Forsberg* a alors proposé que des CPG dédiés à la marche et présents de façon innée, soient responsables de cette marche automatique [92]. Cependant, il est important de noter que d'autres théories existent quant à l'origine innée de cette marche automatique, notamment celle des systèmes dynamiques. Dans cette dernière, la marche, à n'importe quel stade du développement, est perçue comme le produit de l'interaction de nombreux sous-systèmes intrinsèques et extrinsèques capables de s'adapter continuellement et de se stabiliser au bout d'un certain nombre de répétitions [347, 355, 256]. Il s'agit donc d'une approche plus globale du système nerveux qui souligne la nécessité des entrées sensorielles pour accéder et renforcer au fil du temps des répertoires de connections neuronales appropriées (synergies), étant donné un objectif défini.

Par la suite, des études ont révélé que l'implication des CPG n'était pas limitée au réseau locomoteur. En effet, ils seraient aussi impliqués dans de nombreuses activités rythmiques dites de bas niveau comme la mastication [149], la vocalisation [112] ou encore la respiration [29]. De plus, des auteurs ont émis l'hypothèse que ces unités de contrôle pourraient être utilisées dans le cas des mouvements rythmiques des bras chez l'humain [387]. En somme, les CPG peuvent être vus comme des réservoirs de signaux rythmiques qui pourraient être utilisés comme primitives motrices afin de permettre la réalisation de mouvements automatiques.

2.2.2 La génération de mouvements rythmiques et discrets au niveau cortical

Sternad & Schaal, (2004) se sont intéressés aux différences entre mouvements discrets et rythmiques en utilisant l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle pour comparer l'activité cérébrale lors de mouvements de flexion/extension du poignet effectués soit de façon rythmique, c'est-à-dire de façon continue au rythme choisi par le participant, soit de façon discrète, avec une pause significative entre les deux postures. Les enregistrements d'activités cérébrales ont permis de constater que les mouvements discrets du poignet provoquaient l'activation d'un plus grand nombre

de zones du cerveau notamment concernant la planification des mouvements que dans le cas de mouvements rythmiques [298]. Les auteurs ont donc conclu que les circuits neuronaux permettant la génération des mouvements rythmiques pourraient différer de ceux permettant la réalisation de mouvements discrets.

Cependant, *Churchland et al.*, (2012) ont pu enregistrer une importante composante rythmique en sortie du cortex moteur lors de mouvements de préhension (discrets) [54] (voir Figure 2.5).

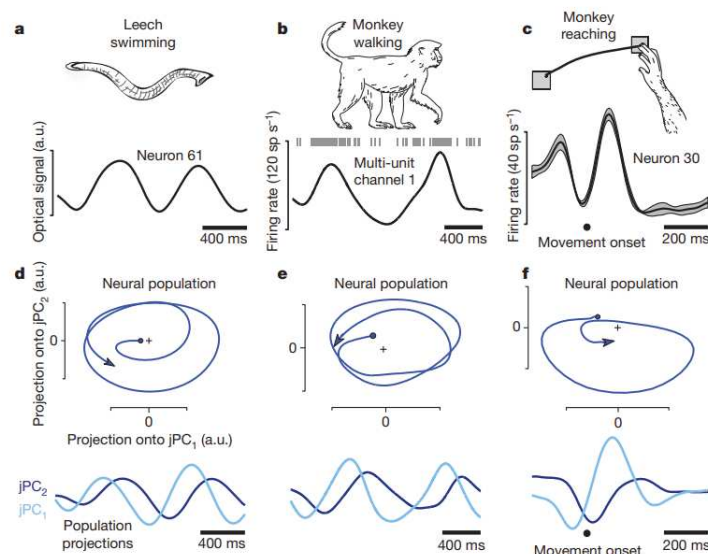


FIGURE 2.5 – Figure issue des travaux de Churchland et al. [54]. Observation d'une population de neurones du cortex moteur pour différents mouvements (a, b, c) et leurs projections sur un espace en deux dimensions obtenues par la méthode 'jPCA' (méthode dérivée de l'analyse en composantes principale ACP pour la réduction de dimensionnalité). a) et d) déplacement d'une anguille, b) et e) locomotion du singe, c), f) préhension du singe.

Ces résultats montrent que des signaux présentant une composante rythmique seraient présents dans le cortex moteur primaire et qu'un contrôle rythmique pourrait entrer en jeu, à un certain niveau, dans la production d'actions non périodiques.

Par ailleurs, *Van Mourik & Beek*, (2004) ont étudié les phases de démarrage et d'arrêt des mouvements rythmiques apportant des résultats favorables quant à l'hypothèse selon laquelle les mouvements rythmiques seraient initiés par une succession de contrôles discrets suivis d'un contrôle rythmique avant d'être terminés par des contrôles discrets [238].

2.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu succinct du fonctionnement du système musculo-squelettique chez l'humain. Nous avons pu constater que les mécanismes responsables de la génération des commandes motrices étaient encore méconnus et faisaient toujours l'objet de nombreux débats. Néanmoins, malgré l'absence de consensus scientifique sur le sujet, les nombreuses études en sciences du mouvement humain et en neuroscience au sens large, ont permis aux chercheurs de développer différents modèles computationnels du contrôle moteur chez l'humain que nous allons aborder dans le chapitre suivant.



3. Modélisation du contrôle moteur chez l'humain

Nous avons vu dans le chapitre précédent que les mécanismes impliqués dans la planification et l'exécution du mouvement chez l'humain soulevaient encore de nombreuses interrogations. L'être humain est le parfait exemple d'un système capable d'apprendre et d'adapter ses mouvements lors de situations nouvelles de manière robuste. Là où les modèles de contrôle classiquement utilisés pour le contrôle d'agents artificiels (Robots, Avatars) montrent leurs limites en termes d'adaptabilité et de coût computationnel, la nature semble, quant à elle, avoir trouvé des solutions qui soulèvent la curiosité de nombreux chercheurs. Les modèles se multiplient pour imiter ou bien s'inspirer du contrôle moteur naturel qui est le produit d'années d'évolution. Pour ces modèles, dits bio-inspirés du contrôle moteur humain, l'étude des mécanismes permettant le contrôle du système musculo-squelettique est considérée comme essentielle. Il existe, dans ce cadre, des approches à différentes granularités allant de la modélisation précise du système musculo-squelettique et des structures cérébrales impliquées dans le contrôle à des modélisations simplifiées, sans doute moins proches du vivant mais permettant d'avoir une vue d'ensemble en mettant en avant les principaux mécanismes de fonctionnement.

Ce chapitre introduit les notions essentielles à la compréhension de la modélisation bio-inspirée du contrôle moteur. Plus précisément, nous allons, en premier lieu, nous intéresser à la modélisation du système musculo-squelettique en prenant comme exemple d'intérêt celui du bras humain. Dans un second temps, nous introduirons les principaux types de modèles bio-inspirés de contrôle du système musculo-squelettique avant de détailler les méthodes les plus utilisées actuellement dans la littérature.

3.1 Modélisation du système musculo-squelettique : exemple du bras

La modélisation du système musculo-squelettique comprend l'anatomie du squelette, les mécanismes physiologiques à l'origine de la génération de force et la physique du monde dans lesquels ils agissent. La complexité et le degré de réalisme des modèles varient en fonction de leurs applications.

Lors de la construction d'un modèle du système musculo-squelettique, l'important est de définir la dimensionnalité du système, c'est-à-dire le nombre de Degrés De Liberté (DDL) ainsi que le nombre de muscles pour les actionner. La plupart des modèles possèdent une dimensionnalité bien

3.1 Modélisation du système musculo-squelettique : exemple du bras 51

plus faible que la dimensionnalité réelle du système qu'ils modélisent. En effet, il n'est pas rare que les modèles ne soient utilisés que pour réaliser des mouvements particuliers qui ne nécessitent pas de faire intervenir l'ensemble des DDL du système.

A titre d'exemple, dans le cas de la modélisation du bras humain comprenant l'articulation de l'épaule et du coude, les mouvements étudiés sont très souvent réalisés uniquement dans le plan transversal, il n'y a donc pas forcément besoin des sept DDL du bras, trois s'avérant suffisants pour mouvoir le bras dans le plan.

Comme illustré Figure 3.1, les os sont le plus souvent représentés par des segments rigides sur lesquels viennent s'accrocher les tendons. Les muscles et les tendons sont souvent positionnés en série [385] formant une seule unité « musculo-tendineuse » qui vient s'accrocher soit en un point unique sur l'os soit à de multiples endroits en fonction du muscle considéré. L'axe formé par le tendon et le muscle représente ainsi la ligne d'action du muscle sur l'articulation.

On peut alors en déduire le bras de levier du muscle, noté γ par rapport à l'articulation, qui n'est autre que le produit de la distance notée r entre le point de pivot de l'articulation noté O et le point d'application de la force noté P par le sinus de l'angle de l'articulation noté θ :

$$\gamma = \|\vec{OP}\| * \sin(\theta) = r * \sin(\theta) \quad (3.1)$$

On peut alors calculer le moment (torque), noté M_O , de la force \vec{F} générée lorsque le muscle se contracte [386]. Le moment n'est autre que l'intensité de la force notée F multipliée par le bras de levier γ :

$$M_O = F * \underbrace{r * \sin(\theta)}_{\text{bras de levier}} = F * \gamma \quad (3.2)$$

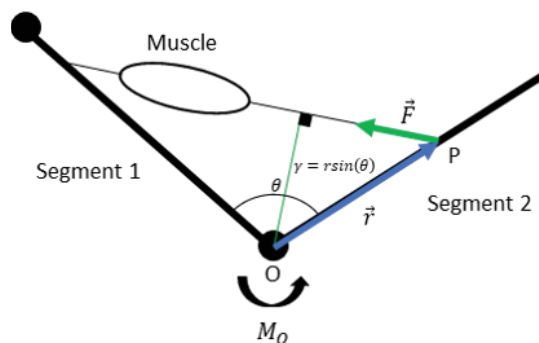


FIGURE 3.1 – Exemple simple du moment M_O d'une force notée \vec{F} générée par un muscle et appliquée à une articulation. O représente l'origine de l'articulation c'est-à-dire le point autour duquel le segment 2 effectue une rotation. \vec{F} représente la force appliquée au point P du segment deux. $r * \sin(\theta)$ représente le bras de levier, c'est-à-dire la plus petite distance reliant la ligne d'action de la force \vec{F} à l'origine

Comme précisé plus haut, dans le cas de la modélisation du bras et plus particulièrement de l'articulation de l'épaule et du coude, le bras est souvent représenté par deux segments rigides, le bras et l'avant-bras, actionnés par trois paires de muscles [216, 161, 109, 207]. Les mouvements sont alors effectués **uniquement dans le plan transversal**, comme c'est souvent le cas dans les études portant sur les membres supérieurs [1, 320, 288].

Les trois paires de muscles modélisées comprennent : **deux paires mono-articulaires et une paire bi-articulaire**. Les paires de muscles mono-articulaires sont constituées des muscles fléchisseurs et extenseurs de l'épaule et des muscles fléchisseurs et extenseurs du coude. Les muscles bi-articulaires

sont constitués des muscles fléchisseurs et extenseurs reliés à l'articulation de l'épaule et à celle du coude. Dans ces modèles, les muscles fléchisseurs et extenseurs représentent soit un seul muscle réel du bras soit la « fusion » de plusieurs muscles ayant une action similaire sur l'articulation. Dans le cas du bras humain, les muscles pris en considération et leur contribution peut légèrement varier d'un modèle à l'autre, un exemple des principaux muscles modélisés est donné Figure 3.2.

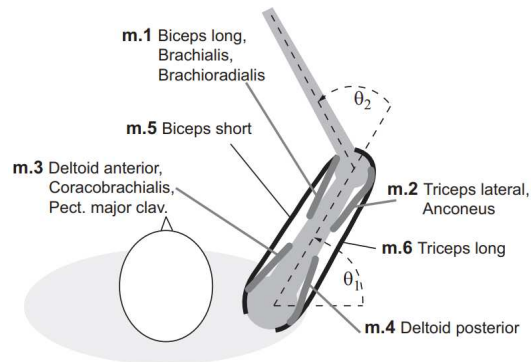


FIGURE 3.2 – Modèle d'un bras humain avec deux segments et 6 muscles, figure tirée de Li, (2006) [207]

Les modèles computationnels musculaires les plus utilisés sont ceux basés sur le modèle de Hill (1938) [127]. Dans ce modèle, le muscle en entier est considéré comme une et une seule unité fonctionnelle contractile (sarcomères) constituée de trois composantes. La première est une composante contractile dont la vitesse de raccourcissement ne dépend que de la force développée par le muscle. La deuxième composante est une composante élastique en série c'est-à-dire un ressort non amorti. La troisième est une composante élastique parallèle qui modélise la tension de repos au niveau du muscle non stimulé. La force générée par le muscle dépend alors de plusieurs paramètres :

- Le degré d'activation du muscle
- La valeur de PCSA du muscle (nombre de fibre musculaire par cm^2)
- L'angle de pennation (angle que forment les fibres musculaires par rapport à l'axe selon lequel le muscle exerce une force de contraction)
- La relation entre force et longueur du muscle
- La relation entre force et vitesse de contraction du muscle

Ce modèle a par la suite été amélioré par Zajac, (1989) [385]. Il existe des modèles alternatifs au modèle de Hill (e.g., [384, 103]), certains sont plus réalistes mais aussi plus coûteux en terme de calcul (e.g., [96]).

3.2 Introduction aux modèles de contrôle du système musculo-squelettique

Il existe de nombreux modèles issus d'approches très différentes pour contrôler le système musculo-squelettique. Différentes taxonomies ont été proposées pour classifier les différentes approches.

Schaal and Atkeson, (2010) ont d'ailleurs proposé une classification des méthodes de contrôle en deux catégories : **sans-modèle** (« model-free » en anglais) et **avec-modèle** (« model-based » en anglais) [300]. Les méthodes avec modèle reposent sur le calcul ou l'apprentissage de ce qu'on appelle des **modèles internes** dont le rôle est de représenter les dynamiques du système modélisé et

de l'environnement [113]. Le contrôleur du système peut alors se reposer sur ces modèles internes pour décider de la commande à envoyer afin d'exécuter le mouvement souhaité. Les modèles internes peuvent être définis a priori grâce à une connaissance mécanique parfaite du système et de sa dynamique ou encore faire l'objet d'un apprentissage. Les méthodes sans modèle sont quant à elles des méthodes où la **politique d'action** du contrôleur est directement calculée ou apprise sans passer par l'identification d'un modèle [113]. C'est par exemple le cas de la plupart des algorithmes d'apprentissage par renforcement, qui permettent d'établir une politique d'action efficace pour permettre la réalisation du mouvement souhaité par le biais de signaux de récompenses. Valero-Cuevas *et al.*, (2009) ont présenté une vue d'ensemble relativement complète des différentes méthodes permettant in fine le contrôle du système musculo-squelettique représentée sur la Figure 3.3 [359]. On peut noter que ces méthodes appartiennent à des champs disciplinaires divers et que certaines sont à l'intersection de ces différents champs. Les auteurs incluent sans distinction dans cette classification, les méthodes pouvant être utilisées pour l'obtention de modèles internes, celles permettant l'obtention de politiques d'action et celles pouvant être utilisées dans les deux cas. Dans cette partie introductive, nous allons revenir sur les notions permettant d'appréhender la modélisation du contrôle moteur. Nous commencerons par définir les « modèles internes » puis les « systèmes de contrôle » les plus couramment utilisés pour la gestion et la mise à jour dans le temps de ces modèles. Puis, dans les sections suivantes, nous nous concentrerons sur les méthodes bio-inspirées du contrôle.

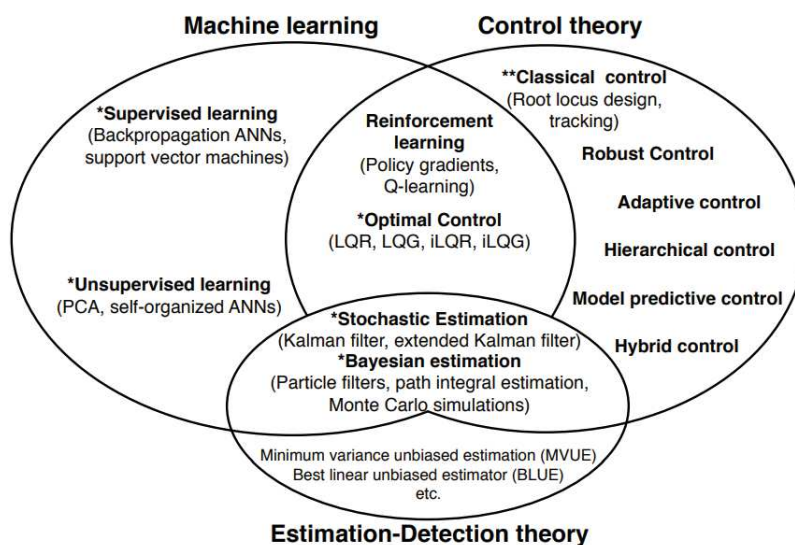


FIGURE 3.3 – Description schématique des interactions entre méthodes issues du Machine Learning, de la théorie du contrôle et de la théorie dite d'estimation-détection. Les méthodes surplombées par deux astérisques représentent d'après les auteurs les méthodes les plus couramment utilisées dans le contrôle du système neuro-musculo-squelettique et les méthodes surplombées par une astérisque les méthodes nouvellement utilisées. Figure issue de Valero-Cuevas *et al.*, (2009) [359], reproduite sans modification.

3.2.1 Modèles internes

La théorie des modèles internes suppose que le cerveau possède sous une certaine forme, des informations sur le système musculo-squelettique et sur le monde extérieur [164]. Plusieurs scientifiques s'accordent sur l'existence de tels modèles car de nombreuses expériences ont montré que le cerveau était capable de mémoriser des gestes mais aussi de les adapter pour compenser

d'éventuelles perturbations [189, 80] et de faire des prédictions de l'impact de ses actions sur le monde [257, 225]. Cependant, l'architecture de ces modèles, leur mémorisation, leur utilisation et la nature des structures cérébrales impliquées dans leur gestion font encore débat. Ainsi, parmi les régions du cerveau susceptibles d'être utilisées pour créer et mémoriser de tels modèles, on peut citer le cortex moteur ([206, 260]) et le cervelet ([271, 76, 319, 26]).

Il existe deux principaux types de modèles internes dans la littérature pour représenter la dynamique du système neuromusculaire : les modèles directs (« forward models ») et les modèles inverses (« inverse models »).

3.2.1.1 Modèle direct

Le **modèle direct** prend en entrée une commande motrice (torque, activation musculaire, etc.) et prédit la position des membres à la suite de l'exécution de celle-ci (voir Figure 3.4).



FIGURE 3.4 – Modèle direct

La dynamique du système est représentée par l'équation suivante :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) = R(q)F_M + F_{ext}(q, \dot{q}) \quad (3.3)$$

Où M est la matrice d'inertie, C le vecteur incluant les effets des forces non-linéaires, de Coriolis et centrifuge, G un vecteur relié à l'effet de la gravité, R la matrice des bras de levier instantanés de chaque articulation et F_{ext} l'ensemble des forces extérieures provenant de l'environnement. Les variables q , \dot{q} et \ddot{q} sont respectivement les vecteurs de position, de vitesse et d'accélération angulaire des différentes articulations.

3.2.1.2 Modèle inverse

Le **modèle inverse** prend en entrée la position du robot, la position désirée et donne en sortie la commande motrice à effectuer pour passer de la position initiale à celle désirée :

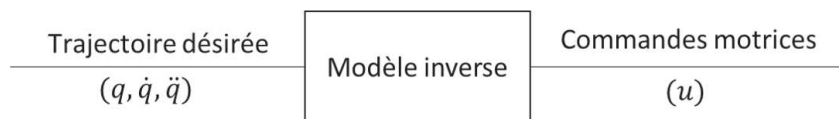


FIGURE 3.5 – Modèle inverse

A l'inverse du modèle direct où la position finale des articulations est unique pour un jeu de torques bien définis en entrée, le modèle inverse doit choisir parmi une multitude de possibilités la ou les commandes motrices permettant d'arriver à la position finale. En effet, comme nous avons pu le voir au début de ce chapitre, lorsque le nombre de muscles dépasse le nombre de muscles nécessaires pour mouvoir les articulations, le système devient redondant. Le modèle inverse doit donc selon certains critères définis au préalable, choisir la meilleure solution parmi celles disponibles.

Les modèles *direct* et *inverse* peuvent être utilisés indépendamment mais aussi de façon complémentaire en fonction de l'objectif visé.

Le plus généralement, ces modèles sont contrôlés et mis à jour en étant utilisés conjointement avec un contrôleur de type « *feed-forward* » ou avec un contrôleur de type « *feedback* » que nous allons définir dès à présent.

3.2.2 Système de contrôle : contrôle *feed-forward* et contrôle par *feedback*

Les contrôleurs *feed-forward* et *feed-back* sont deux exemples respectifs de contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée. Un système contrôlé en boucle ouverte est un système dont la sortie n'affecte pas le processus de contrôle. Un système en boucle fermée est un système qui intègre la réaction de ce système (rétroaction).

3.2.2.1 Contrôleur par *feedback*

Le **contrôle par « feedback »** est un contrôle réactif en boucle fermée. Il détermine l'erreur engendrée par le système en comparant la sortie de celui-ci à la sortie désirée (contrôle réactif). Cette erreur peut être due aux imperfections des capteurs/senseurs et/ou aux différents signaux/forces externes au système. Elle est alors réinjectée comme entrée dans le système et permet de réajuster les commandes motrices (contrôle en boucle fermée, voir Figure 3.6).

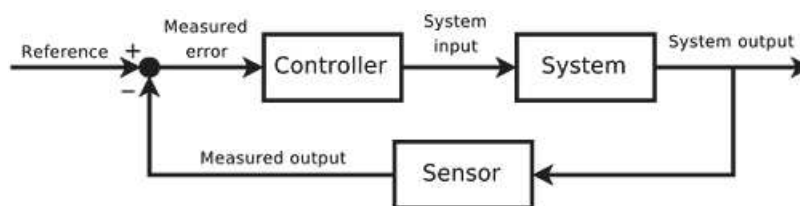


FIGURE 3.6 – Exemple de contrôleur « feedback »

3.2.2.2 Contrôleur *feed-forward*

Le **contrôle « feed-forward »** est un contrôle prédictif en boucle ouverte. Il repose sur un modèle du système qui lui permet de faire des prédictions sur les variables contrôlées par celui-ci (contrôle prédictif). Il établit lui-même la trajectoire de référence à suivre et calcule la future loi de commande à appliquer aux variables manipulées. Ce type de contrôle a l'avantage d'être rapide car il n'a pas besoin d'attendre un retour du système. En revanche, celui-ci est moins adaptatif que le contrôle par feedback.

3.2.3 Exemple d'architectures de contrôle moteur

Les contrôleurs « feedback » et « feed-forward » sont souvent utilisés conjointement dans les systèmes de contrôle. Un exemple de combinaisons possibles est donné Figure 3.7 [164].

Dans le premier exemple, Figure 3.7 a, le système possède un contrôle de type feedforward grâce à un modèle inverse. Le signal de contrôle issu du modèle permet d'obtenir le mouvement désiré. Dans le deuxième exemple Figure 3.7 b, le signal de contrôle est la somme de la sortie du contrôleur feedback et du modèle inverse. Le modèle inverse, lui, s'adapte grâce au retour du contrôleur feedback en utilisant sa sortie pour générer un signal d'erreur. Dans le troisième exemple Figure 3.7 b, le schéma de contrôle est identique à celui décrit en (a) avec en plus un modèle direct (forward) qui s'adapte grâce au signal de prédiction d'erreur. Le modèle direct est alors utilisé pour propager l'erreur de performance jusqu'au modèle inverse pour que celui-ci puisse apprendre.

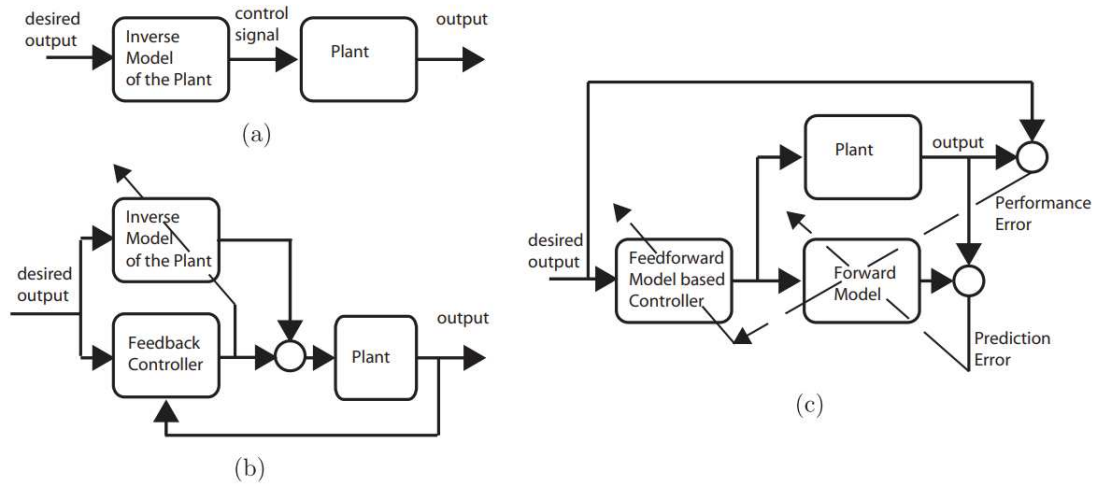


FIGURE 3.7 – Figure reproduite à l’identique de *Karniel, (2011)* [164]. (a) Boucle de contrôle ouverte avec un modèle inverse comme contrôleur. (b) Exemple d’apprentissage par retour d’erreur (feedback learning) issu de *Kawato, 1999* [167]. (c) Exemple d’architecture « Distal Teacher » issu de *Jordan & Rumelhart, (1992)* [156].

3.3 Principales méthodes de Contrôle

Nous présenterons dans cette section, certaines des méthodes de contrôle qui se trouvent à la croisée de plusieurs champs disciplinaires à savoir le **contrôle optimal**, l’**apprentissage par renforcement** et les **modèles probabilistes** avec en particulier les modèles bayésiens. Ces méthodes font partie des modèles qui tentent de s’inspirer du vivant et qui sont, d’après *Desai, (2015)*, les plus représentés aujourd’hui dans la littérature pour l’adaptation et l’apprentissage moteur [73].

3.3.1 Le contrôle optimal

Le contrôle optimal est l’une des approches du contrôle moteur les plus utilisées. Elle est dérivée du domaine de l’automatique et des mathématiques appliquées (optimisation des processus).

Le principe du contrôle optimal est de trouver les signaux de contrôle qui vont permettre au système d’atteindre un but tout en **minimisant un certain critère de coût** ou en **maximisant un critère de performance** [204, 38, 222].

Dans la théorie du contrôle optimal, le contrôleur possède un modèle descriptif du système c’est-à-dire qu’il a accès directement ou indirectement aux variables d’état, soit par le biais des capteurs soit par le biais d’un système prédictif (par exemple grâce à un modèle interne). Il a aussi accès à la liste des contraintes physiques qui s’appliquent au système et à une fonction spécifiant le coût (ou la performance) de ses actions. Un exemple d’architecture utilisant conjointement un contrôleur optimal et un modèle direct est donnée Figure 3.8. Le contrôleur optimal reçoit en entrée la fonction de coût à minimiser, l’état actuel du système (ici un robot) grâce au modèle direct, le but de la tâche, etc. Ensuite, celui-ci calcule la trajectoire optimale, souvent dans l’espace cartésien. Puis, un système intermédiaire transforme les commandes dans l’espace des articulations avant de les envoyer au robot.

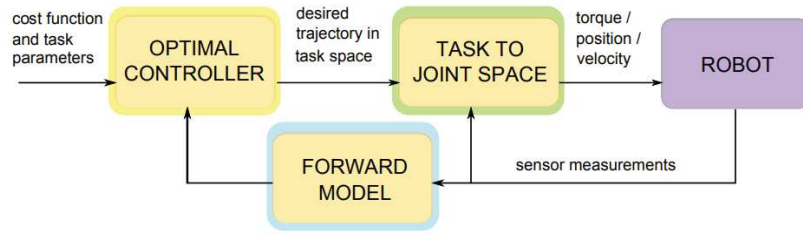


FIGURE 3.8 – Schéma conceptuel d'un système de contrôle comprenant un contrôleur optimal. Figure reproduite à l'identique de *Ivaldi et al., (2012)* [142]

Le contrôleur va être en mesure de résoudre un problème de contrôle optimal c'est-à-dire trouver la politique d'action dite, optimale, en choisissant dans chaque cas la meilleure solution (e.g., signaux de contrôle) parmi l'ensemble des possibles, minimisant un certain critère de coût (ou maximisant la performance). Cette minimisation ou maximisation donnera alors une trajectoire de contrôle sous contrainte. La **politique d'action optimale** permet de résoudre en partie le problème de la redondance du système sensorimoteur de par l'imposition de contraintes d'optimalité sur le mouvement.

3.3.1.1 Théorie du contrôle optimal

Les équations permettant de décrire de façon générale le problème du contrôle optimal ont tout d'abord été formulées pour un système et un environnement déterministes où les entrées fournissent toujours les mêmes sorties. Celles-ci ont par la suite fait l'objet de modifications de façon à pouvoir fonctionner avec un système et/ou un environnement stochastiques pour lequel les mêmes entrées peuvent produire différentes sorties (bien plus réalistes dans le cas du contrôle du système sensorimoteur).

D'après le formalisme utilisé dans la théorie du contrôle, l'évolution d'un système stochastique est décrit par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), \eta(t), t) \quad (3.4)$$

Avec $x(t)$ représentant l'état du système (e.g., angles des articulations, vitesses, activations musculaires), $u(t)$ les signaux de contrôles (e.g., torques, forces musculaires, commandes neurales) et $\eta(t)$ l'ensemble des variables stochastiques ayant un impact sur le système.

La fonction de coût, notée J d'un système stochastique est une fonction de coût moyenne décrite par l'équation (forme de *Bolza*) :

$$J(u(.)) = \mathbb{E}[J(u(.))] = \mathbb{E}[h(x(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} g(x(t), u(t), t) dt] \quad (3.5)$$

Avec $u(.)$ l'ensemble des signaux de contrôle utilisés, la fonction h représentant le coût final (i.e., est-ce que la cible a été correctement atteinte) et g le coût immédiat qui dépend par exemple des amplitudes de la vitesse ou des signaux de contrôle. $\mathbb{E}[\cdot]$ représente l'espérance.

Le problème du contrôle optimal est alors de trouver la séquence de contrôle noté $\overset{\circ}{u}$ générant la trajectoire $\overset{\circ}{x}(\cdot)$ qui minimise la fonction de coût $J(u(\cdot))$:

$$\overset{\circ}{u} = \underset{u(\cdot)}{\operatorname{argmin}} J(u(\cdot)) \quad (3.6)$$

Les algorithmes de contrôle optimal reposent sur deux principes mathématiques permettant la minimisation d'un critère de coût défini : le *principe d'optimalité de Bellman* [30] et le *principe*

du maximum de Pontryagin [267]. Dans le cas du contrôle moteur, de nombreux auteurs ont émis l'hypothèse que les mouvements minimisaient des critères liés à la cinématique ou à la dynamique du système moteur. Une liste non exhaustive de ces critères est présentée Figure 3.9.

Certains des critères les plus célèbres visent à minimiser des paramètres de la cinématique. On retrouve par exemple le critère de **minimum de variation d'accélération** (minimum jerk) [91]. Grâce à la minimisation de ce critère, les trajectoires obtenues sont droites avec des profils de vitesse symétriques et lisses. En revanche, l'ensemble des propriétés dynamiques du système n'est pas pris en compte. Ce critère permet de résoudre uniquement le problème de redondance de DDL au niveau de la trajectoire de l'effecteur mais pas au niveau des articulations et de l'activité musculaire. On retrouve aussi la **variation minimale du couple** (minimum torque-change) [357]. L'avantage de ce critère est qu'il permet de retrouver des trajectoires point à point légèrement courbes avec des profils de vitesses symétriques. Cependant, la redondance des DDL n'est pas considérée.

Cependant, tous ces critères ne permettent pas de retrouver les caractéristiques du mouvement humain ou encore d'apporter des interprétations quant au fonctionnement du système de contrôle moteur chez l'humain. Certains permettent cependant de s'approcher du comportement cinématique du mouvement biologique humain. Par exemple, le critère de **variance minimale** (minimum variance) [118] permet de retrouver, pendant le tracé d'une ellipse, la loi de Fitts ([90]) ainsi que la loi de puissance deux-tiers ([365]) réputées caractéristiques de la cinématique du mouvement biologique. De plus, la variance de la position de la main est observable à travers l'information visuelle et proprioceptive rendant le modèle plausible.

D'autres critères visent à réduire l'énergie. On retrouve par exemple le critère du **minimum d'énergie** prenant en compte la dépense d'énergie musculaire et les aspects de cocontraction [37]. Ce dernier a permis de reproduire en autres les brefs moments d'inactivation simultanée des muscles agonistes et antagonistes lors de gestes rapides. On retrouve aussi le critère du **minimum d'effort** qui lui prend en compte l'aspect énergétique des commandes de contrôle musculaire [109]. Celui-ci a permis de reproduire, au-delà de la cinématique des mouvements, des caractéristiques quantitatives de décharge d'un ou d'une population de neurone dans le cortex moteur primaire des primates.

Critère d'optimalité	Description mathématique
Accélération angulaire (Ben-Itzhak et Karniel, 2008)	$J_{ACC} = \int_0^T (\ddot{\varphi}^2 + \ddot{\psi}^2) dt$
Variation d'accélération (Flash et Hogan, 1985)	$J_{HJ} = \int_0^T (\ddot{x}^2 + \ddot{z}^2) dt$
Variation angulaire (Wada et al., 2001)	$J_{AJ} = \int_0^T (\ddot{\varphi}^2 + \ddot{\psi}^2) dt$
Torque (Nelson, 1983)	$J_T = \int_0^T (\tau_1^2 + \tau_2^2) dt$
Variation du torque (Uno et al., 1989)	$J_{TC} = \int_0^T (\dot{\tau}_1^2 + \dot{\tau}_2^2) dt$
Energie (Berret et al., 2008)	$J_{EN} = \int_0^T (\dot{\varphi} \cdot \tau_1 + \dot{\psi} \cdot \tau_2) dt$
Effort (Guigon et al., 2007)	$J_{EFF} = \sum_{i=1}^6 u_i^2$
Variation et énergie (Berret et al., 2011a; Hilt et al., 20)	$J_{JE} = \int_0^T (\dot{\varphi} \cdot \tau_1 + \dot{\psi} \cdot \tau_2) dt + 10^{-3} \cdot \int_0^T (\ddot{\varphi}^2 + \ddot{\psi}^2) dt$
Variation, énergie et effort	$J_{JEE} = \int_0^T (\dot{\varphi} \cdot \tau_1 + \dot{\psi} \cdot \tau_2) dt + 10^{-3} \cdot \int_0^T (\ddot{\varphi}^2 + \ddot{\psi}^2) dt + \sum_{i=1}^6 u_i^2$

FIGURE 3.9 – Récapitulatif des fonctions de coût présentes dans la littérature.

3.3.1.2 Contrôle optimal et contrôle du système musculo-squelettique : limitations et évolutions

La théorie du contrôle optimal existe depuis de très nombreuses années, aussi, elle a donné naissance à de très nombreux modèles dont les architectures ont évolué avec le temps et continuent encore d'évoluer aujourd'hui. Certaines limitations ont pu être dépassées dans des modèles relativement récents, d'autres sont encore à l'étude. Nous allons décrire de façon générale les principales limitations dont souffrent les modèles fondés sur cette théorie, tout en donnant un aperçu succinct des solutions qui ont été apportées pour certaines d'entre elles.

La principale limite de nombreux modèles issus de la théorie du contrôle optimal réside dans les prérequis nécessaires à leur bon fonctionnement. Ceux-ci nécessitent souvent une connaissance parfaite de la dynamique du système, à savoir, la matrice exacte de transition des états. En effet, les équations permettant de construire ces modèles reposent sur une connaissance a priori du système et de l'environnement limitant les applications dans à un environnement contraint. L'ajout de termes stochastiques dans un modèle d'état de type dynamique permet de prendre en compte dans une certaine mesure des perturbations non-prédictibles. En outre, de nombreux contrôleurs optimaux se contentent de fournir des trajectoires sans être dotés de capacités adaptatives, on parle de contrôleurs en boucle ouverte, autrement dit sans contrôle réactif (« feedback ») (e.g., [243, 91, 357, 118]). Dès lors que l'environnement évolue (ajout de perturbations, changement de contraintes), les contrôleurs non-adaptatifs sont alors rapidement mis à défaut. En effet, une trajectoire fondée sur un critère d'optimalité défini au préalable pour un environnement donné, n'est pas un gage d'efficacité dans un environnement tiers avec d'autres contraintes. D'après *Todorov & Jordan, (2002)*, la planification du mouvement ne doit pas être séparée de son exécution, c'est-à-dire ne pas avoir lieu uniquement en amont puis rester inchangée [350].

Certains modèles de contrôle optimaux ont alors intégré un contrôle réactif de façon à pouvoir compenser en temps réel les perturbations non prévues [188, 292, 208]. Ces modèles, nécessitant plus ou moins de paramétrages, peuvent donc être qualifiés d'adaptatifs dans la mesure où ils sont capables de pallier d'éventuelles perturbations. Un exemple d'architecture associant un contrôleur optimal décidant de la trajectoire désirée ainsi qu'un contrôleur par « feedback » et « feedforward » est donné ci-dessous :

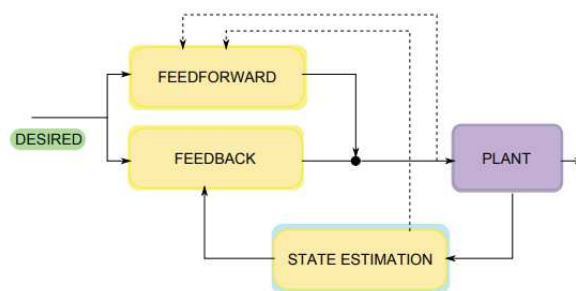


FIGURE 3.10 – Intégration d'un contrôleur par « feedback » et d'un contrôleur « feedforward » dans une architecture de contrôle optimal. Les flèches en pointillés représentent le flot d'informations pouvant être utilisées pour améliorer le contrôleur « feedforward » si celui-ci utilise un modèle interne ou des signaux de copie efférente. Figure reproduite à l'identique de [142].

Différents mécanismes peuvent être à l'origine d'un comportement adaptatif. *Izawa et al., (2008)* se sont interrogés sur la nature de l'adaptation en proposant deux hypothèses qu'ils ont par la suite testées [145]. La première est que l'adaptation est un mécanisme dont le but est d'annuler les

perturbations afin de permettre l'exécution du plan initial. On peut alors faire le parallèle avec les contrôleurs optimaux précédents. Le contrôleur optimal définit la trajectoire désirée pour atteindre un but dans un environnement donné et se sert de l'aspect réactif pour annuler en temps réel les perturbations qui viennent éloigner la trajectoire réelle de celle désirée. La deuxième hypothèse suppose que l'adaptation correspond à un processus dit de ré-optimisation, c'est-à-dire une adaptation du contrôleur et de sa politique grâce, par exemple, à l'utilisation de modèles internes qui peuvent être mis à jour de façon à apprendre la dynamique du nouvel environnement. Pour tester les deux hypothèses, les auteurs ont mené trois études psycho-expérimentales utilisant le paradigme des champs de force lors de mouvements d'atteinte vers une cible, toutes avec des contraintes différentes. Leurs résultats ont alors mis à défaut l'hypothèse une, selon laquelle il y aurait une trajectoire invariante planifiée en amont et que l'adaptation serait un processus dont le but serait d'annuler les perturbations. Au contraire, les auteurs soutiennent que l'adaptation serait à l'origine d'un processus de ré-optimisation rendu possible grâce à l'entraînement. En effet, par la pratique, nous serions en mesure d'apprendre un modèle direct de l'environnement sur lequel se baserait le contrôleur optimal pour définir sa politique d'action.

Par la suite, des modèles de contrôleurs optimaux [350, 367] ont associé un modèle interne à un contrôleur optimal réactif. Cette association a permis d'introduire un mécanisme adaptatif permettant de faire face à un environnement et à un système stochastique, on parle notamment du contrôle optimal stochastique. Toutefois, ces systèmes s'appuient sur des équations toujours plus complexes à calculer.

En effet, de manière générale la recherche de solutions optimales est coûteuse en termes de ressources et de temps de calcul [142]. La complexité grandit rapidement avec le nombre de degrés de liberté et augmente considérablement le nombre de paramètres à prendre en compte, on parle de la **malédiction de la dimensionnalité** (the Curse of Dimensionality en anglais).

Par ailleurs, les modèles de contrôle optimaux sont créés dans le but de reproduire des performances atteintes lors de mouvements qui auraient été parfaitement intégrés. En effet, la politique d'action est optimale, calculée par le contrôleur par rapport à un critère de coût défini au préalable pour une tâche en particulier [350]. Ces modèles sont donc des experts capables de réaliser des gestes précis mais difficile à généraliser. Si la tâche change, si l'environnement change et que le critère de coût n'est plus adapté à la nouvelle situation, le contrôleur ne pourra pas s'adapter car in fine, la politique d'action est calculée et non apprise.

Au regard des limitations que nous avons citées, des chercheurs tentent désormais d'intégrer des techniques de *machine learning* (ML) au contrôle optimal. L'objectif est triple, les techniques de ML peuvent non seulement permettre de gérer le côté évolutif de l'environnement et du système, résoudre le problème de la dimensionnalité grâce à des approches incrémentales mais aussi effectuer les traitements lourds « hors-ligne ». On peut citer à titre d'exemple, le modèle *iLQG* [327] qui est un contrôleur optimal combiné avec un algorithme de type LWPR [364] qui permet d'apprendre de façon incrémentale la dynamique d'un bras avec deux degrés de liberté et six muscles. L'algorithme LWPR fait partie d'une classe d'algorithmes appartenant au ML, capables par régression, d'apprendre des lois complexes en venant modifier les noyaux de catégorisations des données [15]. Il n'est bien sûr pas le seul, on peut aussi citer les algorithmes RFWR [299], les modèles GMM [50], etc.

Enfin, parmi les techniques de ML rencontrant un fort intérêt auprès de la communauté du contrôle moteur, on retrouve l'apprentissage par renforcement (RL) introduit par *Sutton & Barto, (1998)* [340]. Le RL peut être considéré comme proche de la théorie du contrôle optimal, de la

programmation dynamique et de la programmation stochastique [268]. Comme le contrôle optimal, celui-ci a pour but de trouver une politique d'action optimale minimisant un coût ou maximisant un gain. Cependant, le contrôle optimal requiert une connaissance du système sous la forme d'un modèle alors que l'apprentissage par renforcement peut opérer directement grâce aux variables mesurées et aux signaux de récompense reçus lors de l'interaction avec l'environnement.

3.3.2 Apprentissage par renforcement

D'après *Izawa et al., (2008)* la recherche de la meilleure politique d'action peut être vue comme un problème dépendant du coût ou des récompenses liés à la tâche [145]. La dopamine étant un neurotransmetteur lié aux erreurs de prédiction des récompenses [315], les auteurs soutiennent que la recherche de la meilleure politique d'action pourrait dépendre de structures comme les noyaux gris centraux. L'apprentissage par renforcement étant un apprentissage itératif basé sur un système de récompenses/punitions, celui-ci pourrait donc être un bon candidat pour l'apprentissage de politique d'action dans le cadre du contrôle moteur chez l'humain. L'apprentissage par renforcement consiste à apprendre par expérience une stratégie comportementale, plus précisément une loi d'action, appelée **politique** π , dans un environnement où certaines actions permettent d'obtenir des **récompenses**. Le but pour l'agent apprenant est de construire une politique capable pour un état donné, s , de choisir une action a , maximisant la récompense cumulée au cours du temps (voir Figure 3.11).

Dans le cas du contrôle du système musculo-squelettique, les états peuvent être définis par les positions angulaires des différentes articulations, les vitesses de déplacement etc., les actions peuvent par exemple être décrits par les signaux de contrôle ou les torques à appliquer aux articulations.

Classiquement, l'apprentissage par renforcement repose sur un processus de décision markovien (MDP) comprenant :

- Un ensemble fini d'états noté S
- Un ensemble fini d'actions noté A
- Un ensemble de valeurs scalaires nommé *récompenses* que l'agent peut obtenir noté R
- Des probabilités de transition entre les états notées $P(s_{t+1}|s_t, a)$

La particularité des processus de décision markovien (« Markov Decision Process », MDP) est que l'état suivant, s_{t+1} et la récompense r , ne dépendent que de l'état précédent s_t et de l'action a et non pas de l'ensemble des actions et des états précédents.

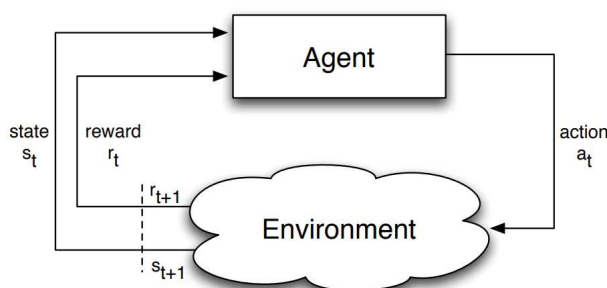


FIGURE 3.11 – Architecture classique d'un modèle d'apprentissage par renforcement. Figure reproduite à l'identique de [110]

Les politiques peuvent être classées en deux catégories : les politiques **déterministes** et les politiques **stochastiques**. Dans le premier cas, à un état s donné correspond une action a , ce qui peut être mathématiquement formulé comme suit : $a = \pi(s)$. Dans le deuxième cas, à chaque action

a réalisable depuis s correspond une probabilité p d'être choisi, ce qui peut être mathématiquement formulé comme suit : $\pi(s, a) = P(a|s)$.

Le dernier cas est bien sûr celui qui est privilégié dans le cas du contrôle moteur car comme nous l'avons vu précédemment, un environnement réaliste est un environnement stochastique.

Les récompenses étant distribuées ponctuellement, après une longue série d'actions, la difficulté pour la politique réside dans l'assignation du degré de responsabilité de chacune des actions dans le résultat final perçu par l'agent, positif ou négatif. On parle alors de « **Credit Assignment Problem** » [230]. Pour résoudre cette problématique, il existe diverses approches que l'on peut classer comme illustré figure 3.12 avec notamment une différenciation entre celles « avec » ou « sans » modèle.

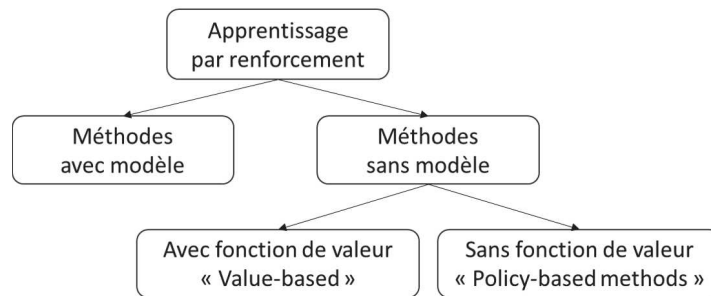


FIGURE 3.12 – Exemple de classification des méthodes d'apprentissage par renforcement

3.3.2.1 Approches « avec-modèle »

Dans le cas de l'approche « **avec-modèle** », le modèle du monde ainsi que ses dynamiques sont apprises par l'agent. L'agent agit dans l'environnement selon une politique d'action. Il observe alors m séquences : (états, actions, récompense) et approxime itérativement le MDP, alors noté \hat{M} et formulé sous la forme $\hat{M} = (S, A, \hat{P}, \hat{R}, \gamma)$. Avec, S l'ensemble des états, A l'ensemble des actions, \hat{P} l'estimation des probabilités de transitions, \hat{R} l'estimation des récompenses et γ un facteur d'actualisation compris entre 0 et 1, associé au récompenses futures. \hat{P} et \hat{R} sont approximées comme suit :

$$\hat{P}(s_{t+1}|s_t, a) = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} 1[s_i = s_t, a_i = a, s_{i+1} = s_{t+1}]}{\sum_{i=1}^{m-1} 1[s_i = s_t, a_i = a]} \quad (3.7)$$

$$\hat{R}(s_t) = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} 1[s_i = s_t] r_i}{\sum_{i=1}^{m-1} 1[s_i = s_t]} \quad (3.8)$$

Avec l'opérateur « [condition] » représentant le crochet d'Iverson qui renvoie 1 si une condition est vérifiée et 0 sinon.

Une fois le MDP approximé, la politique d'action optimale est alors facilement déduite, l'agent choisit les actions maximisant ses chances de cumuler des récompenses.

3.3.2.2 Approches « sans-modèle »

A l'inverse, dans le cas des architectures « **sans-modèle** », l'agent construit sa stratégie comportementale directement par expérience en évaluant chaque action une fois celle-ci exécutée, sans essayer de construire un modèle du monde dans lequel il évolue. Il y a alors deux méthodes possibles pour construire la politique d'action : les méthodes dites « **value-based** » et les méthodes dites « **policy-based** ».

3.3.2.2.1 Méthodes *value-based*

Dans les méthodes « value-based », la politique n'est pas apprise explicitement. Une fonction de valeur (état, état/action) est d'abord calculée et ensuite, la politique optimale en est déduite (choix de l'action avec la meilleure valeur).

Le rôle de la fonction de valeur d'une politique est d'estimer la valeur d'un état ou encore d'un couple état-action. La valeur au temps t doit représenter les futures récompenses au temps $t+k+1$ prédites si l'agent suit la politique π . Dans le cas où l'on détermine la valeur des états seuls, la fonction de valeur, notée V est de la forme [25] :

$$V^\pi(s) = \mathbb{E}_\pi \left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s \right] \quad (3.9)$$

Avec π , la politique, $\mathbb{E}[\cdot]$ l'espérance mathématique, S_t l'état à l'instant t , R_t la récompense à l'instant t et γ , le facteur d'actualisation. k représente le nombre d'états futurs

Dans le cas où l'on détermine la valeur des couples états/actions, la fonction de valeur notée $Q^\pi(s, a)$ doit représenter les futures récompenses prédites depuis l'état s si l'agent choisit l'action a et suit la politique π par la suite :

$$Q^\pi(s, a) = \mathbb{E}_\pi \left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s, A_t = a \right] \quad (3.10)$$

Avec A_t l'action choisie au temps t .

Parmi les méthodes permettant de calculer la fonction de valeur, on retrouve celles de **Monte Carlo** ainsi que celles dites de **différence temporelle**, qui sont les plus caractéristiques de l'apprentissage par renforcement.

Dans les méthodes de Monte Carlo, le but est d'estimer V^π à partir d'un grand nombre de simulations permettant d'évaluer la fréquence des transitions et des récompenses. Pour que la politique soit mise à jour, il est nécessaire d'attendre la fin d'un épisode autrement dit la fin d'une suite d'actions (trajectoire motrice à planifier par exemple). Ces méthodes ne sont donc pas incrémentales à la différence des méthodes de différence temporelle qui elles sont itératives et estiment la fonction de valeur à chaque transition d'état.

Parmi les algorithmes itératifs de type *value-based* les plus célèbres, on retrouve le $TD(\lambda)$ (Temporal Difference learning) [339], le Q-learning [369] et le SARSA (State-Action-Reward-State-Action) [340].

3.3.2.2.2 Méthodes *policy-based*

Dans le cas des méthodes « policy-based », la politique d'action est directement apprise et optimisée sous sa forme primale. Cette dernière, notée π_θ , est apprise directement par le biais d'un jeu de paramètres notés θ (poids d'un réseau de neurones ou coefficients d'une fonction polynomiale), sans avoir besoin de consulter une fonction de valeur. Pour ce faire, le vecteur de paramètres θ est adapté finement de façon à sélectionner pour chaque état l'action qui permettra de maximiser la récompense cumulée :

$$V_\theta(s) = E \left\{ \sum_{t=1}^{\infty} \gamma^t r_t | s_{t+1} P(s_{t+1} | s_t, \pi_\theta(s_t)), s_1 = s \right\} \quad (3.11)$$

Le calcul de la politique peut alors reposer sur une multitude de méthodes. On citera par exemples les méthodes d'approximation du gradient de V_θ (qui ne peut pas être calculé analytique-

ment) [341], les méthodes inspirées de l'algorithme *Expectation-Maximisation* [352], les méthodes d'optimisation stochastique [334], de *cross entropy* [289] et des méthodes *population-based* [102].

3.3.2.2.3 Méthodes acteur-critique

Les algorithmes utilisant une méthode *policy-based* sont souvent appelés « acteur-uniquement » (« actor-only method ») et les méthodes *value-based* sont souvent appelées « critique-uniquement » (« critic-only method »). Par critique, on entend un système dont le rôle est d'abord d'observer et d'estimer la performance d'un système (i.e., fonction de valeur) avant d'en déduire une politique d'action. Par acteur, on entend un système qui essaye directement de déduire la politique optimale. Les algorithmes acteur-critique sont des algorithmes hybrides possédant les deux systèmes. La fonction de valeur ne sert pas à choisir les actions mais permet de décider quand la politique d'action doit être mise à jour et quelle action doit être privilégiée ainsi que de permettre une meilleure estimation du gradient.

3.3.3 Apprentissage par renforcement et contrôle du système musculo-squelettique : usage et limitation

L'ensemble des méthodes que nous avons évoquées précédemment peuvent être adaptées pour être appliquées au contrôle du système musculo-squelettique. Cependant, certaines sont plus appropriées pour faire face à au problème de grande dimensionnalité inhérent au contrôle moteur.

De la même façon que pour le contrôle optimal, les algorithmes d'apprentissage par renforcement souffrent de la **malédiction de la dimensionnalité** et plus particulièrement les méthodes classiques *value-based* (e.g., Q-learning, SARSA, TD(λ)). Dans ces méthodes, l'approximation de la fonction de valeur a pour avantage d'augmenter considérablement les chances de trouver une politique optimale globale mais celle-ci a un coût. En effet, pour approximer efficacement une fonction de valeur, il faudrait en principe couvrir l'intégralité de l'espace états/actions. La qualité de la politique d'action dépend de l'exploration de l'environnement. Or, explorer un espace à très grande dimension entraîne des calculs extrêmement longs et l'approximation des fonctions de valeur peut se révéler instable. Par ailleurs, avec les méthodes *value-based*, le moindre changement dans la politique d'action peut avoir de grandes conséquences sur la fonction de valeur qui à son tour aura un effet sur la politique d'action, etc. Appliquées sur des systèmes réels, les politiques d'action peuvent alors facilement dévier [179].

C'est pour l'ensemble de ces raisons que les méthodes *value-based* ne sont que rarement utilisées sous leur forme classique lorsqu'il s'agit de s'attaquer au contrôle du système musculo-squelettique. On peut citer par exemple les travaux de *Rahatabad*, dans lequel un modèle du bras humain avec six muscles (modèle de *Zajac*) est contrôlé grâce à un algorithme de type SARSA nommé MA-SARSA lors de tâche d'atteinte [250].

Les méthodes *policy-based* ou encore acteur-critique (hybride) sont le plus souvent privilégiées aux méthodes *value-based*. Elles offrent de meilleures performances en termes de convergence. La politique d'action est mise à jour progressivement et de façon lisse, en suivant le gradient. Elles sont sûres de converger vers un maximum local. De plus, elles sont parfaitement adaptées à l'apprentissage de politique stochastique. En effet, avec les méthodes *value-based*, il est nécessaire de choisir au préalable une politique d'action qui permettra de trouver un compromis entre exploration et exploitation ce qui n'est pas le cas avec les méthodes *policy-based*. Par ailleurs, les méthodes *policy-based* peuvent fonctionner avec des actions sous une forme continue ce qui n'est pas le cas par exemple du Q-learning ou encore du deep Q-learning où chaque action se voit assigner un score. Cette assignation devient difficile dès lors qu'il existe un nombre très important de possibilités d'action.

En revanche, avec les méthodes *policy-based*, l'apprentissage peut se trouver bloqué dans un

maximum local. En effet, rien ne garantit que la politique trouvée sera la meilleure politique globale, à l'inverse des méthodes *value-based*. Par ailleurs, l'initialisation des paramètres ne peut pas être laissée au hasard car elle est fondamentale pour la convergence. C'est pour ces raisons que certains algorithmes utilisent de l'apprentissage par démonstration de façon à avoir des connaissances initiales sur le système ou encore sur la tâche à effectuer [297]. Le comportement souhaité est montré au robot plusieurs fois de façon à, soit permettre directement au contrôleur d'apprendre de manière incrémentale, soit calculer les valeurs initiales des paramètres de la politique afin de se rapprocher de la solution optimale.

Parmi les méthodes *policy-based* et/ou acteur-critique permettant le contrôle du système musculo-squelettique on retrouve de nombreuses méthodes alliant apprentissage par renforcement et apprentissage profond. En effet, les réseaux profonds peuvent à la fois servir à représenter les fonctions de valeur V ou Q mais aussi permettre la recherche de politique d'action directement. On retrouve alors les méthodes TRPO (Trust Region Policy Optimization) [313], PPO (Proximal Policy Optimization) [314], DDPG (Deep Deterministic Policy Gradients) [209], TD3 (Twin Delayed deep deterministic policy gradients) [97], SAC (Soft-Actor Critic) [111] et bien d'autres encore. Ces méthodes ont été très utilisées dans le cas de la simulation de la locomotion [8, 261, 200, 132] mais aussi pour les mouvements du haut du corps [87, 329, 155] ou encore du corps entier [240].

Des méthodes hybrides acteur-critique sans apprentissage profond ont notamment été proposées pour la stabilisation et l'apprentissage de la posture [143, 160] ou encore des gestes d'atteinte [144]. *Min et al., (2018)* ont créé une architecture acteur-critique utilisant des primitives motrices (activation de groupes musculaire) permettant de réduire la dimensionnalité. Les auteurs ont réussi à stabiliser un modèle du bras possédant 9 muscles, dans un environnement à la dynamique incertaine [229]. *Rückert & d'Avella, (2013)* ont aussi proposé d'utiliser des primitives par le biais des *Dynamic Movement Primitives* [298, 138] avec un algorithme de type *policy-based* [274].

Le point commun entre l'ensemble des méthodes d'apprentissage par renforcement est que le comportement souhaité est implicitement donné par la fonction de récompense. C'est grâce à la variation du signal de récompense que l'agent apprenant est capable d'améliorer sa politique. Cependant, définir une fonction de récompense n'est pas chose aisée. *Kobers & Peters, (2013)* parlent de la « malédiction de la spécification du but » (**Curse of Goal Specification**) [179]. En effet, dans certains domaines la fonction de récompense peut être binaire, c'est-à-dire pas de récompense jusqu'à ce que l'objectif soit atteint. Or, dans un environnement complexe de grande dimension, des récompenses trop éparpillées peuvent empêcher le système d'apprendre correctement car celui-ci aura besoin d'énormément de temps pour construire sa politique. C'est pourquoi il peut être important de guider le comportement de l'agent par le biais de récompenses intermédiaires, on parle du « *reward shaping* » [247]. Différents algorithmes ont été créés afin de simplifier la définition de la fonction de récompense. Par exemple, les algorithmes de type *inverse reinforcement learning* [293], se servent de l'apprentissage par démonstration de façon à construire la fonction de récompense plutôt que de la spécifier à la main. D'autres algorithmes à l'inverse exploitent des fonctions de récompenses paramétriques complexes pour construire des politiques plus complexes et plus efficaces [333, 391].

Malgré les limitations que nous venons de citer, à savoir, les temps de calcul extrêmement longs, la difficulté de définir une fonction de récompense et le risque de trouver une politique optimale locale, les algorithmes d'apprentissage par renforcement ont réussi à allier la notion de coût de la théorie du contrôle optimal avec un apprentissage incrémental permettant d'obtenir de réelles capacités adaptatives.

3.3.4 Modèles probabilistes : Théorie Bayésienne de la Décision

Le choix des commandes motrices est un processus de décision complexe. Celui-ci doit s'opérer à partir d'informations bruitées, incomplètes et sans avoir de certitude sur la précision et la finesse du résultat qui découlera des décisions prises [379]. Une première source d'incertitude provient

de l'imprécision des signaux issus des capteurs (qu'ils soient biologiques ou électroniques) dont le rôle est de renseigner l'agent sur son état interne (e.g., position, vitesse musculaire) ainsi que sur l'état de son environnement (e.g., position d'objet, champs de force). Or, qu'ils soient visuels, proprioceptifs ou encore moteurs, les signaux sont malheureusement tous sujets au bruit (voir Figure 3.13 a) [35]. De plus, les capteurs perçoivent qu'une partie de l'information concernant le monde qui nous entoure, le reste demeurant inobservable. Pour ces raisons, il nous est donc impossible de pouvoir prédire avec certitude le résultat de nos décisions sur l'environnement. Le système de contrôle doit alors composer avec ces incertitudes et agir en conséquence.

Une façon de composer avec les **incertitudes** et l'**incomplétude** des informations dans les modèles de décision est d'utiliser les probabilités comme extension de la logique [147]. Deux approches se font alors face, l'approche **subjectiviste** et l'approche **objectiviste** des probabilités [60]. Dans l'approche objectiviste, les probabilités sont perçues comme un outil pour modéliser le monde (les phénomènes). Dans l'approche subjectiviste, les probabilités sont perçues comme un modèle du raisonnement d'un « sujet » à propos du monde.

Parmi les modèles probabilistes d'aide à la décision, la **théorie bayésienne de la décision** est la méthode la plus utilisée dans le champs du contrôle moteur [186]. Elle peut être interprétée de manière subjectiviste comme une modélisation de la décision dans l'incertain.

Celle-ci peut être décomposée en trois phases :

- l'établissement d'une relation probabiliste entre les actions et la distribution des états qui lui sont atteignables grâce aux **probabilités bayésiennes**,
- La quantification et l'association d'une valeur à chaque état futur par le biais d'une fonction, dite, d'**utilité**,
- La combinaison des résultats des deux premières phases pour générer une **décision optimale**, selon un critère défini.

Les probabilités bayésiennes représentent une approche statistique fondée sur l'**inférence bayésienne**, où la probabilité exprime un degré de croyance en un événement. Le degré de croyance repose sur des connaissances a priori, issues de résultats d'expériences antérieures. L'inférence bayésienne s'appuie principalement sur le théorème de Bayes, que nous allons introduire dès à présent.

3.3.4.1 Théorème de Bayes

Le théorème de Bayes décrit la probabilité conditionnelle d'un événement à partir des informations antérieures à l'événement présent. Il trouve son origine dans la définition des probabilités conditionnelles notées :

$$P(A, B) = P(A)P(B|A) = P(B)P(A|B) \quad (3.12)$$

$P(A, B)$ représente la probabilité que les événements A et B aient lieu tous les deux. La première expression représente la probabilité d'avoir observé A (i.e., $P(A)$) multipliée par la probabilité d'observer B lorsque A est présent, notée $P(B|A)$. L'ordre dans lequel A et B sont apparus n'ayant pas d'importance, on obtient aussi la deuxième expression.

En divisant de part et d'autre par $P(B)$, on obtient le théorème de Bayes ou la règle de Bayes qui permet de calculer la *probabilité conditionnelle* de A sachant B notée $P(A|B)$ (appelé *posterior* en anglais) se note :

$$\underbrace{P(A|B)}_{\text{à posteriori}} = \frac{\overbrace{P(B|A)}^{\text{vraisemblance à priori}} \overbrace{P(A)}}{P(B)} \quad (3.13)$$

Le terme $P(A|B)$ est dit « postérieur » car il dépend directement de B. Le terme $P(A)$ est appelé *probabilité marginale* de A (*prior* en anglais) et représente la probabilité a priori de A. Il est dit « antérieur » au sens qu'il précède toute information sur B. Le terme $P(B|A)$ est appelé *vraisemblance* (*likelihood* en anglais). Le terme $P(B)$, la *probabilité marginale* de B, est ici un facteur de normalisation.

La règle de Bayes est couramment utilisée dans le cadre du contrôle sensorimoteur pour intégrer les données sensorielles de façon à estimer l'état courant du système et/ou prédire le suivant, on parle alors d'**intégration bayésienne** [35].

3.3.4.2 Exemple d'intégration bayésienne des informations sensorielles

Pour définir l'état dans lequel se trouve le corps (e.g., position des articulations, position d'un objet), des informations issues de différents capteurs/senseurs sont utilisées. Celles-ci doivent être intégrées pour fournir une et une seule estimation de l'état courant. Il a été montré expérimentalement que lorsque différentes modalités étaient mises en conflit, par exemple en faisant en sorte que la vision et l'audition fournissent des signaux de parole incongrus (effet *McGurk*), la perception finale correspondait à un intermédiaire entre les perceptions de chaque modalité prise séparément (*McGurk and MacDonald, (1976)*). Par ailleurs, pour toute entrée sensorielle, les signaux issus de différentes modalités peuvent être contradictoires de par le bruit auquel sont sujet l'ensemble de nos senseurs.

Les mécanismes sous-tendant cette intégration sensorielle peuvent tout à fait être abordés dans un cadre bayésien. Grâce aux statistiques bayésiennes, il est possible d'estimer quel est l'état le plus probable étant donné plusieurs entrées sensorielles. Un exemple simplifié est donné Figure 3.13 c [93]. Dans celui-ci, la règle de Bayes est appliquée à la combinaison de signaux en intégrant deux termes de vraisemblance. Par soucis de simplicité, les deux observations ont été présumées indépendantes et la distribution de la probabilité marginale uniforme.

En pratique, il est important que la contribution de l'estimation de chaque modalité soit pondérée en fonction de son degré de fiabilité ou à l'inverse, en fonction de sa variabilité due au bruit. La modalité la plus fiable doit alors contribuer davantage à l'estimation finale.

Ces mécanismes d'intégration sensorielle ont été appuyés par des études expérimentales sur la localisation grâce aux signaux visuels et auditifs [182], sur l'estimation de la taille d'un objet grâce aux signaux visuels et haptiques [83] ou encore sur l'estimation de la position des articulations du bras lors de tâches d'atteintes [332].

Au-delà de l'intégration d'informations issues de différentes modalités, la mise à jour des estimations dépend aussi de la probabilité marginale (*prior*) de chaque état du monde. La probabilité marginale reflète le fait que tous les états ne sont pas équiprobables (e.g., position du corps, position d'un objet etc.) [134]. Elle est donc combinée avec les informations proprioceptives de façon à réduire les incertitudes sur la configuration actuelle grâce à la formule de Bayes (voir Figure 3.13 b).

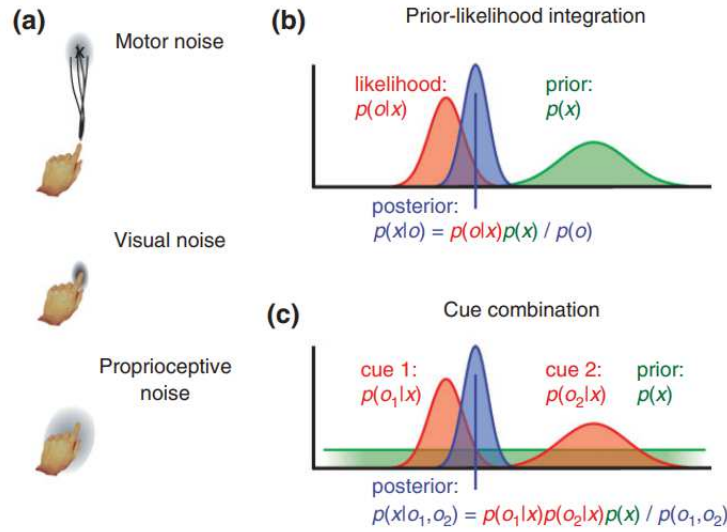


FIGURE 3.13 – Figure reproduite à l'identique de [35]. (a) Sources de bruit possible dans le système moteur : commandes motrices, les sens visuel et proprioceptif. (b) Intégration bayésienne. La courbe verte représente la probabilité marginale, la courbe rouge représente la vraisemblance et la courbe bleue représente la *probabilité conditionnelle* de x sachant o . (c) La règle de Bayes appliquée à la combinaison de signaux, deux termes de vraisemblance sont intégrés. Par soucis de simplicité, on suppose que les deux observations sont indépendantes et que la distribution de la probabilité marginale de x est uniforme.

3.3.4.3 Exemple d'une approche bayésienne pour le contrôle moteur

Les caractéristiques des muscles (contractilité, l'élasticité, etc.) et des caractéristiques des membres eux-mêmes sont aussi en perpétuelles évolution avec la fatigue et l'âge. L'ensemble des paramètres à estimer pour pouvoir agir évoluent donc avec le temps. C'est pourquoi, le système de contrôle sensori-moteur doit mettre à jour continuellement ses données internes (e.g., proprioception) et externes (issues de l'environnement) en intégrant le flux de d'informations de façon à pouvoir rester optimal. L'intégration bayésienne doit se faire de manière continue.

Prenons l'exemple du contrôle de la position de la main, avec x l'état réel de la main, y l'état perçu (sujet au bruit) et u la commande motrice envoyée aux muscles. Nous savons que l'état de la main au temps t ne dépend que de l'état de la main au temps $t - 1$ et de la commande motrice u (propriété de Markov). Grâce à la règle de Bayes, il est possible d'obtenir la probabilité de l'état x au temps t , grâce au retours sensoriels et à la commande motrice :

$$p(x_t | x_{t-1}, y_t, u_t) \approx p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(y_t | x_t) \quad (3.14)$$

Avec $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$ la probabilité d'être dans l'état x_t au temps t après avoir été dans l'état x_{t-1} et avoir appliqué la commande u_t .

Il est alors possible de trouver l'estimation optimale de l'état de façon analytique. Pour ce faire, le modèle prédictif le plus couramment utilisé est le filtre de Kalman [104].

3.3.4.3.1 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un filtre récursif (pour systèmes linéaires) qui maintient une estimation de l'état courant en combinant les informations issues des capteurs (e.g., positions, vitesses angulaires) avec les connaissances antérieures et la commande motrice. On parle aussi d'**observateurs**. Un observateur ayant pour objectif majeur de compenser le retard des retours sensoriels et de réduire

l'incertitude dans l'estimation des états produits par le bruit induit par les capteurs sensoriels et présent dans les signaux moteurs.

L'estimation optimale de l'état par le filtre de Kalman est donné par l'équation :

$$\begin{cases} \hat{x}_t|t = \underbrace{\hat{x}_t|t-1}_{\text{état prédit}} + \underbrace{K_t}_{\text{gain}} \underbrace{[z_t - H_t \hat{x}_t|t-1]}_{\text{innovation}} \\ \hat{x}_t|t-1 = A_t \hat{x}_{t-1}|t-1 + B_t u_t \end{cases} \quad (3.15)$$

Avec $\hat{x}_t|t$ l'estimation de l'état mise à jour, $\hat{x}_{t-1}|t-1$ l'estimation précédente et $\hat{x}_t|t-1$ l'état prédit.

A_t est la matrice qui relie l'état précédent $t-1$ à l'état actuel t . B_t est la matrice qui relie l'entrée de commande u_t à l'état x et K_t représente le gain de Kalman optimal. H_t représente la matrice qui relie l'état x_t à la mesure z_t .

Le terme $z_t - H_t \hat{x}_t|t-1$, appelé innovation, représente l'erreur entre la mesure z_t du processus à l'instant t et la mesure prédite $H_t \hat{x}_t|t-1$.

3.3.4.3.2 Exemple d'utilisation du filtre de Kalman

Un exemple d'utilisation du filtre de Kalman introduit par *Wolpert et al., (1995)* est donné Figure 3.14 [378]. Il est constitué de deux processus parallèles. Le premier (partie haute), utilise la commande motrice ainsi que l'estimation de l'état courant afin d'estimer grâce au modèle direct l'état suivant. Le modèle direct, lui, représente l'impact des commandes motrices sur l'état de l'agent. Autrement dit, il encode la probabilité conditionnelle $P(x_{t+1}|x_t, u_t)$ qui n'est autre que la probabilité d'être dans l'état x_{t+1} au temps $t+1$ après avoir été dans l'état x_t et avoir appliqué la commande motrice u_t [223]. Le deuxième processus (partie basse), utilise la différence entre les retours sensorielles attendus et les retours actuels pour corriger la prédiction du modèle direct. Le gain de Kalman permet de pondérer la sortie des deux processus pour aboutir à une seule estimation.

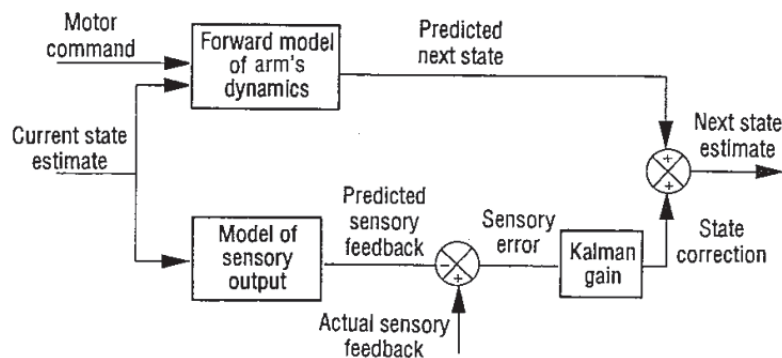


FIGURE 3.14 – Vue schématique du modèle du filtre de Kalman reproduite à l'identique de *Wolpert et al., (1995)* [378].

3.3.4.3.3 Cas des systèmes non linéaires

Le filtre de Kalman est limité aux systèmes linéaires. Cependant, il existe de nombreux autres filtres créés pour les systèmes dynamiques non-linéaires. Le filtre de Kalman a lui-même été étendu avec la création du filtre de Kalman étendu (FKE). Dans ce dernier, les modèles d'évolution et d'observation n'ont plus besoin d'être des fonctions linéaires de l'état mais peuvent à la place être des fonctions différentiables. Une alternative plus récente du filtre de Kalman étendu est le filtre particulaire. Celui-ci est applicable aux espaces d'états non-linéaires et non-gaussiens [9]. Il s'agit

d'une méthode « en ligne » qui, dès lors qu'elle possède suffisamment d'échantillons, est capable d'approcher l'estimé bayésien optimal. Ces deux méthodes font bien sûr partie d'un ensemble bien plus vaste, on citera à titre d'exemple les méthodes de Monte Carlo, les filtres particuliers régularisés (RPF), les filtres particuliers hybrides, le filtre de Kalman sans parfum etc.

3.3.4.4 La théorie de la décision bayésienne et le contrôle du système musculo-squelettique : usage et limitation

La théorie de la décision bayésienne définit la façon dont les connaissances doivent être combinées avec les objectifs de façon à prendre des décisions optimales. Pour ce faire, le coût associé à chaque mouvement (e.g., énergie) doit être relativisé en fonction des potentiels objectifs qui pourront être atteints ou encore des potentielles récompenses qui pourront être obtenues. Dans la théorie de la décision, une fonction d'utilité (« utility function ») permet de quantifier l'intérêt de choisir telle ou telle action plutôt qu'une autre selon le résultat qui en découle. Le mouvement choisit doit alors maximiser « l'utilité ». La fonction d'utilité peut-être définie comme suit [185] :

$$E[\textit{utilité}] = \sum_{\substack{\textit{résultats} \\ \textit{possibles}}} p(\textit{résultat}|\textit{action})U(\textit{résultat}) \quad (3.16)$$

Avec $p(\textit{résultat}|\textit{action})$ la probabilité d'un résultat en fonction d'une action et $U(\textit{résultat})$ l'utilité associée au résultat. Dans le cas du contrôle moteur, la fonction d'utilité est souvent une fonction de coût qu'il faut minimiser (contrôle optimal) ou encore une fonction de récompense qu'il faut maximiser (apprentissage par renforcement). Dans certains cas, une deuxième fonction est utilisée pour caractériser le coût total d'un mouvement on parle du « cost-to-go » qui correspond au coût moyen intégré.

Nous avons pu voir que les statistiques bayésiennes étaient un outil générique permettant la combinaison de plusieurs sources d'informations entre elles. Cet outil peut être utilisé pour la création de modèles directs probabilistes. Par exemple, *Buchler et al., (2018)* ont utilisé un modèle de processus Gaussiens dynamiques (*Gaussian processes dynamics models*) pour représenter le modèle direct d'un robot avec des muscles pneumatiques (modèle de Hill) [27]. Dans le cas du contrôle sensorimoteur, les retours sensoriels sont souvent intégrés avec les prédictions d'un modèle direct pour compenser leur retard et le bruit auxquels ils sont sujets.

Dans le cas du contrôle du système musculo-squelettique, plusieurs modèles utilisent le filtre de Kalman étendu pour estimer la position des articulations en fonction de la longueur des muscles [252, 166]. *Guang & Li, (2020)* ont utilisé le filtrage particulaire, autre estimateur bayésien non-linéaire, comme estimateur d'état dans le cas d'un modèle sensorimoteur réaliste, modélisant muscles (modèle de Hill), tendons, squelette et afférences motrices dans le cas de gestes d'atteinte [107].

Une partie importante de la théorie de la décision bayésienne est la prise de décision concernant les actions à réaliser sachant une fonction d'utilité. Pour ce faire, des algorithmes de la famille du contrôle optimal de type *optimal feedback control*, utilisent des estimateurs bayésiens afin d'obtenir une estimation optimale des états avant de prendre des décisions (e.g., LQG). Un exemple d'architecture associant un estimateur bayésien à un contrôleur optimal est donné Figure 3.15. Pour la génération d'un mouvement, le contrôleur optimal prend en compte la sortie de l'estimateur bayésien ainsi que la fonction de coût. L'estimateur bayésien combine les entrées des capteurs avec les connaissances antérieures en plus de la commande motrice. Le signal de contrôle est ensuite envoyé aux muscles. La difficulté est donc la même que dans le cas du contrôle optimal, c'est-à-dire définir une fonction de coût adaptée au contexte de la tâche.

Par ailleurs, la fonction de coût peut être remplacée par un modèle probabiliste de cette dernière qui pourra alors être minimisé grâce à de l'optimisation bayésienne. L'optimisation bayésienne est

une approche qui utilise le théorème de Bayes pour trouver le minimum ou le maximum d'une fonction de coût/utilité. *Wochner et al., (2020)* ont utilisé cette approche lors de tâches d'atteinte dites « point-to-manifold » (la cible n'est pas déterminée) avec un modèle musculo-squelettique contrôlé en boucle ouverte. Les auteurs ont montré qu'une combinaison de différents principes d'optimalité minimisant l'accélération, les stimulations neuronales et le travail mécanique permettait de répliquer les données des participants bien mieux qu'avec un seul critère d'optimalité [377].

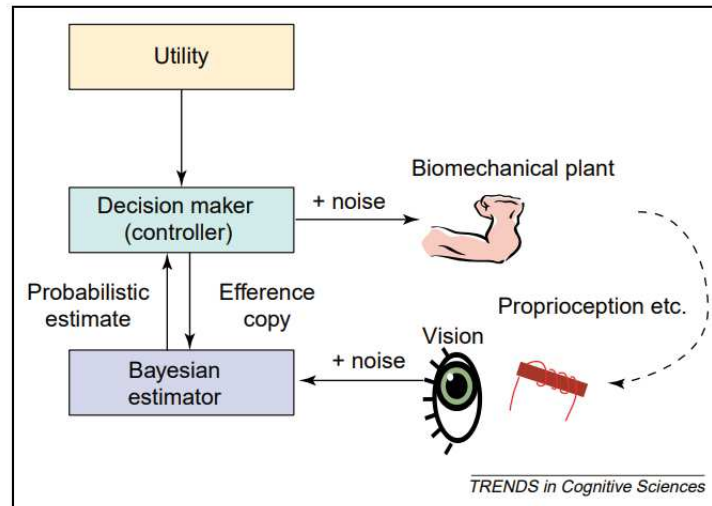


FIGURE 3.15 – Figure reproduite à l'identique de [185]. Exemple de contrôleur optimal.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les principales notions permettant d'aborder la modélisation du contrôle moteur chez l'humain. Un état de l'art résumé et non-exhaustif a été présenté de manière à appréhender les différentes approches utilisées pour le contrôle du système musculo-squelettique. Trois principales méthodes, couramment utilisées, ont été explicitées plus en détail, en l'occurrence le contrôle optimal, l'apprentissage par renforcement et les modèles probabilistes. Nous pouvons noter que ces approches bien que différentes présentent des difficultés et des limites communes. On citera le problème de la gestion de la dimensionnalité du système mais aussi celle de la difficulté à choisir, suivant les approches, une fonction de coût (contrôle optimal), une fonction de récompense (apprentissage par renforcement) ou une fonction d'utilité (théorie de la décision bayésienne).

En conséquence, le choix de telle ou telle méthode dépend le plus souvent soit de la tâche à réaliser soit d'une volonté de s'approcher ou de s'inspirer plus ou moins du contrôle ou du comportement moteur humain.



Étude des coordinations non-intentionnelles : analyse des comportements moteurs et des processus attentionnels

4 Étude de la coordination entre des patients atteints de schizophrénie et un robot d'assistance sociale 73

- 4.1 Introduction
- 4.2 Méthode
- 4.3 Contrôle du mouvement du robot
- 4.4 Résultats expérimentaux
- 4.5 Conclusion

5 Étude des processus attentionnels lors des coordinations non intentionnelles 102

- 5.1 Introduction
- 5.2 Méthodes
- 5.3 Résultats expérimentaux
- 5.4 Conclusion



4. Étude de la coordination entre des patients atteints de schizophrénie et un robot d'assistance sociale

4.1 Introduction

Ce chapitre décrit la première étude expérimentale réalisée dans le cadre de cette thèse. Comme introduit au Chapitre 1, dans l'optique de mieux comprendre et modéliser les phénomènes d'entraînements rythmiques non-intentionnels, nous nous intéressons dans un premier temps à « l'analyse des comportements moteurs en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles », objet des travaux présentés dans ce chapitre.

L'état de l'art présenté précédemment montre que la communication non-verbale joue un rôle fondamental lors des interactions sociales [13]. Nous avons vu que les coordinations interpersonnelles faisaient partie intégrante d'une communication efficace. C'est en partie grâce à la coordination de nos mouvements avec ceux des personnes avec lesquelles nous interagissons que nous pouvons exprimer des sentiments tels que l'approbation, l'empathie etc. [363, 192, 191]. Nous avons noté Chapitre 1 que de nombreuses études ont déjà été menées sur le l'analyse des comportements moteurs en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles même si ces dernières restent minoritaires par rapport à celles sur les coordinations intentionnelles. Aussi, nous avons présenté certaines limitations de ces études notamment le fait que la grande majorité d'entre elles sont réalisées dans le cadre de tâches très simples, peu écologiques et dans des conditions qui ne favorisent pas toujours l'émergence de coordinations non-intentionnelles.

L'étude que nous allons présenter dans ce chapitre a donc pour objectif l'analyse des comportements moteurs en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles dans des conditions expérimentales spécifiques qui impliquent :

- la réalisation de mouvements plus complexes et dans une situation plus écologique en utilisant le contexte de l'activité physique (mouvements de sport),
- la mise en place de conditions favorisant l'émergence de coordinations non-intentionnelles en adaptant le rythme de l'interaction aux fréquences préférentielles des sujets

De plus, nous voulons pouvoir comparer les résultats obtenus avec des sujets sains avec ceux obtenus avec des sujets atteints de schizophrénie (SZ).

De manière générale, les pathologies peuvent être un formidable outil pour comprendre les mécanismes sous-jacents d'une aptitude, comme les aptitudes responsables des coordinations

interpersonnelles. Dans le cas de la schizophrénie, les déficits concernant les habiletés sociales sont considérés comme le cœur des déficits chez les patients [106, 69]. Les patients souffrent notamment de déficits attentionnels et de déficits de coordination à la fois intrapersonnelle et interpersonnelle. Étudier les coordinations interpersonnelles par le biais de cette pathologie est donc un bon moyen d'en cerner les mécanismes sous-jacents.

L'état de l'art sur les coordinations interpersonnelles a été présenté Chapitre 1, néanmoins, avant de décrire en détails notre étude et de positionner nos travaux, nous allons compléter cette revue de la littérature en présentant les différentes recherches qui se sont penchées plus spécifiquement sur les coordinations interpersonnelles chez les patients atteints de schizophrénie.

4.1.1 Schizophrénie et coordination interpersonnelle

Les patients atteints de schizophrénie souffrent d'un déficit d'habiletés sociales auquel plusieurs facteurs ont été associés comme la stigmatisation ou encore des déficits de cognition sociale [236, 105]. Cependant, dans le cas de la schizophrénie, la communication non-verbale n'a été à ce jour que très peu étudiée et les déficits d'habiletés sociales ont surtout été explorés à travers des paradigmes cognitifs (« cognition sociale », [78]). Les quelques études ayant évalué les capacités sociales non-verbales des patients SZ ont constamment montré qu'ils présentaient moins de comportements non-verbaux invitant à l'interaction impactant de ce fait la qualité de leurs échanges (moins de contact visuel, gestes non-verbaux, mouvements de tête ou de feedback facial) [71, 195]. Plus important encore, les partenaires d'interaction des patients modifient leurs propres comportements non-verbaux et affichent moins de signes sociaux. Cette modification intervient en réponse aux comportements des patients et impacte négativement la communication interpersonnelle maintenant un cercle vicieux [196].

Lorsqu'il s'agit de coordination interpersonnelle, il est important de revenir sur le concept d'intentionnalité que nous avons détaillé précédemment. Pour rappel, il existe deux formes de coordinations interpersonnelles : les coordinations intentionnelles et non-intentionnelles. Rappelons que l'on parle de coordination intentionnelle lorsqu'il y a une volonté de se synchroniser et de coordination non-intentionnelle lorsque la coordination est spontanée, inconsciente et inévitable [141]. Une étude menée par *Varlet et al.*, (2012) [361], utilisant le paradigme dans lequel les sujets balancent un pendule manuel [305] a montré que la coordination intentionnelle était altérée pour les patients atteints de schizophrénie. Dans l'expérience, il était demandé aux participants de balancer leur pendule en phase ou bien en antiphase avec leur partenaire. Les résultats ont montré que les patients avaient une moins bonne stabilité que les contrôles et ne menaient jamais la coordination (en tant que Leaders). Cependant, dans cette même étude, les auteurs ont montré que **la coordination non-intentionnelle**, c'est-à-dire lorsque les participants n'avaient pas pour consigne de synchroniser leurs mouvements, **demeurait intacte**. Autrement dit, les patients avaient le même comportement que les sujets contrôles sains. Par ailleurs, il est intéressant de noter que ces résultats se sont généralisés aux parents au premier degré des patients schizophrènes (non atteints de schizophrénie) [70].

En effet, les auteurs ont montré que les parents sains (mère et père) des patients atteints de schizophrénie avaient une coordination interpersonnelle intentionnelle altérée par rapport à des sujets contrôles (i.e., des patterns de coordination avec une plus grande variabilité) alors que la coordination interpersonnelle non-intentionnelle était préservée.

La difficulté des patients à se coordonner intentionnellement peut être en partie expliquée par leurs déficits attentionnels et leur capacité réduite à exécuter plusieurs tâches simultanément. En effet, dans une interaction naturelle entre deux humains, de nombreux signaux sociaux tels que les expressions faciales, le ton de la voix, etc. sont échangés. Avec une capacité d'attention limitée, il est facile d'imaginer que ces signaux ne puissent pas être traités dans leur ensemble.

Par conséquent, étudier les troubles de la coordination interpersonnelle chez les patients SZ représente un vrai challenge. En effet, l'analyse et l'évaluation des facteurs responsables de ce déficit est complexifié par la difficulté de différencier le rôle des capacités de coordinations interpersonnelles intrinsèques des patients SZ du rôle des autres troubles sociaux présents dans la pathologie. Autrement dit, sont-ce réellement les capacités de coordinations interpersonnelles qui sont atteintes au sens strict ou bien le déficit de coordination est-il induit par les déficits attentionnels ou encore par les troubles sociaux ?

Pour résoudre cette question, certains chercheurs se sont intéressés aux Agents d'Assistance Sociale. En effet, ceux-ci présentent l'avantage d'être des agents sociaux simplifiés qui peuvent aider les patients ayant des difficultés attentionnelles en réduisant considérablement la multitude de signaux sociaux naturels. Parmi ces signaux, on retrouve le mouvement des yeux, des sourcils ou encore des lèvres qui sont d'autant d'informations à traiter en parallèle de la tâche principale (discussion, tâche motrice etc.) [59] qui peuvent mettre à l'épreuve les ressources attentionnelles.

Ces agents artificiels d'assistance sociale peuvent être des Robots ou des Avatars. Un robot à l'avantage d'avoir une présence physique (contrairement aux avatars) qui augmente le degré de confiance que les partenaires établissent [272]. Par ailleurs, leur comportement peut être modifié et si nécessaire, contrôlé, sans être influencé par leur partenaire comme le serait inévitablement un humain. C'est pourquoi, ces agents ont déjà été utilisés dans de nombreuses études notamment avec des enfants atteints de Troubles du Spectre Autistique (TSA) à des fins de réhabilitation, de traitement ou encore de diagnostic. Certaines études suggèrent que les robots peuvent être utilisés pour attirer l'attention des enfants, maintenir leur engagement et réduire le comportement autistique pendant l'interaction [321, 159, 6].

De plus, de nombreux travaux ont montré que les robots pouvaient aider à l'amélioration des compétences sociales en permettant à la fois d'apprendre mais aussi d'entraîner les capacités d'interaction [153, 331, 345, 94, 22]. Par exemple, dans une expérience menée par *Zheng et al.*, (2016) [390], un robot Nao a été utilisé en comparaison à un thérapeute humain, dans le but de faire apprendre des gestes à des enfants atteints de TSA. Les résultats ont montré que Nao était capable de faire apprendre des gestes avec plus d'efficacité qu'un thérapeute humain car les enfants prêtaient plus attention aux mouvements robotiques. Cependant, malgré le fait que ces études soient prometteuses, elles souffrent d'un faible nombre de sujets et certains chercheurs semblent contredire l'impact positif des robots dans certaines situations [241, 12, 328]. C'est pourquoi, ce champ est toujours exploré par de nombreux chercheurs pour déterminer la validité ainsi que la dimension dans laquelle ces robots assistants pourraient être utilisés à des fins thérapeutiques.

Cependant, très peu d'études utilisant des agents artificiels ont été menées avec des patients atteints de schizophrénie. La coordination intentionnelle et l'imitation spontanée entre patients SZ et agents artificiels ont été étudiées dans deux études complémentaires : [59, 273]. Dans la première étude, des patients SZ et des sujets contrôles devaient réaliser une tâche collaborative de synchronisation motrice avec le robot humanoïde iCub. A l'instar des études entre deux partenaires humains (patients et contrôles), les résultats ont suggéré que les patients présentaient des difficultés à coordonner intentionnellement leur mouvement avec ceux de l'iCub, en partie à cause de leur déficits cognitifs mais aussi à cause de leur traitement clinique. Dans la seconde étude, un agent virtuel a été utilisé comme partenaire d'interaction afin d'évaluer la capacité d'imitation spontanée des patients SZ. Les auteurs ont utilisé deux conditions. Dans la première, l'agent virtuel était programmé pour imiter les mouvements de tête et du torse de son partenaire humain. La deuxième condition était la condition contrôle, l'agent n'imitait pas son partenaire. Les résultats ont révélé que les patients SZ présentaient un comportement d'imitation spontanée intact. En effet, les patients

comme les contrôles ont présenté une plus forte synchronisation de leur mouvement avec l'agent virtuel dès lors que celui-ci les imitait en retour. Les résultats de ces deux études suggèrent donc que les patients SZ ont des difficultés concernant la coordination motrice intentionnelle et une capacité d'imitation préservée avec des agents humains et non-humains.

4.1.2 Positionnement

Rappelons en premier lieu que l'objectif ici est d'analyser les comportements moteurs dans le cadre spécifique des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles. L'apport de cette analyse par rapport à l'état de l'art réside dans le fait que nous nous positionnons dans des conditions qui favorisent les coordinations non-intentionnelles lors d'une tâche plus écologique mettant en scène des mouvements plus complexes. Ce positionnement permet notamment d'analyser les coordinations « intrapersonnelles » lors des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles. Cette analyse des comportements moteurs en coordination inter et intrapersonnelle se fera de manière comparative entre des sujets sains et des patients schizophrènes susceptibles d'avoir des coordinations intra et interpersonnelles intentionnelles altérées par la pathologie.

A ce sujet et à partir de l'état de l'art établi ci-dessus, deux aspects principaux peuvent être soulignés. Tout d'abord, les patients SZ sont capables de se synchroniser non-intentionnellement avec des partenaires d'interaction humains. Deuxièmement, les Agents d'Assistance Sociale peuvent être utiles pour susciter l'interaction sociale et ont l'avantage de ne pas être influencés par leur partenaire comme le serait inévitablement un humain.

Par conséquent, nous avons proposé de réaliser notre étude à l'aide d'une tâche **d'interaction entre Robot-Sujet** dans laquelle nous avons fait en sorte de favoriser l'apparition de la coordination interpersonnelle non-intentionnelle et sa qualité. A cet effet, nous avons pris en compte deux aspects des coordinations non-intentionnelles.

Le premier est que la force de l'entraînement rythmique non-intentionnel est modulée par la différence entre les fréquences préférentielles de mouvement des deux partenaires. Plus les fréquences de mouvement des personnes en interaction sont proches, plus la stabilité est grande et meilleure est la coordination [7]. Nous nous sommes donc assurés que les dynamiques d'interaction du robot utilisent des rythmes proches de la fréquence préférentielle de mouvement des sujets.

Le second aspect est que la bidirectionnalité du flux d'information améliore la stabilité de l'interaction. Nous avons donc décidé de doter le robot, dans un second temps, de la capacité de se synchroniser avec les participants dans le but d'améliorer et de favoriser la coordination non-intentionnelle.

Il est alors primordial que le comportement moteur du robot se rapproche au mieux de celui d'un humain dans le cadre d'une coordination interpersonnelle. A ce titre, de nombreux modèles susceptibles de contrôler les mouvements du robot ont été développés afin d'étudier et de mieux comprendre le fonctionnement des mécanismes à l'origine de ces coordinations interpersonnelles. Certains de ces modèles ont été utilisés dans le cadre d'interactions entre humain et machine (IHM) afin de doter les machines de capacités adaptatives leur permettant de se synchroniser sur leur partenaire humain.

Ces modèles se sont alors souvent inspirés de la théorie des systèmes dynamiques. En effet, cette théorie a permis de modéliser fidèlement les dynamiques de mouvement observées lors des coordinations interpersonnelles. Dans le cadre de cette approche, la synchronie par exemple, intentionnelle ou non, peut être vue comme la résultante d'effets d'entraînement rythmique mutuels entre

deux systèmes (ou agents). Elle implique donc de modéliser les agents par des oscillateurs et de considérer un modèle sensorimoteur rythmique. Cette approche a notamment l'avantage de pouvoir donner aux systèmes en interaction et ainsi modélisés, la capacité d'atteindre une convergence rythmique extrêmement rapide. Cependant, nous avons pu voir que les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles dans le cadre des IHM n'avaient été que très peu étudiées. Un premier modèle d'entraînement rythmique utilisant un modèle d'oscillateur neuronal a été développé par Hasnain et al., (2013) dans le cadre de travaux au laboratoire ETIS. Celui-ci s'inspire directement de la théorie des systèmes dynamiques car cette dernière propose des modélisations bas niveau qui semblent justifiées de par l'importance et l'aspect direct du couplage sensorimoteur responsable de l'effet d'entraînement. Il a alors permis de mettre en évidence que la synchronisation non-intentionnelle pouvait émerger entre un robot (Nao) et un sujet humain et a été validé lors d'études expérimentales avec des sujets sains. Ce modèle servira ici de base pour le contrôle moteur du robot afin de permettre l'émergence de comportement adaptatifs et donc de coordinations interpersonnelles. Il sera néanmoins adapté aux conditions spécifiques de notre étude.

La tâche que nous avons choisie est une tâche sociale et naturelle comprenant de l'activité physique. Les patients souffrant de schizophrénie sont pour plusieurs raisons moins actifs que les individus sains avec seulement 25% d'entre eux engagés dans un niveau activité physique à la hauteur de ce qui est recommandé au niveau européen. Le robot Nao a donc en quelque sorte joué le rôle d'un coach sportif dont les mouvements de fitness ont dû être suivis et initiés par les participants. Il a été demandé aux patients et aux contrôles de réaliser les mêmes mouvements de fitness que Nao à leur fréquence préférentielle.

Afin de tester l'impact de la bidirectionnalité sur la qualité de la coordination entre le robot et les sujets, nous avons demandé aux participants de réaliser les mouvements de sport avec le robot sous deux conditions différentes maximisant nos chances d'obtenir la coordination non-intentionnelle. Dans la première, le robot bougeait à la fréquence préférentielle du participant. Dans cette condition unidirectionnelle, la fréquence du robot était fixe et agissait comme un attracteur stable. Dans la deuxième condition, le robot s'adaptait en temps réel au rythme du participant et par conséquent s'adaptait au moindre changement de rythme. Dans cette condition bidirectionnelle, la fréquence du robot n'était pas constante mais permettait un fort degré de synchronisation.

Dans la condition où Nao effectuait ses mouvements à une fréquence fixe, nous nous attendions à des résultats similaires entre les patients SZ et les contrôles autrement dit, un même niveau de coordination. Lorsque Nao adaptait sa fréquence, nous nous attendions à une amélioration de la coordination autant pour les contrôles que pour les patients. En effet, dans une précédente étude réalisée par *Hasnain et al., (2013)*, des sujets sains avaient réalisé des mouvements de bras avec un robot Nao capable de se synchroniser. Les résultats avaient alors montré que la meilleure coordination était obtenue dans la condition bidirectionnelle [121]. De plus, nous savions que les patients ne présentaient pas de difficulté à se synchroniser non-intentionnellement avec des partenaires humains [361] nous pouvions donc supposer que la bidirectionnalité leur serait tout aussi profitable.

Par ailleurs, nous nous attendions à voir une différence en termes de coordination intrapersonnelle entre les contrôles et les patients SZ comme il a déjà été observé dans la littérature [353]. Nous voulions aussi observer les effets de conditions favorisant les coordinations non-intentionnelles sur la coordination intrapersonnelle en comparant les patients SZ avec des sujets sains. Nous allons maintenant présenter en détail la méthode que nous avons mis en place pour mener cette étude puis, nous présenterons les différents résultats que nous avons obtenu avant de conclure.

4.2 Méthode

4.2.1 Participants

48 sujets ont participé à l'expérience. Ils ont été séparés en deux groupes, l'un de 24 patients atteints de schizophrénie (SZ) (16 hommes, 8 femmes), l'autre de 24 participants sains nommés contrôles (14 hommes, 10 femmes). Deux patients ont mis fin à la participation de l'étude laissant 22 patients à la fin de l'expérience. L'âge moyen était de 32 ans \pm 8 pour les patients et 26 ans \pm 6 pour les contrôles. L'indice de masse corporelle (IMC) moyen était de 26.36 m/kg^2 \pm 3.90 pour les patients et de 22.26 m/kg^2 \pm 3 pour les contrôles. L'indice de masse corporelle est habituellement utilisé comme un indicateur du niveau d'activité physique [349]. D'après l'OMS, la plage normale de l'IMC pour un adulte se situe entre 18.5 et 25. Tous les participants ont donné leur consentement écrit, avant l'expérience, elle-même approuvée par le Comité d'Éthique National (CPP Sud-Ouest et Outre-Mer-II, Toulouse, France, #2-18-65 et ID-RCB-2018-A02237-48) et conforme à la Déclaration d'Helsinki. En accord avec les politiques sur les données d'identification, le consentement écrit pour la publication des informations/images d'identification a été obtenue.

4.2.2 Tâche et procédure

Il a été demandé aux participants de réaliser deux types de mouvements : des mouvements verticaux avec les bras et des mouvements de squats (corps entier). La consigne donnée aux participants pour tous les essais confondus était de reproduire les mouvements du robot à **leur fréquence préférentielle**. Les participants étaient placés à une distance fixe du robot grâce à un marquage au sol. Nao ne mesurant que 58cm, celui-ci était placé sur une table positionnée en face des participants (voir Figure 4.1). Chaque essai durait 1 minute et 30 secondes.

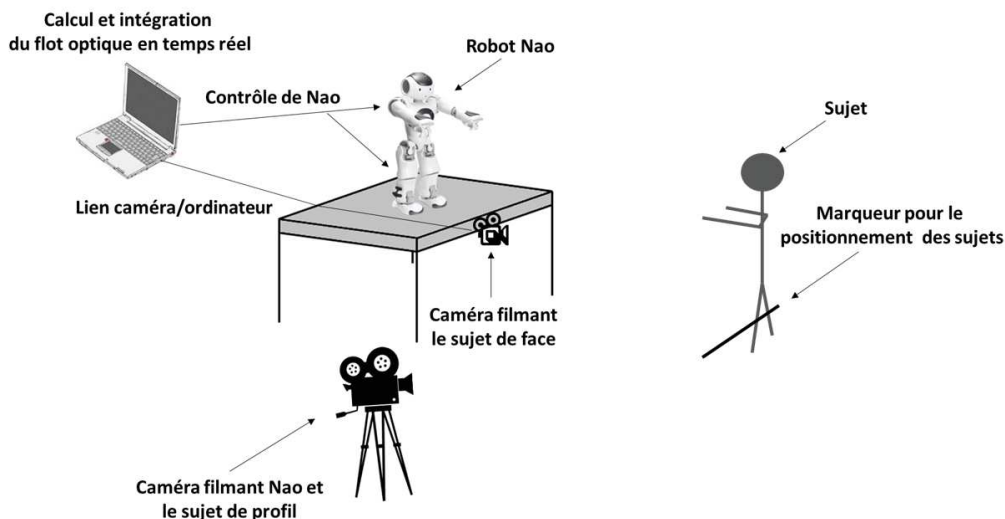


FIGURE 4.1 – Dispositif expérimental.

4.2.3 Conditions

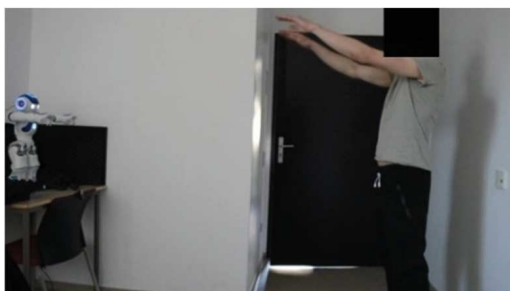
- L'expérience comprenait trois différentes conditions (voir récapitulatif Figure 4.2) :
- **Condition 1 (Solo)** : Nao était programmé pour montrer le mouvement à réaliser. Ensuite, les participants (contrôles et patients) devaient reproduire le mouvement seul. Cette condition se devait d'être la première pour deux raisons : elle permettait aux participants de se familiariser avec la tâche et nous permettait de relever leur fréquence préférentielle (nécessaire pour les conditions 2 et 3).
 - **Condition 2 (Fréquence fixe)** : Nao était programmé pour effectuer les mouvements à la fréquence préférentielle du participant, précédemment relevée.

- **Condition 3 (Fréquence adaptative)** : Nao était programmé pour adapter sa fréquence en temps réel à celle du participant grâce à un modèle de contrôle neuronal décrit ci-dessous.

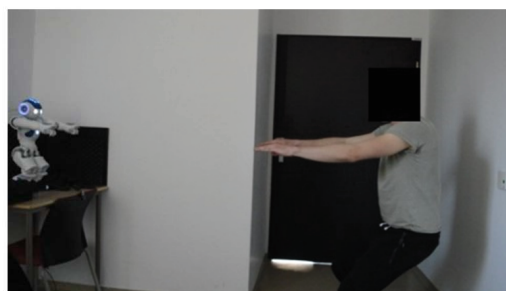
Pour toutes les conditions, la seule consigne donnée aux participants (contrôles et patients) était de réaliser les mouvements à leur fréquence préférentielle de façon à faciliter l'émergence de la coordination non-intentionnelle. La consigne était formulée comme suit : «Vous pouvez démarrer l'exercice, Nao va réaliser l'exercice en même temps. Faites l'exercice à la vitesse que vous désirez, la plus confortable pour vous. Gardez le rythme que vous souhaitez ». L'ordre des conditions 2 et 3 a été contrebalancé (à la manière d'un «crossover design »[221]).

Enfin, à la fin de l'expérience, il a été demandé aux participants s'ils avaient eu l'impression que Nao se synchronisait à eux et le cas échéant, à quel moment. Les questions étaient formulées de la façon suivante : «Avez-vous eu l'impression que Nao se synchronisait à vous ? Si oui, pour quel essai ? ». Ensuite, nous avons enregistré uniquement la réponse (oui ou non) sur le fait que les participants se soient rendu compte ou non que Nao se synchronisait pendant la condition 3 (aucune réponse à propos des autres conditions n'a été prise en compte).

Mouvements verticaux des bras



Mouvements de squat



Condition 1 - Solo

Le participant exécute le mouvement seul

Condition 2 – Fréquence fixe

Le participant exécute le mouvement avec Nao. Nao est à une fréquence fixe.

Condition 3 – Fréquence adaptative

Le participant exécute le mouvement avec Nao. Nao adapte sa fréquence sur celle du participant.

FIGURE 4.2 – Résumé des différents mouvements et des différentes conditions

4.2.4 Analyse des données

L'ensemble des essais a été filmé avec une caméra externe capturant simultanément le mouvement du robot et des participants (voir Figure 4.1). Les signaux de mouvement de l'humain et du robot ont été déterminés grâce au calcul du flot optique (voir section 4.3.1.3) apparent dans les séquences d'images enregistrées par la caméra externe (voir Figure 4.3).

Comme indiqué Figure 4.3, pour chaque séquence vidéo (chaque essai), nous avons définis manuellement deux rectangles englobants dans l'image, une pour le robot et l'autre pour l'humain. A chaque instant, le signal du mouvement humain a été calculé en sommant la composante verticale

des vecteurs de flot optique des pixels sur l'ensemble du rectangle englobant l'humain (rectangle rouge dans la Figure 4.3). Le signal du mouvement du robot a été calculé de la même façon à partir de la boîte englobant le robot (rectangle bleu dans la Figure 4.3).

Les deux signaux de mouvement ont ensuite été filtrés par un filtre passe-bas avec une fréquence de coupure de $2Hz$, un exemple est illustré dans la Figure 4.4.

Ensuite, nous avons utilisé deux mesures afin d'évaluer la coordination interpersonnelle entre Nao et les participants. La première a été la **différence entre la période de l'humain et celle du robot (DP)** afin de mesurer le degré de synchronisation entre les deux agents (voir équation (4.1)). Chaque période a été calculée en moyennant l'ensemble des cycles de période contenus dans le signal. Pour ce faire, nous avons pour chaque signal, récupéré l'ensemble des maxima locaux (sommets) et moyenné le temps séparant chacun des sommets détectés, un exemple de détection est illustré Figure 4.5. Nous avons aussi calculé l'**écart type de ces mêmes périodes** pour évaluer la stabilité de la synchronisation.

La deuxième mesure est la **phase relative**. La phase relative représente la différence de l'angle de phase entre le signal de mouvement (flot optique) de Nao et celui du participant à chaque instant t .

$$DP = |T_{humain} - T_{robot}| \quad (4.1)$$

Avec T_{humain} et T_{robot} la période du signal respectivement de l'humain et du robot.

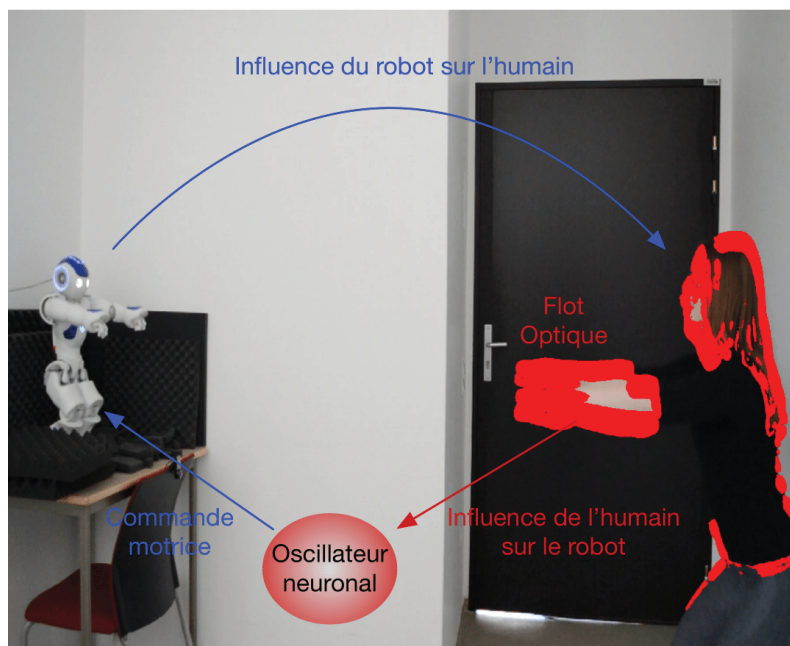


FIGURE 4.3 – Le flot optique pour un mouvement de squat lors d'une séquence essai

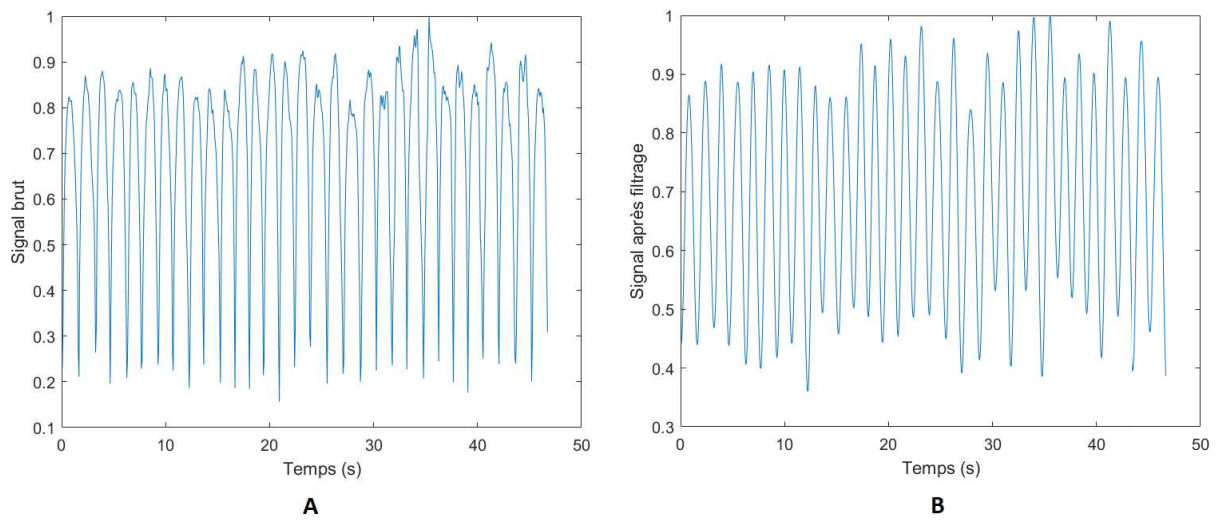


FIGURE 4.4 – Exemple d'un signal brut (A) et (B) d'un signal filtré pour un mouvement de bras d'un sujet lors de la condition 2 (fréquence fixe)

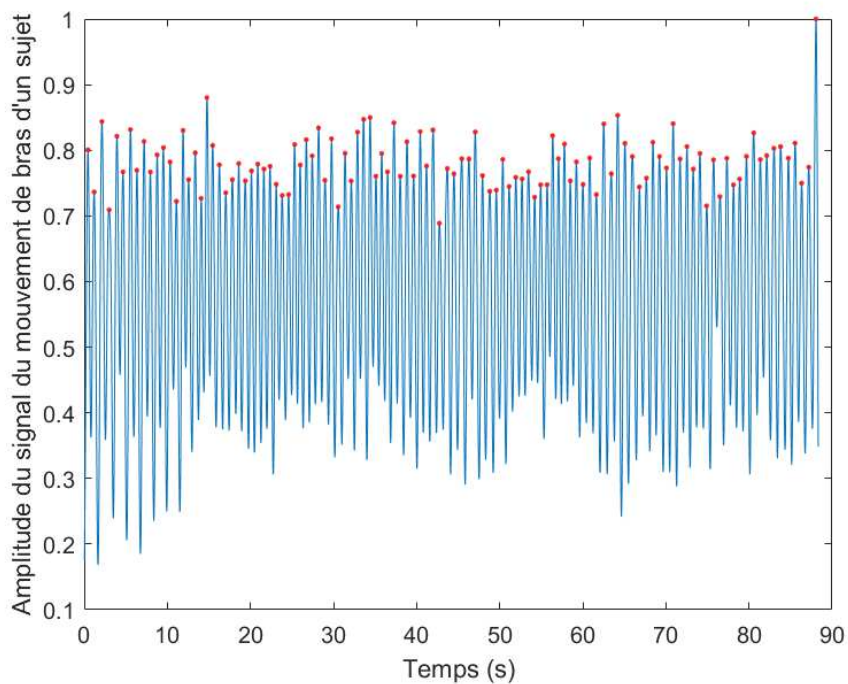


FIGURE 4.5 – Détection de la période moyenne dans un signal grâce à l'ensemble des maximums locaux représentés en orange sur le signal

4.2.5 Statistiques

Nous avons utilisé des ANOVAs à facteurs mixtes 2(Groupes : contrôles, SZ) x 3(Conditions : solo, fixe, adaptative) pour comparer les périodes et les écart types des périodes des deux groupes. Nous avons également utilisé des ANOVAs à facteurs mixtes 2(Groupes : contrôles, SZ) x 2(Conditions : fixe, adaptative) pour comparer les différences de période ainsi que l'écart type de la phase relative entre Nao et les participants pour les deux groupes. Les comparaisons au sein des groupes ont été réalisées grâce à des ANOVAs à mesures répétées à un facteur (Conditions). Lorsque

nécessaire, nous avons utilisé le test de Tukey à comparaisons multiples. Nous avons utilisé un seuil de significativité de 0.05 pour la p-value. De plus, les tests de sphéricité ont été effectués pour toutes les variables. Les analyses statistiques ont été faites avec le logiciel Jamovi (The jamovi project (2020), jamovi (Version 1.1.9) pour Windows).

4.3 Contrôle du mouvement du robot

Dans cette partie, nous allons détailler les méthodes qui ont été utilisés pour le contrôle de Nao lors des différentes conditions.

Celui-ci pouvait soit effectuer ses mouvements à une fréquence fixe (condition 2), soit effectuer ses mouvements de façon synchrone avec les participants (condition 3). Nous allons dans un premier temps détailler le **modèle d'entraînement rythmique** permettant la synchronisation de Nao, précédemment développé au sein du laboratoire ETIS [120]. Nous verrons alors dans un second temps comment nous avons adapté son utilisation au cas particulier des mouvements de squats et de bras lors de la condition 3 de notre expérience. Le contrôle spécifique de Nao lors de la condition 2, à fréquence fixe, sera aussi détaillé.

4.3.1 Modélisation du phénomène d'entraînement

Nous utiliserons ici un modèle d'entraînement rythmique qui a été développé par *Hasnain et al., (2012)* [120] et validé lors d'expérimentations par les laboratoires ETIS et Euromov (nous invitons le lecteur à se référer à [121] pour la validation du modèle). Celui-ci avait pour but de simuler l'effet d'entraînement rythmique non-intentionnel sur un bras robotique avec un seul degré de liberté. Pour ce faire, c'est le robot Nao qui a été utilisé et plus précisément son bras avec un degré de liberté (mouvement vertical haut-bas). Celui-ci a été équipé d'une caméra externe pour pallier les limitations de celle déjà intégrée au robot.

Le principe du modèle repose sur un **couplage visuo-moteur direct de bas niveau**. Le contrôleur moteur du robot est donc « directement » influencé par les stimuli visuels produits par les actions du partenaire avec lequel il interagit. En effet, Nao est contrôlé par un oscillateur qui représente la dynamique motrice interne de ce dernier et qui contrôle les mouvements du bras du robot (voir Figure 4.6). L'oscillateur en question est un oscillateur neuronal inspiré de celui développé par *Revel et al., (2009)* [277] légèrement modifié et que nous allons dès à présent décrire.

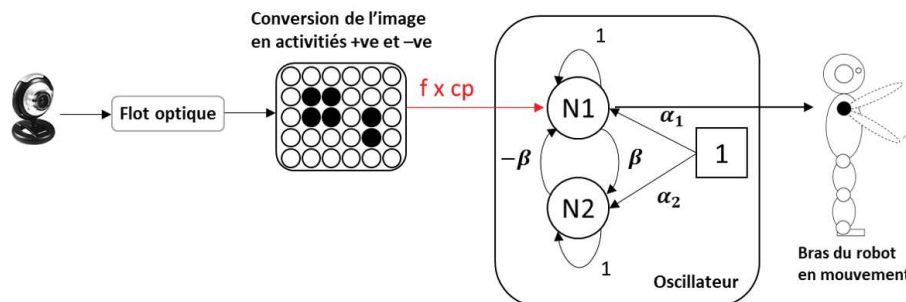


FIGURE 4.6 – Schéma du modèle d'entraînement rythmique développé par *Hasnain et al., (2012)* [120]

4.3.1.1 Description de l'oscillateur neuronal borné

L'oscillateur est composé de deux neurones notés N_1 et N_2 qui s'excitent et s'inhibent mutuellement proportionnellement à la variable β (voir Équation (4.2)).

Sa fréquence d'oscillation dépend de la variable β . Les variables α_1 , α_2 permettent, quant à elles, d'initier les oscillations :

$$\begin{cases} N_1(t+1) = N_1(t) - \beta N_2(t) + \alpha_1 \\ N_2(t+1) = \begin{cases} N_2(t) + \beta N_1(t) + \alpha_2 & \text{si } 0 < N_2(t) + \beta N_1(t) + \alpha_2 < 1 \\ 0 & \text{si } N_2(t) + \beta N_1(t) + \alpha_2 < 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \end{cases} \quad (4.2)$$

A la différence de l'oscillateur initialement développé par *Revel et al.*, (2009), 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.

4.3.1.2 Entraînement rythmique de l'oscillateur

Lorsque le système ne reçoit aucun stimulus extérieur, le bras, contrôlé ici en position, oscille à la fréquence/amplitude de l'oscillateur neuronal. Lorsque le partenaire humain fait face au robot et bouge rythmiquement son bras, la procédure suivante est mise en place :

- Le mouvement apparent dans l'image est estimé grâce à un algorithme de flot optique classique [131] (voir 4.3.1.3).
- Le flot optique est alors intégré dans le temps en sommant les activités positives et négatives issues des vecteurs vitesse. Le signal résultant de cette intégration, noté f , évolue donc entre positif et négatif suivant si le mouvement effectué est dans le sens ascendant ou descendant. Plus le mouvement sera de grande amplitude plus le signal aura lui aussi une grande amplitude et inversement.
- Le signal f est envoyé à l'oscillateur neuronal, pondéré par un facteur de couplage noté cp . L'oscillateur reçoit alors une énergie extérieure qui vient influencer sa fréquence de fonctionnement, sa phase et son amplitude.

L'équation mathématique de l'oscillateur peut alors être reformulée comme suit (Équation (4.3)) :

$$\begin{cases} N_1(t+1) = N_1(t) - \beta N_2(t) + \alpha_1 + cp.f(t) \\ N_2(t+1) = \begin{cases} N_2(t) + \beta N_1(t) & \text{si } 0 < N_2(t) + \beta N_1(t) < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{cases} \quad (4.3)$$

Par conséquent, plus le facteur de couplage est fort, plus l'oscillateur va se synchroniser rapidement sur le signal f .

L'alternance positif/négatif du signal ajouté $f(t)$ induit 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 $f(t)$ 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 $-\frac{\pi}{2}$. Néanmoins, le signal de flot optique $f(t)$ représentant la vitesse du mouvement, celui-ci est déjà initialement déphasé de $\frac{\pi}{2}$ avec le signal représentant la position du bras. Par conséquent, le cumul des deux déphasages (de $\frac{\pi}{2}$ ou $-\frac{\pi}{2}$) fait que le signal $N_1(t)$ sera soit en phase soit en anti-phase avec les mouvements du bras du partenaire humain.

La sortie du neurone $N_1(t)$ représente donc la position que doit adopter le bras du robot, elle est donc envoyée comme commande motrice du robot. Un exemple de l'entraînement rythmique de l'oscillateur sur un signal d'entrée sinusoïdale est donné Figure 4.7.

La force de l'entraînement de l'oscillateur par des stimuli extérieurs dépend de la valeur du facteur de couplage noté cp , compris entre 0 et 1. Ainsi, sa valeur 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.

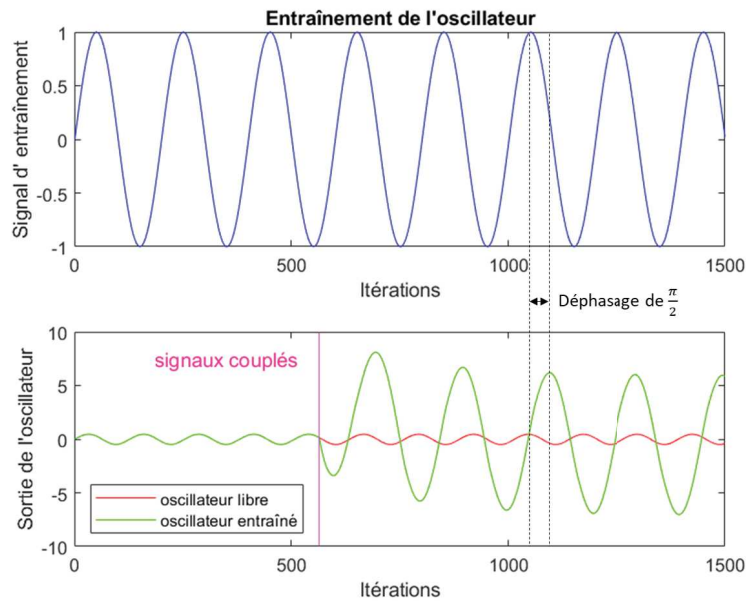


FIGURE 4.7 – Entraînement de l'oscillateur : l'oscillateur est entraîné à partir de l'itération 150 (ligne verticale) par un signal sinusoïdal avec un facteur de couplage $cp = 0.2$

4.3.1.3 Algorithme du flot optique

Le signal d'entraînement rythmique est obtenu à partir d'un calcul de flot optique résultant des séquences d'images issues de la caméra. Pour le calcul du flot optique, une méthode différentielle classique est utilisée. 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* [131] ont initialement proposé une méthode d'évaluation du flot optique que nous allons présenter.

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

$$I(x, y, t) = I(x + \delta_x, y + \delta_y, t + \delta_t) \quad (4.4)$$

En faisant un développement limité d'ordre 1 nous obtenons :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \cdot \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (4.5)$$

En posant :

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}, I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (4.6)$$

Nous obtenons l'équation du flot optique :

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4.7)$$

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 :

$$e = \left(\left(\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} \right) + \alpha^2 \left(\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right) \quad (4.8)$$

où α est un facteur de pondération. Son rôle est important car il régule l'intensité du lissage des gradients en lien avec le critère de régularité. La minimisation fournit un système d'équations qui est résolu itérativement par la méthode de Gauss-Seidel :

$$\begin{aligned} u^{n+1} &= \bar{u}^n - I_x \frac{I_x \bar{u}^n + I_y \bar{v}^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \\ v^{n+1} &= \bar{v}^n - I_y \frac{I_x \bar{u}^n + I_y \bar{v}^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (4.9)$$

L'estimation finale des vecteurs vitesse est donc donnée par la résolution du système d'équations précédent sur N itérations.

Pour le calcul des signaux d'entraînement rythmique, les mouvements horizontaux et verticaux sont distingués. 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 4.9. Le signal d'entraînement rythmique vertical $f(t)$ utilisé dans le cadre de cette étude est alors obtenu comme suit :

$$f(t) = \int \int u(x, y, t) dx dy \quad (4.10)$$

Pour un mouvement rythmique, un signal oscillant centré sur 0 est alors obtenu.

4.3.2 Contrôle du robot : fréquence fixe et fréquence adaptative

Pour les deux mouvements effectués par le robot (mouvement vertical des bras et squat), nous contrôlions uniquement une position angulaire θ_1 . Pour le mouvement vertical des bras, θ_1 correspondait à la position angulaire de l'épaule, pour les squats, θ_1 correspondait à la position angulaire des genoux (voir 4.8). Pour tous les mouvements et toutes les conditions, θ_1 était contrôlé par un oscillateur dont la sortie était comprise entre -1 et 1.

4.3.2.1 Contrôle des mouvements de bras verticaux

4.3.2.1.1 Contrôle en fréquence fixe.

Pour le mouvement vertical des bras, θ_1 était envoyé directement à l'articulation de l'épaule de Nao (Figure 4.8).

Pour les conditions 1 et 2 où la fréquence était fixe, θ_1 était calculé comme suit :

$$\theta_1 = A \cdot \cos(2\pi f_0 t) \quad (4.11)$$

Avec f_0 la fréquence désirée (fréquence préférentielle des sujets pour la condition 2) et A un facteur de gain assurant que θ_1 oscille entre une valeur minimale et une valeur maximale prédéfinies à l'avance (ici, $A = 57^\circ$, voir Figure 4.8A).

4.3.2.1.2 Contrôle en fréquence adaptative.

Dans la condition 3, afin d'obtenir une fréquence adaptative, nous avons utilisé le modèle d'entraînement rythmique décrit précédemment. Une caméra était placée devant le robot afin de capter le mouvement des participants (voir Figure 4.1).

La sortie de l'oscillateur neuronal, entraîné rythmiquement par le signal de flot optique $f(t)$ (voir équation 4.3), contrôlait alors directement la position articulaire des bras de Nao via la variable θ_1 (voir Figure 4.8).

$$\theta_1 = A.N_1(t) \quad (4.12)$$

Comme pour les conditions 1 et 2, le facteur de gain A était égal à 57° . Dans cette expérience, les paramètres du modèle à savoir β et α_1 avaient respectivement pour valeur 0.2 et 0.1, le facteur de couplage cp était lui de 0.1. Grâce à ce paramétrage, Nao était capable de se synchroniser en temps réel avec les participants.

4.3.2.2 Contrôle des mouvements de squat

Comme indiqué précédemment pour les mouvements de squat, θ_1 contrôlait la position angulaire des genoux (voir Figure 4.8B). Pour toutes les conditions, θ_1 était calculé de manière identique à celle du mouvement des bras. Cependant, pour s'assurer de la stabilité de Nao, θ_1 ne représentait pas directement la position angulaire des genoux (à la différence des mouvements de bras verticaux).

Deux positions ont été préprogrammées : être debout et avoir les genoux pliés. Le contrôle de Nao au niveau de l'interface n'était pas continu mais discret. Lorsque le signal de l'oscillateur était positif, Nao était programmé pour arrêter son mouvement pour aller vers la position debout. A l'inverse, lorsque le signal était négatif, il lui était demandé d'aller à la position genoux pliés. Entre deux positions, nous avons utilisé la fonction *angleInterpolationWithSpeed* fournie par le SDK C++ de Nao en utilisant la vitesse la plus rapide possible sans risquer d'abîmer le robot. De cette façon, l'amplitude et la fréquence du mouvement dépendaient de l'amplitude et de la fréquence de l'oscillateur.

4.4 Résultats expérimentaux

Avant d'analyser les résultats concernant la coordination, nous voulions savoir s'il y avait des différences préalables entre les fréquences des patients et celles des contrôles. Le but était de s'assurer que les fréquences préférentielles des patients SZ n'étaient pas différentes de celles des contrôles et qu'elles n'avaient pas joué un rôle actif dans les différences observées pour la coordination.

Ensuite, nous avons regardé la coordination interpersonnelle en comparant les deux groupes pour les différentes conditions. Premièrement, nous voulions savoir si les patients se comportaient de la même façon que les contrôles sachant qu'ils n'étaient pas supposés avoir un déficit concernant la synchronisation non-intentionnelle. Deuxièmement, nous voulions savoir quelle était la condition

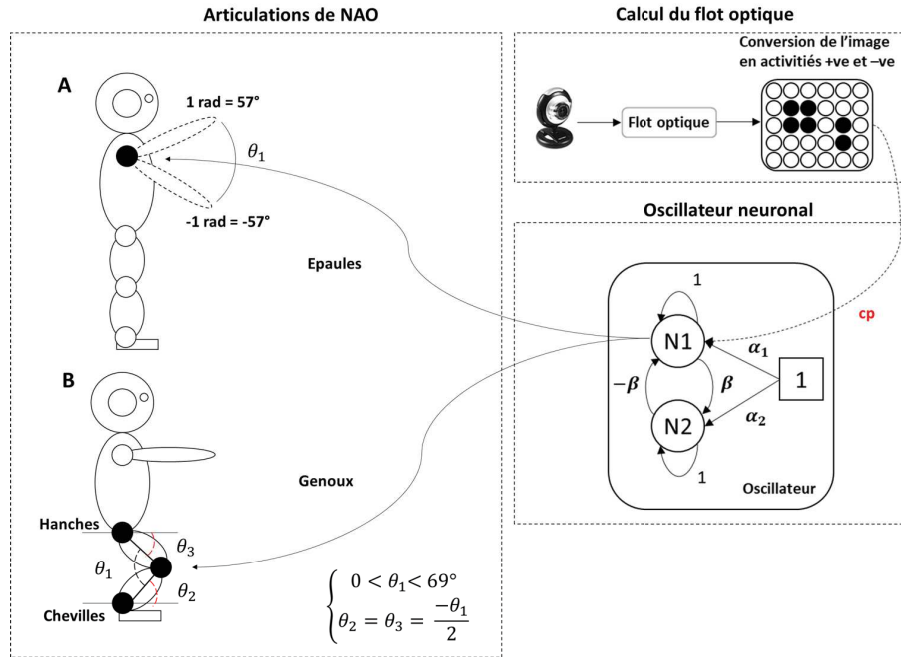


FIGURE 4.8 – Modèle de contrôle

(fixe ou adaptative) qui avait permis d'obtenir la meilleure synchronisation non-intentionnelle pour les patients.

Enfin, nous voulions évaluer si les potentielles différences en termes de coordination interpersonnelles entre les patients et les contrôles pouvaient être dû au déficit de coordination intrapersonnelle des patients. Plus précisément, nous avons évalué la coordination intrapersonnelle dans les trois conditions afin de mesurer l'impact éventuel du comportement du robot sur cette dernière.

4.4.1 Analyse des fréquences préférentielles dans les deux groupes

La condition solo a été utilisée pour déterminer si les fréquences préférentielles entre les deux groupes différaient. Une ANOVA à un facteur, le groupe, n'a montré aucune différence significative entre les périodes ($F(1, 38.7) = 0.85$, $p_{bras} = 0.36$, $F(1, 40.3) = 0.292$, $p_{squats} = 0.59$) ni leur écart types ($F(1, 39.6) = 1.23$, $p_{bras} = 0.27$, $F(1, 26.5) = 0.48$, $p_{squats} = 0.49$) pour les deux mouvements. Par conséquent, les patients semblent avoir des fréquences préférentielles similaires à celles des contrôles (pour les gestes concédés ici) ce qui signifie qu'elles ne seront pas à l'origine des potentielles différences entre les deux groupes concernant la coordination.

4.4.2 Étude de la coordination interpersonnelle

4.4.2.1 Mouvements verticaux des bras

4.4.2.1.1 Analyse de la période.

Comme vu dans les figures 4.9A et 4.9B, une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) a montré que les contrôles et les patients avaient des périodes différentes pour les conditions solo, fréquence fixe et fréquence adaptative ($F(2, 80) = 11.14$, $p_{periode} < 0.001$). Le test de Tukey a révélé que les différences étaient présentes entre les conditions solo et fréquence fixe ($p = 0.01$) et entre la condition fréquence fixe et la condition fréquence adaptative ($p < 0.001$). Ni l'effet de groupe ($F(1, 40) = 0.01$, $p_{periode} = 0.92$), ni l'interaction ($F(2, 80) = 0.87$, $p_{periode} = 0.42$) ne se sont

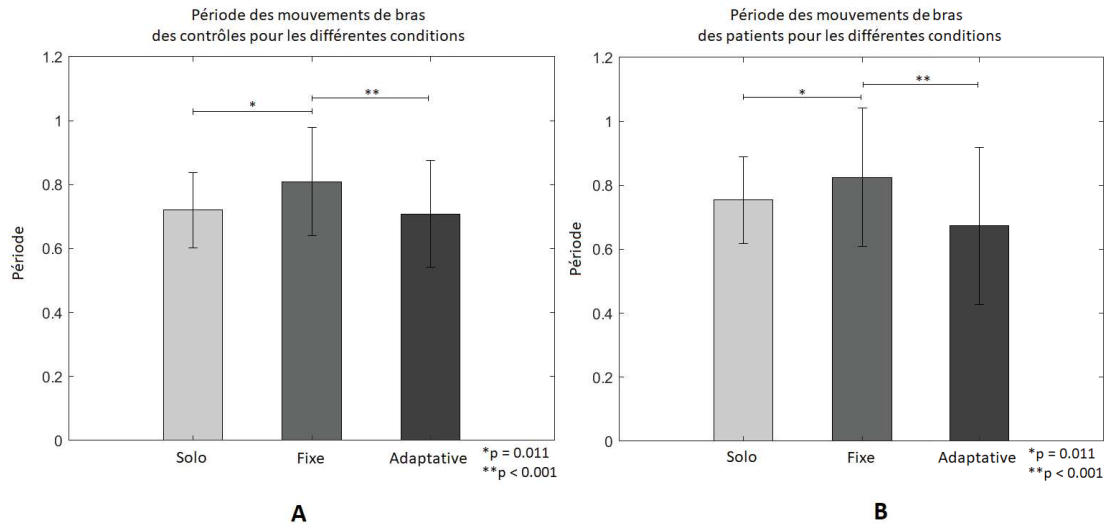


FIGURE 4.9 – (A) Périodes moyennes des contrôles lors des mouvements de bras et (B) périodes moyennes des patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

montrés significatifs. Les patients ont donc eu un comportement similaire à celui des contrôles en termes de fréquences de mouvement.

4.4.2.1.2 Analyse de l'écart type de la période.

Une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) a montré que les contrôles et les patients avaient des écart types de période différents entre les conditions ($F(2, 80) = 4.68, p_{\sigma} = 0.01$). Le test de Tukey a révélé que les différences étaient uniquement présentes entre les conditions fixe et adaptative ($p = 0.01$) (Figure 4.10A, 4.10B). Ni l'effet de groupe ($F(1, 40) = 1.15, p_{\sigma} = 0.28$), ni l'interaction ($F(2, 80) = 1.28, p_{\sigma} = 0.28$) ne se sont montrés significatifs. Encore une fois, l'analyse de l'écart type de la période montre que les patients ont eu un comportement similaire à celui des contrôles.

4.4.2.1.3 Analyse de la différence de période.

Comme illustré dans les figures 4.11A et 4.11B, une ANOVA 2(Groupes) x 2(Conditions) a montré que la différence de période entre Nao et les participants (contrôles et patients) était réduite pendant la condition adaptative comparée à la condition fréquence fixe ($F(1, 40) = 17.695, p_{diff} < 0.001$). A nouveau, ni l'effet de groupe ($F(1, 40) = 0.5, p_{diff} = 0.48$), ni l'interaction ($F(1, 40) = 0.79, p_{diff} = 0.37$) ne se sont montrés significatifs.

4.4.2.1.4 Analyse de la phase relative.

Une ANOVA 2(Groupes) x 2(Conditions) a révélé une différence significative entre la condition fréquence fixe et la condition fréquence adaptative ($F(1, 40) = 7.7, p_{\phi} = 0.008$) ainsi qu'une interaction significative entre le facteur Groupe et le facteur Condition ($F(1, 40) = 6.63, p_{\phi} = 0.01$). En effet, le test de Tukey a révélé que seuls les contrôles présentaient une différence significative entre la condition fréquence fixe et adaptative ($p_{\phi} = 0.002$) avec une plus grande phase relative (i.e., un plus grand décalage de phase) pendant la condition fréquence fixe qu'adaptative.

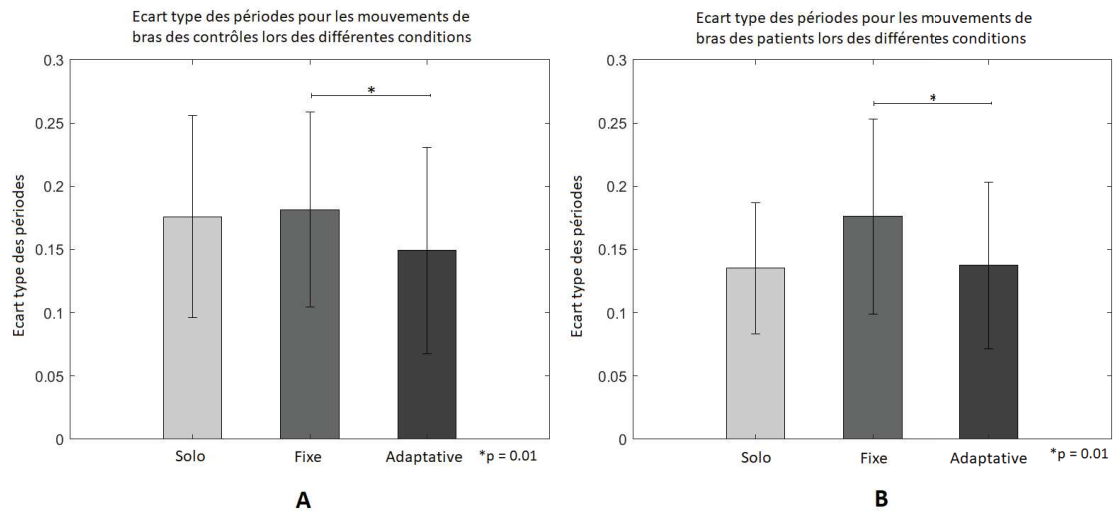


FIGURE 4.10 – (A) Écarts types moyen de la période pour les contrôles lors des mouvements de bras et (B) écarts types moyens de la période pour les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

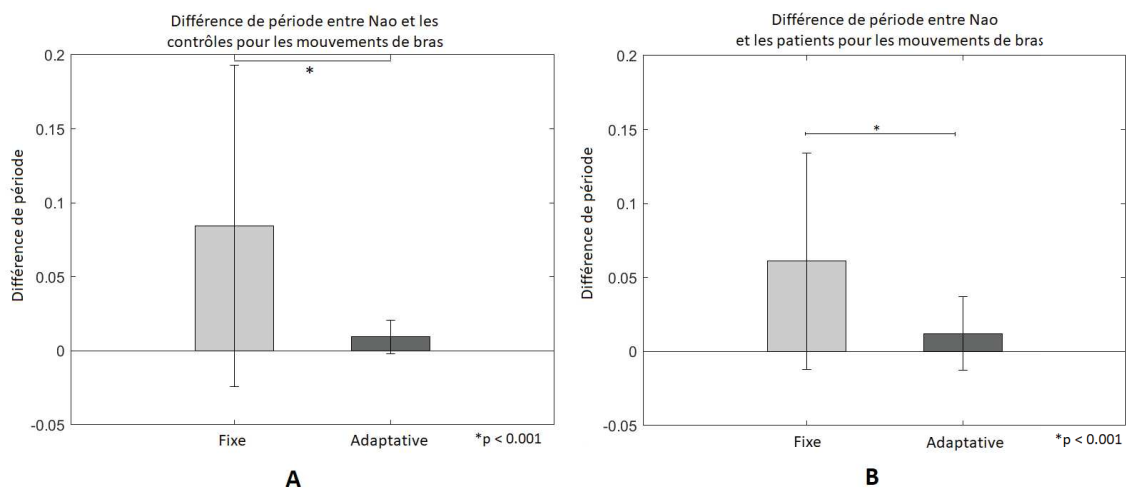


FIGURE 4.11 – (A) Différences de période entre Nao et les contrôles lors des mouvements de bras et (B) différences de période entre Nao et les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

4.4.2.2 Le mouvement de squat

4.4.2.2.1 Analyse de la période.

Une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) a permis d'établir qu'il n'y avait aucun effet pour la période lors des mouvements de squat (voir Figure 4.12A et 4.12B).

4.4.2.2.2 Analyse de l'écart type de la période.

Une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) a révélé que les contrôles et les patients avaient des écarts types de période différents entre les différentes conditions ($F(2, 84) = 5.98, p_{\sigma} = 0.004$). Le test de Tukey a montré que les différences étaient présentes seulement entre la condition solo et la condition fréquence adaptative ($p = 0.003$) (Figure 4.13A, 4.13B). Ni l'effet de groupe ($F(1, 42) = 0.74, p_{\sigma} = 0.39$), ni l'interaction ($F(2, 84) = 0.11, p_{\sigma} = 0.89$) ne se sont montrés significatifs.

4.4.2.2.3 Analyse de la différence de période.

Une ANOVA 2(Groupes) x 2(Conditions) a révélé que la différence de période entre Nao et les participants était réduite pour la condition fréquence adaptative comparée à la condition fréquence fixe ($F(1, 43) = 11.71, p_{diff} = 0.001$) (Figure 4.14A et 4.14B). Ni l'effet de groupe ($F(1, 43) = 2.43, p_{diff} = 0.12$), ni l'interaction ($F(1, 43) = 0.52, p_{diff} = 0.47$) ne se sont montrés significatifs.

4.4.2.2.4 Analyse de la phase relative.

Une ANOVA 2(Groupes) x 2(Conditions) a montré que les contrôles comme les patients ne présentaient aucune différence de phase relative pour le facteur Groupe ($F(1, 43) = 0.38, p_{\phi} = 0.53$), le facteur Conditions ($F(1, 43) = 0.51, p_{\phi} = 0.47$) et leur interaction ($F(1, 43) = 0.95, p_{\phi} = 0.33$).

4.4.2.3 Récapitulatif des résultats sur la coordination interpersonnelle

Les résultats expérimentaux obtenus sur les coordinations interpersonnelles peuvent être résumés comme suit :

- Pour les squats et les mouvements de bras, la meilleure synchronisation a été obtenue lors de la condition fréquence adaptative.
- Lors des mouvements de bras verticaux, les patients comme les contrôles ont changé leur fréquence entre les différentes conditions. Pour les mouvements de bras avec Nao, les contrôles comme les patients se sont montrés plus stables pendant la condition adaptative comparée à la condition fréquence fixe avec un écart type de période plus faible que pendant la condition fréquence fixe. De plus, les contrôles ont montré une phase relative plus grande (i.e., un plus grand décalage de phase) pendant la condition à fréquence fixe comme s'ils étaient capables, contrairement aux patients, d'éviter l'attractivité rythmique de Nao vers sa fréquence fixe.
- Pour les mouvements de squats, aucune différence entre les contrôles et les patients n'a été trouvée mais les deux groupes étaient moins stables pendant la condition adaptative que lors que la condition solo.
- Pour finir, en réponse au questionnaire, seulement 3 contrôles sur 24 n'avaient pas remarqué que Nao se synchronisait à eux pendant la condition adaptative contre 10 patients sur 22.

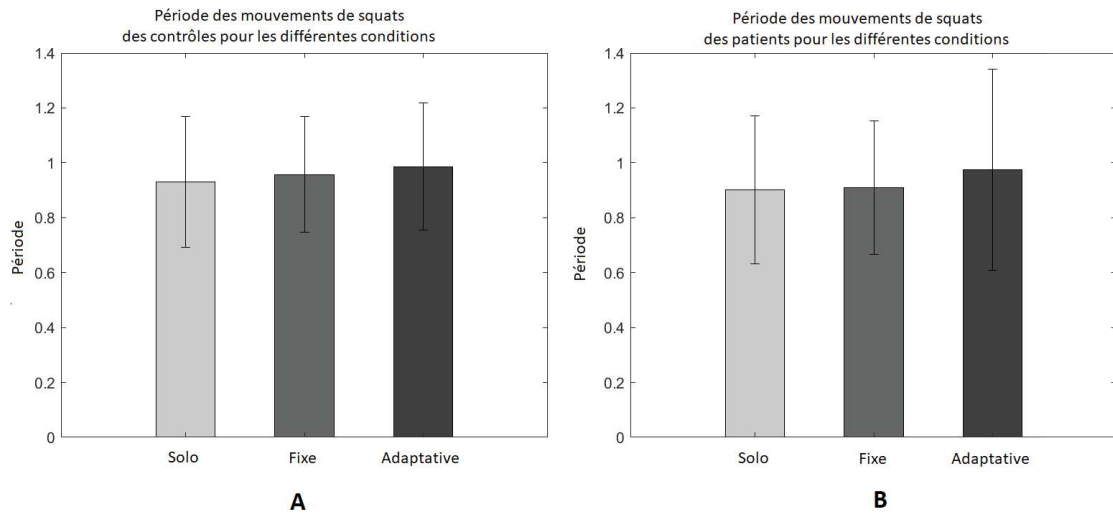


FIGURE 4.12 – (A) Périodes moyennes des contrôles lors des mouvements de squat et (B) périodes moyennes des patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

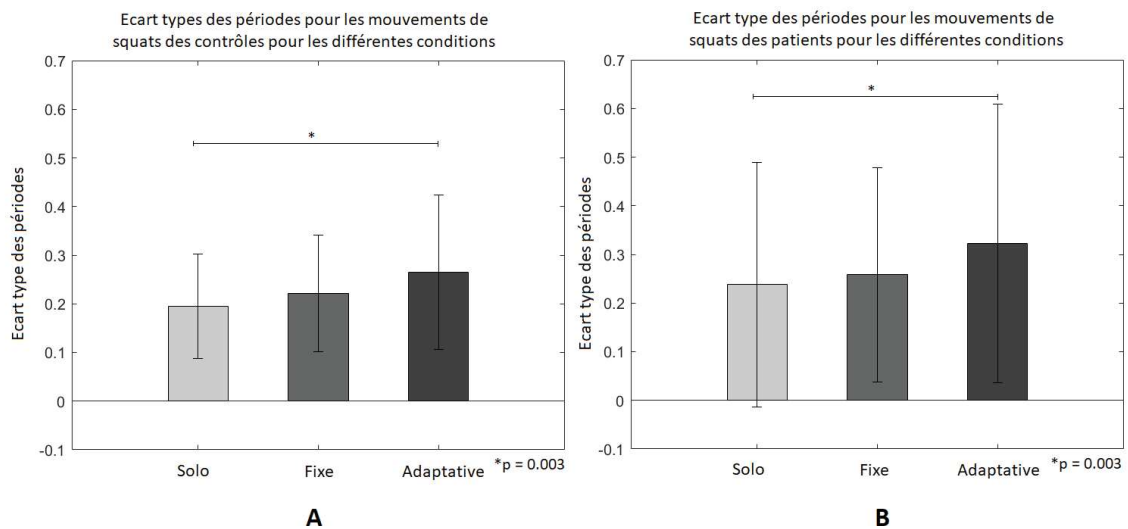


FIGURE 4.13 – (A) Écart types moyens de la période pour les contrôles lors des mouvements de squat et (B) écart types moyens de la période pour les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

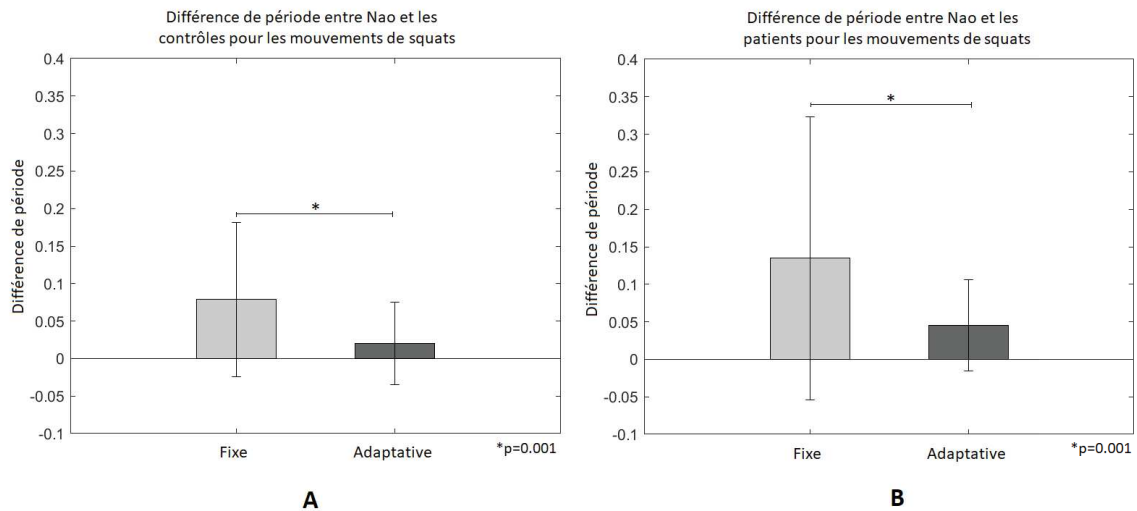


FIGURE 4.14 – (A) Différences de période entre Nao et les contrôles lors des mouvements de squat et (B) différences de période entre Nao et les patients. Les barres verticales correspondent à l'écart type et l'astérisque marque les différences significatives ($p < 0.05$).

4.4.3 Étude de la coordination intrapersonnelle

4.4.3.1 Analyse des données

La coordination intrapersonnelle a été évaluée seulement pour le mouvement de squat (mouvement le plus complexe) en analysant les vecteurs vitesse du mouvement déterminé grâce au flot optique. Afin d'éviter la présence de bruit, le flot optique a été seuillé. Deux mesures différentes ont été utilisées :

— *Concordance des composantes directionnelles du vecteur vitesse :*

Comme illustré dans la Figure 4.15 A et B, dans le cas d'un mouvement de squat bien exécuté, lorsque la personne va vers le bas, la direction de la composante verticale du vecteur vitesse doit être négative, à -90° , sans exception. La direction de la composante horizontale majoritaire doit être à 180° de part le mouvement de la tête, du buste, des bras, des genoux et chevilles. Seul le mouvement des cuisses et de la région glutéale génèrent une direction de la composante horizontale minoritaire dans la direction 0° .

Comme illustré dans la Figure 4.15 C et D, lorsque la personne va vers le haut, la direction de la composante verticale des vecteurs vitesse doit être positive, à 90° , sans exception. La direction de la composante horizontale majoritaire doit être à 0° de part le mouvement de la tête, du buste, des bras, des genoux et chevilles. Seul le mouvement des cuisses et de la région glutéale génèrent une direction de la composante horizontale minoritaire dans la direction 0° .

Par conséquent, pour évaluer la coordination intrapersonnelle, nous avons quantifié pour chaque participant la concordance des composantes directionnelles verticale et horizontale des vecteurs vitesse pour chaque phase du mouvement (ascendante et descendante). Nous avons établi un compteur pour quantifier le nombre de discordances pendant les essais. Un exemple de discordance est donné Figure 4.16 A et B lors d'une phase descendante où le sujet se penche vers l'arrière au lieu de se pencher vers l'avant pour maintenir son équilibre.

— *Distribution des directions de mouvement :* Une autre métrique possible pour évaluer la coordination intrapersonnelle est l'histogramme des directions de mouvement. Un histo-

gramme des directions de mouvement est dérivé du flot optique, préalablement seuillé, pour chaque essai. L'histogramme est divisé en 360 intervalles pour chaque direction possible (-180° à 180°) et normalisé de façon à ce que la somme des valeurs de l'histogramme soit égale à 1. Par conséquent, chaque intervalle représente le nombre d'apparitions normalisé d'une direction de mouvement pendant un essai. Pendant les mouvements de squats, le nombre d'apparitions de la partie positive de l'histogramme doivent être fortes lors la phase ascendante du mouvement et fortes dans la partie négative lors de la phase descendante. Pour chaque partie positive et négative de l'histogramme, nous avons analysé l'écart type et le coefficient de Kurtosis (descripteur de la forme de la distribution de probabilité). Un exemple de squat mal exécuté est illustré Figure 4.16 C et D. On remarque que bien que le mouvement principal du squat soit vers le bas, les bras du participant vont vers le haut ce qui va générer des directions positives dans l'histogramme qui ne devrait ne contenir que des directions négatives.

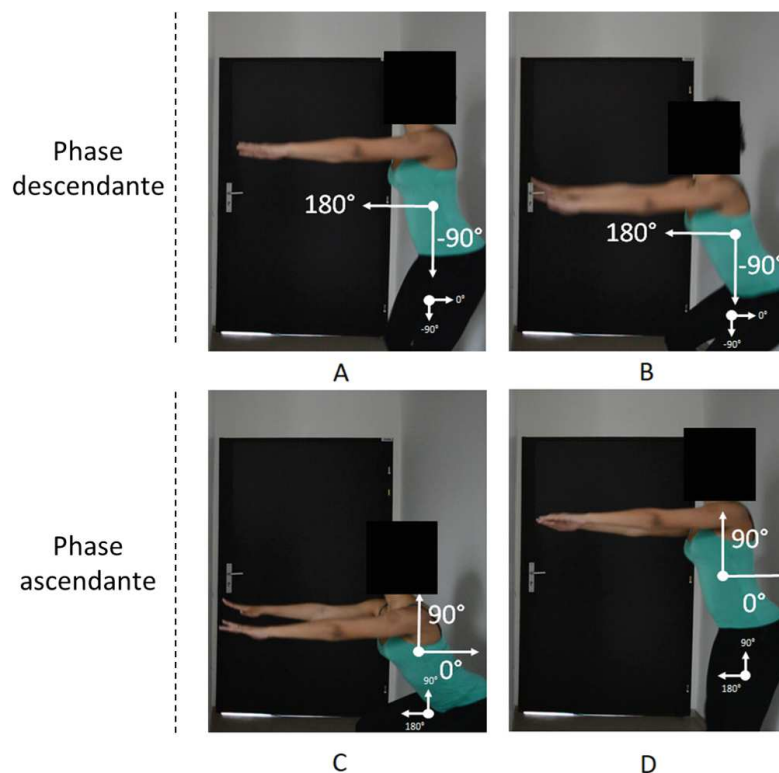


FIGURE 4.15 – Direction des composantes verticales et horizontales du vecteur vitesse lors des deux étapes d'un mouvement de squat bien exécuté. (A) et (B) Phase descendante du mouvement et (C) et (D) phase ascendante du mouvement. Les directions majoritaires sont représentées avec les grandes flèches, il s'agit des directions de la tête, du buste, des bras, de genoux/chevilles. Les directions minoritaires sont représentées avec les petites flèches, il s'agit des directions des cuisses et de la région glutéale.

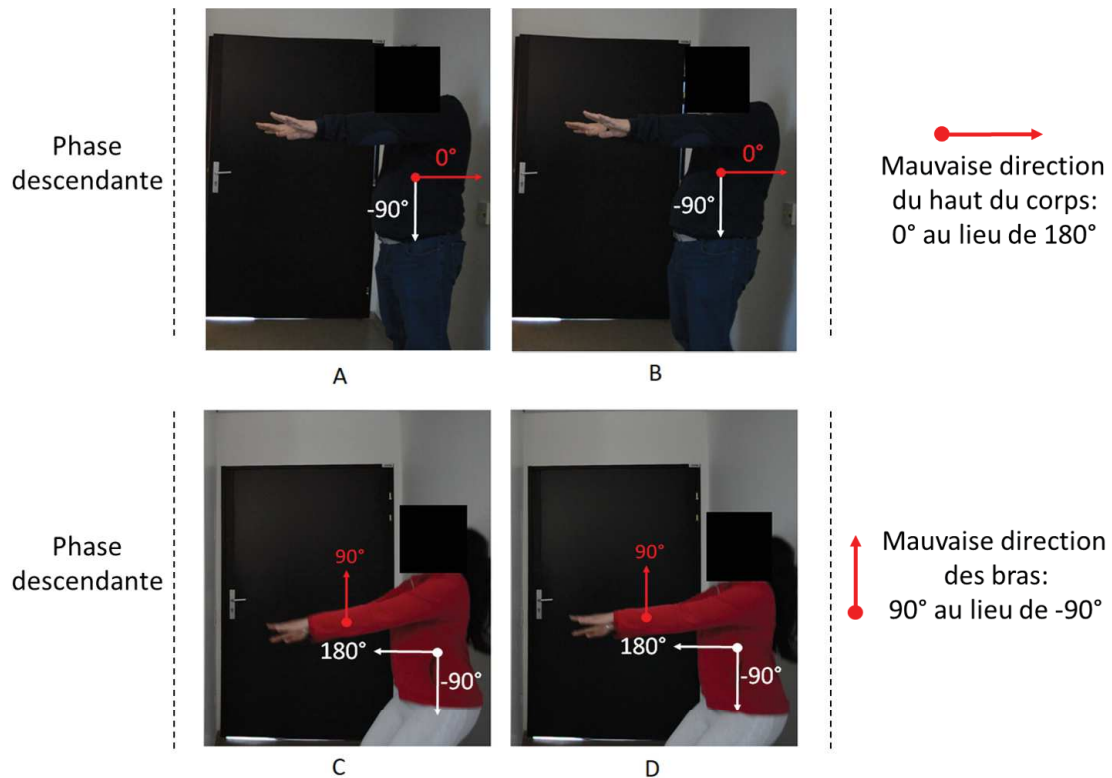


FIGURE 4.16 – A et B représentent les directions des composantes verticales et horizontales du vecteur vitesse lors la phase descendante d'un mouvement de squat mal exécuté. Au lieu de pencher le buste vers l'avant, le sujet se penche vers l'arrière. La direction principale de la composante horizontale du vecteur vitesse représentée en rouge devient donc 0° au lieu de 180°. C et D représente aussi un mouvement de squat lors la phase descendante. Alors que l'ensemble du corps descend (direction -90°), les bras vont vers le haut (direction 90° indiquée en rouge).

4.4.3.2 Analyse de la concordance des composantes directionnelles du vecteur de vitesse

Une ANOVA 2(Groupe) x 3(Conditions) a révélé que les patients montraient un taux plus élevé de discordances que les contrôles pour les trois conditions de manière égale ($F(1, 43) = 14.2$, $p_{\text{effet-groupe}} < 0.001$, $F(2, 86) = 0.23$, $p_{\text{condition}} = 0.78$, $F(2, 86) = 0.48$, $p_{\text{interaction}} = 0.62$). Les résultats pour chaque condition sont récapitulés dans les trois tableaux ci-dessous.

Groupe	Erreur Moyenne (%)	STD	$P_{\text{effet-groupe}}$
Contrôles	21.1	15.5	< 0.001
Patients	35.6	19.2	

TABLE 4.1 – Erreur moyenne lors de la condition solo

Groupe	Erreur Moyenne (%)	STD	P _{effet-groupe}
Contrôles	22.0	14.5	< 0.001
Patients	36.8	17.7	

TABLE 4.2 – Erreur moyenne lors de la condition fréquence fixe

Groupe	Erreur Moyenne (%)	STD	P _{effet-groupe}
Contrôles	20.3	9.6	< 0.001
Patients	38.9	20.99	

TABLE 4.3 – Erreur moyenne lors de la condition fréquence adaptative

4.4.3.3 Analyse de la distribution des directions de mouvement

Deux exemples d’histogrammes des directions de mouvement sont donnés Figure 4.17. Le premier histogramme (Figure 4.17 A) correspond au mouvement de squat d’un sujet contrôle à un instant t lors d’une phase descendante. Comme celui-ci se dirigeait vers le bas, les directions de mouvements sont négatives. La majorité des directions sont aux alentours des -135° ce qui correspond au mouvement de la tête, du buste, des bras, des genoux/chevilles. Une minorité des directions sont aux alentours de -45° ce qui correspond au mouvement des cuisses et de la région glutéale. Le squat est donc bien exécuté. Le deuxième histogramme (Figure 4.17 B) correspond au mouvement de squat d’un patient à un instant t , aussi en phase descendante. Bien que la majorité des directions soient bien vers le bas et donc négatives, de nombreuses directions positives viennent s’ajouter démontrant une certaine instabilité.

Nous avons dans un premier temps regardé les parties de l’histogramme qui devaient potentiellement produire le plus de différences, à savoir la partie positive lorsque le mouvement va vers le haut et la partie négative lorsque le mouvement va vers le bas. Une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) x 2(Phases) n’a révélé aucune différence d’écart type pour ces deux parties pour les deux groupes. Cependant, en regardant la partie de l’histogramme qui devait générer de plus faibles différences, c’est-à-dire la partie négative lorsque le mouvement va vers le haut et la partie positive lorsque le mouvement va vers le bas, une ANOVA 2(Groupes) x 3(Conditions) x 2(Phases) a montré une différence significative entre les patients SZ et les contrôles ($F(1, 43) = 11.2$, $p_{group-effect} = 0.002$, $F(2, 86) = 3.24$, $p_{condition} = 0.04$, $F(1, 43) = 3.59$, $p_{phase} = 0.07$, $F(2, 86) = 1.36$, $p_{interaction-condition-group} = 0.26$). Le test de Tukey a révélé que les différences étaient significatives seulement entre les conditions solo et fixe ($p = 0.05$). De plus, les distributions de probabilité des patients SZ sont davantage leptokurtiques ($F(1, 43) = 5.94$, $p_{group-effect} = 0.02$, $F(2, 86) = 0.11$, $p_{condition} = 0.89$, $F(1, 43) = 5.21$, $p_{phase} = 0.03$, $F(2, 86) = 0.59$, $p_{interaction-condition-group} = 0.55$) que les contrôles ce qui nous amène à penser que les mauvaises directions pourraient être dues au bruit pour les contrôles et correspondre à de vrais mouvements parasites pour les patients. A nouveau ces résultats suggèrent une moins bonne coordination et stabilité pour les patients. L’ensemble de ces résultats sont récapitulés pour chaque condition dans les Tableaux 4.4, 4.5, 4.6, 4.7, 4.8, 4.9.

Histogramme des directions de mouvements

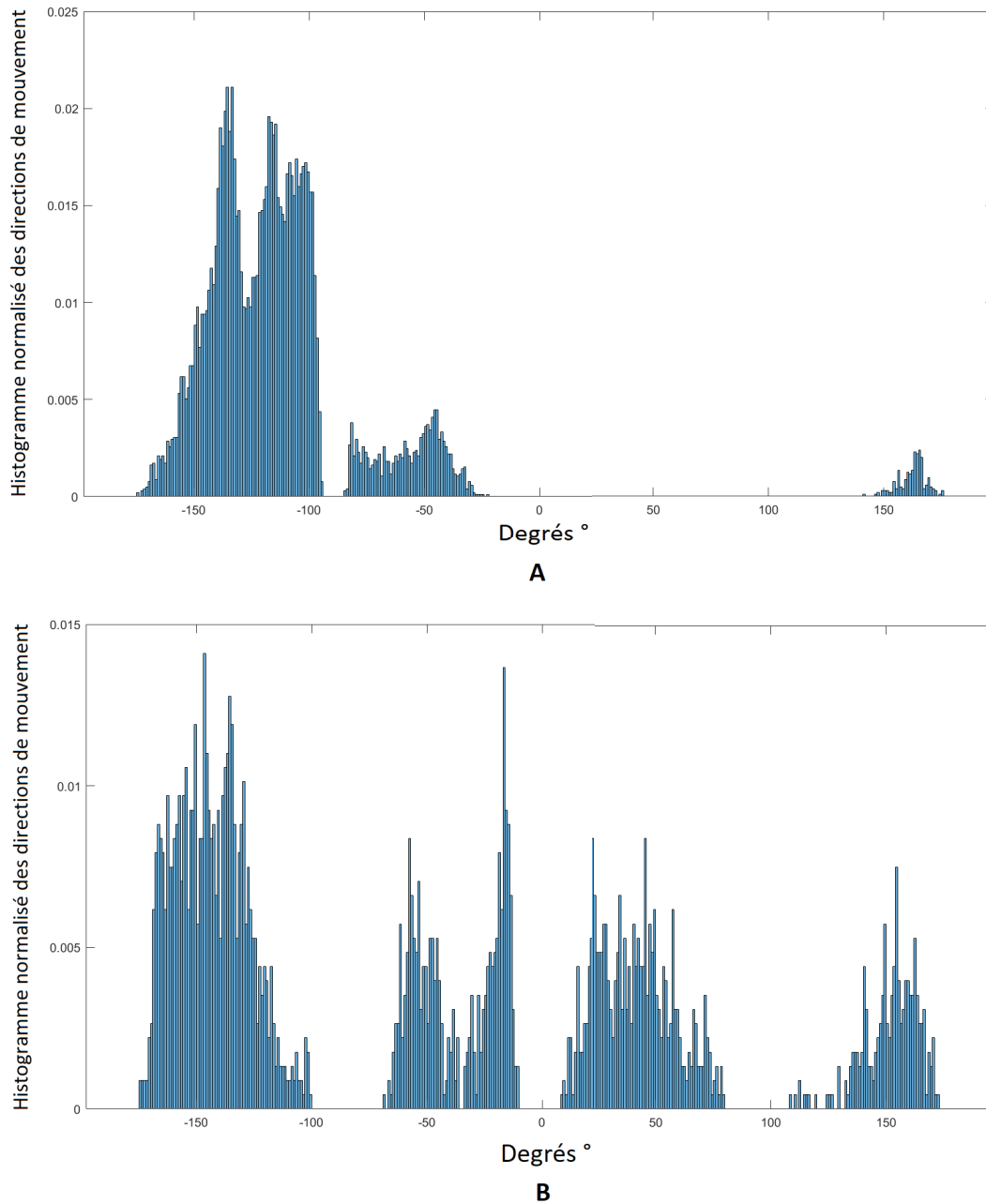


FIGURE 4.17 – Histogrammes des directions de mouvement pour un sujet contrôlé (A) et un patient (B) à un instant t d'une phase descendante

Phase	Groupe	Kurtosis	Peffet-groupe
ascendante	Contrôles	7.52	
	Patients	10.47	
descendante	Contrôles	8.25	
	Patients	10.95	

TABLE 4.9 – Coefficient de Kurtosis pendant la condition à fréquence adaptative

Phase	Groupe	STD (°)	P _{effet-groupe}
ascendante	Contrôles	0.0010	0.002
	Patients	0.0014	
descendante	Contrôles	0.0009	
	Patients	0.0015	

TABLE 4.4 – Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition solo

Phase	Groupe	Kurtosis	P _{effet-groupe}
ascendante	Contrôles	6.77	0.02
	Patients	11.35	
descendante	Contrôles	8.19	
	Patients	12.23	

TABLE 4.5 – Coefficient de Kurtosis pendant la condition solo

Phase	Groupe	STD (°)	P _{effet-groupe}
ascendante	Contrôles	0.0009	0.002
	Patients	0.0015	
descendante	Contrôles	0.0010	
	Patients	0.0017	

TABLE 4.6 – Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition à fréquence fixe

Phase	Groupe	Kurtosis	P _{effet-groupe}
ascendante	Contrôles	7.48	0.02
	Patients	11.69	
descendante	Contrôles	8.32	
	Patients	11.49	

TABLE 4.7 – Coefficient de Kurtosis pendant la condition à fréquence fixe

Phase	Groupe	STD (°)	P _{effet-groupe}
ascendante	Contrôles	0.0001	0.002
	Patients	0.0015	
descendante	Contrôles	0.0011	
	Patients	0.0016	

TABLE 4.8 – Écart-type des directions de mouvement négatives (phase ascendante) et positives (phase descendante) pendant la condition à fréquence adaptative

4.5 Conclusion

Notre but était d'étudier les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles lors de mouvements complexes et dans une situation écologique (activité physique). De plus, nous souhaitions comparer les résultats obtenus avec des sujets sains avec ceux obtenus avec des sujets atteints de schizophrénie dans des conditions favorisant et en facilitant la synchronisation non-intentionnelle. A cet effet nous avons paramétré les fréquences d'interaction de façon à ce que celles-ci soient proches des fréquences préférentielles de mouvement des participants. Le robot Nao a été utilisé comme partenaire d'interaction afin d'assurer le contrôle des paramètres d'interaction telles que la fréquence d'interaction et la nature de celle-ci (unidirectionnelle avec une fréquence fixe ou bidirectionnelle avec une fréquence adaptative). De plus, l'utilisation du robot nous a permis d'éviter la présence de signaux sociaux complexes (expression faciale, contact visuel, mouvement de la tête etc.) qui peuvent venir perturber la coordination interpersonnelle des patients SZ atteints de déficit interactionnel. Pour les mouvements (bras et squat) et les conditions (fréquence fixe et adaptative), nous avons analysé la coordination et la stabilité des patients tout en comparant leur comportement à celui des contrôles.

Dans le cas des mouvements de bras, la meilleure coordination a été obtenue grâce à la condition adaptative pour les deux groupes avec la même précision. Un résultat similaire avait été obtenu par *Hasnain et al., (2013)* avec des individus sains en utilisant le même modèle neuronal et le même protocole (mouvement des bras) [121]. Dans cette étude, il était demandé aux participants de bouger leur bras à leur fréquence propre avec Nao placé devant eux et exécutant le même mouvement. Il y avait 4 conditions, parmi elles, une condition où Nao était à une fréquence fixe et une condition bidirectionnelle où Nao était capable de se synchroniser. La meilleure coordination avait été obtenue lors de la condition bidirectionnelle comme lors de notre expérience. Ces résultats sont en accord avec ceux trouvés dans les interactions humain/humain montrant les bénéfices de la coordination bidirectionnelle [291]. Nous confirmons donc dans l'étude présente les bénéfices de la coordination bidirectionnelle pour les sujets sains mais aussi pour les patients SZ.

Les contrôles et les patients ont présenté des fréquences différentes sur l'ensemble des conditions. Ils étaient significativement plus lents lors de la condition à fréquence fixe que lors de la condition solo et adaptative. De plus, ils se sont montrés plus stables pendant la condition adaptative que pendant la condition à fréquence fixe.

Il y a différentes façons d'expliquer le ralentissement des sujets contrôles lors de la condition fixe en comparaison aux deux autres conditions. En effet, trois possibilités émergent. La première est que les sujets contrôles ont peut-être décidé de se synchroniser intentionnellement avec le robot pour rendre la tâche plus confortable. Dans ce cas, il serait logique qu'ils ralentissent légèrement afin d'être capables de suivre le rythme du robot en tant que « suiveur ». Une deuxième possibilité serait que le même phénomène se soit produit sans que les contrôles ne se soient nécessairement rendu compte qu'ils devenaient des suiveurs. En effet, Nao était à leur fréquence préférentielle, les conditions étaient donc réunies pour permettre l'émergence de la coordination non-intentionnelle. La troisième possibilité pourrait être que les sujets contrôles aient activement et intentionnellement essayé de ne pas suivre le robot. En effet, même si celui-ci était à leur fréquence préférentielle, Nao n'était pas nécessairement en phase avec eux et l'effort supplémentaire requis pour éviter de se coordonner avec les mouvements de Nao aurait alors demandé une forte attention sélective. Un tel évitement pourrait donc expliquer la raison de leur ralentissement.

Dans tous les cas, les contrôles se montrés aussi stables dans la condition à fréquence fixe que dans la condition solo indiquant que, avertis ou non, intentionnellement ou non, ils ont réussi à trouver un schéma de coordination stable.

Les patients ont eux aussi ralenti lors de la condition à fréquence fixe. A nouveau, les trois

mêmes explications peuvent être envisagées, comme pour les contrôles. Cependant, les patients ont montré une phase relative plus faible (i.e., un plus petit décalage de phase) lors de la condition à fréquence fixe que les contrôles ce qui signifie qu'ils étaient davantage en phase avec Nao. Il est donc peu probable que ces derniers aient tenté d'ignorer les mouvements de Nao et plus probable qu'ils se soient synchronisés non-intentionnellement ou encore intentionnellement.

Il est important de noter que presque tous les contrôles ont été capables de remarquer que Nao se synchronisait avec eux alors que seulement 12 patients l'ont réalisé. Malheureusement, nous n'avons pas pu créer deux groupes (avertis et non avertis) pour les analyser statistiquement de part un nombre trop faible de participants au sein des groupes. Cependant, l'écart type moyen des périodes a reflété une certaine influence de la prise de conscience (ou non) du comportement adaptatif de Nao. Aucune différence n'a été observée sur l'écart type moyen des périodes pour les conditions solo et adaptative (solo : $std_{avertis} = 13.71$ et $std_{non-avertis} = 13.25$, adaptative : $std_{avertis} = 13.72$ et $std_{non-avertis} = 13.77$). En revanche, pour la condition à fréquence fixe, nous avons pu noter une différence plus importante ($std_{avertis} = 19.38$ et $std_{non-avertis} = 15.24$) avec une plus grande instabilité pour ceux ayant remarqué que Nao se synchronisait lors de la condition adaptative. Ce résultat suggère que les patients conscients du comportement adaptatif de Nao lors de la condition adaptative étaient davantage perturbés par le comportement de Nao lors de la condition fixe. Cette instabilité peut être due à plusieurs raisons. Dans la condition fixe, le robot impose son rythme bien que celui-ci soit à la fréquence préférentielle du participant alors que lors de la condition adaptative, aucun rythme n'est imposé. Plusieurs expériences ont démontré que les patients SZ avaient des difficultés perceptives ainsi que de production de rythme [66, 82]. Dans une étude menée par *Levit-Binnun et al.*, (2007) [203], il a été demandé à des patients SZ et des sujets contrôles de bouger leur index en suivant un rythme donné par un métronome. Une stimulation transcrânienne était alors appliquée au cortex moteur M1 afin de le désynchroniser le réseau neuronal responsable du timing temporel. Les chercheurs ont trouvé que les patients SZ étaient capables de la même façon que les contrôles de produire un rythme mais présentaient une plus grande variabilité ainsi que des arrêts brefs dans l'exécution du mouvement. D'après les auteurs, cette instabilité et ces arrêts auraient pour origine une mauvaise gestion des ressources attentionnelles. En effet, même lors de la planification et de l'exécution de simples actions motrices, une grande partie des ressources attentionnelles est requise même pour des individus sains [353]. Nos résultats pourraient donc être en accord avec les conclusions de l'étude menée par *Levit-Binnun et al.* (2007) [203] ayant montré la difficulté pour les patients SZ de suivre un rythme imposé. Ceci pourrait expliquer pourquoi les patients ayant prêté attention au comportement de Nao ont été ceux qui ont été plus perturbés à cause d'une plus grande charge cognitive due à la prise de conscience.

Lors de la condition adaptative, les patients et les contrôles sont retournés à leur fréquence initiale comme dans la condition solo. Dans le cas des contrôles qui se sont rendus compte que Nao se synchronisait avec eux, on peut imaginer qu'ils aient décidé de mener la coordination et sont revenus à leur fréquence propre. Dans le cas des patients, l'étude réalisée par *Varlet et al.* (2012) [361] a montré qu'ils ne menaient généralement jamais intentionnellement la coordination dans une tâche d'interaction sociale. Dans la présente étude, il semble que les patients n'ont pas été perturbés par le comportement de Nao. Ils n'ont pas ralenti et ont montré le même niveau de coordination que les contrôles. Ces résultats suggèrent que la coordination était donc non-intentionnelle pour les patients qui n'ont pas réalisé que Nao se synchronisait avec eux. Pour les autres, il est possible qu'ils aient décidé de mener la coordination, leur déficit interactionnel atténué par le fait que Nao n'est qu'un agent artificiel simplifié. Dans les deux cas, ils étaient plus stables que pendant la condition à fréquence fixe ce qui suggère que la condition bidirectionnelle leur a permis de mieux exécuter leurs mouvements. Ainsi, même inaperçu, le comportement adaptatif de Nao a pu aider les patients à être plus stables. De plus, ces derniers n'ont pas ralenti et ont présenté un comportement

similaire aux contrôles avec la même performance. Ces résultats encourageants suggèrent que les futurs protocoles utilisant des agents adaptatifs, agissant comme des coachs, peuvent être envisagés pour améliorer la coordination inter et intrapersonnelle de patients SZ.

Pendant les mouvements de squat, la meilleure coordination a été obtenue à nouveau avec la condition adaptative pour les deux groupes avec la même précision. Par ailleurs, il n'y a pas eu d'impact du facteur *condition* sur les périodes. Cependant, les deux groupes ont été moins stables pendant la condition adaptative que lors de la condition solo. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'en comparaison des mouvements de bras, les squats requièrent beaucoup plus de coordination intrapersonnelle et sont physiquement plus difficiles à réaliser rendant les changements de fréquence et la stabilité plus difficiles même pour les contrôles. Cela étant dit, les patients ont montré une moins bonne coordination intrapersonnelle que les contrôles. En effet, ils ont eu plus de difficultés à réaliser les mouvements de squats que les contrôles. La coordination des membres du corps était instable pendant l'exécution des mouvements comme reflété par la concordance des composantes directionnelles des vecteurs vitesse. A nouveau, ces résultats s'alignent sur ceux décrits dans la littérature montrant une moins bonne coordination intrapersonnelle pour les patients SZ [123, 231]. Malgré le fait que les patients aient révélé avoir des difficultés à coordonner leurs mouvements, notre modèle de synchronisation a été capable de les aider à réaliser leurs mouvements et à se coordonner rythmiquement avec le robot avec la même précision que les contrôles.

Dans cette étude, pour les deux mouvements bras et squats, nous avons mis la fréquence de mouvement de Nao à la fréquence préférentielle des sujets pour les aider à se synchroniser. En effet, nous savons que la coordination non-intentionnelle n'est pas altérée dans le cas de la schizophrénie [361]. Il serait cependant intéressant dans des travaux futurs de mettre Nao à des fréquences plus élevées (ou plus basses) que la fréquence préférentielle pour analyser plus en détails la stabilité de la coordination interpersonnelle des patients SZ. Ainsi, nous serions en mesure de caractériser la variabilité pour un mouvement et un rythme donné. Nous serions alors capables de déterminer le ratio auquel la coordination se détériore. De plus, les travaux futurs doivent déterminer si les résultats que nous avons observés sont voués à perdurer sur une longue période de temps. En effet, la relation et donc la coordination entre Nao et les participants pourraient évoluer une fois l'effet de nouveauté estompé.

En conclusion, notre étude confirme que les patients SZ présentent une plus faible coordination intrapersonnelle que les sujets contrôles et qu'ils ont des difficultés à garder un rythme stable pour un tempo donné. En revanche, ils semblent se comporter comme les sujets contrôles dans des conditions favorisant la coordination interpersonnelle non-intentionnelle. Cependant, il est important de faire remarquer que comme nous favorisons la coordination non-intentionnelle (en utilisant les fréquences préférentielles) nous ne pouvons pas assurer dans notre protocole la non-intentionnalité des sujets. Notre étude montre aussi l'importance de la bidirectionnalité de la coordination interpersonnelle pour les contrôles comme pour les patients. Par ailleurs, cette étude peut être vue comme une preuve de concept sur la manière dont les robots adaptatifs pourraient être utilisés dans des protocoles thérapeutiques avec des patients SZ. Cette possibilité gagnerait à être davantage explorée. Notre modèle, permettant la bidirectionnalité, pourrait par exemple être utilisé pour aider les patients SZ à réaliser une activité physique et à améliorer, sur le long terme, leur coordination intrapersonnelle ainsi que leur coordination interpersonnelle.

Quant au modèle d'entraînement rythmique ayant permis la bidirectionnalité, celui-ci a pu être à nouveau validé dans une situation à la fois écologique et avec un mouvement complexe comme celui du squat. De plus, cette étude nous conforte sur la nature bas-niveau des mécanismes responsables de la coordination non-intentionnelle. En effet, malgré leur déficit attentionnel et leur déficit

interactionnel, les patients ne présentent pas de difficulté à se coordonner non-intentionnellement. Ces résultats, notamment ceux obtenus sur les patients SZ susceptible d'avoir des déficits d'attention, nous invitent à nous demander quel peut être l'impact réel de la coordination non-intentionnelle sur les processus attentionnels. Nous allons aborder cette question dans le chapitre suivant.



5. Étude des processus attentionnels lors des coordinations non intentionnelles

5.1 Introduction

Les travaux détaillés dans le chapitre précédent avaient pour objet l'étude des comportements moteurs lors des coordinations interpersonnelles et plus spécifiquement dans le cadre d'une interaction homme-robot conçue pour faciliter l'émergence de coordinations interpersonnelles non-intentionnelles.

Dans ce chapitre, nous abordons un autre aspect d'importance pour les coordinations interpersonnelles : **les processus attentionnels**.

Comme introduit précédemment, la capacité des êtres humains à coordonner leur comportement moteur avec des stimuli externes est essentielle et nécessaire au quotidien. Les humains peuvent se synchroniser avec des signaux sensoriels dits, sociaux, induits par un autre humain (e.g., *Schmidt & Richardson, 2008* [307]). On parle alors de coordinations interpersonnelles. Ils peuvent aussi se synchroniser avec des signaux dits, non-sociaux, comme un objet en mouvement sur un écran (e.g., *Schmidt et al., 2007* [308]). On parle alors de coordinations extrapersonnelles.

Comme nous avons pu le constater dans le chapitre précédent (Chapitre 4), une altération de cette capacité peut se montrer très handicapante lors des interactions sociales. Les troubles de la coordination extrapersonnelle ou de la coordination interpersonnelle peuvent avoir des origines diverses. Ils peuvent, par exemple, venir de problèmes liés au contrôle moteur (comme dans la maladie de Parkinson [57] ou d'Alzheimer [234]) ou encore de problèmes relatifs aux mécanismes attentionnels (comme c'est le cas des patients atteints de schizophrénie [361] ou d'autisme [88]). Or, ces deux paramètres sont essentiels pour être capable de produire des comportements moteurs adaptés, au bon moment, en réponse aux signaux sensoriels.

En effet, la synchronisation est rendue possible grâce un échange d'informations [280] fondé sur la perception via des informations visuelles [308], auditives [324] ou encore tactiles [202]. Toutefois, pour permettre cet échange, l'individu doit dédier suffisamment de ressources attentionnelles vers le stimulus avec lequel il interagit. En effet, comment pouvons-nous observer visuellement une cible en mouvement ou écouter un métronome sans un minimum d'attention orientée vers ces stimuli ? Les processus attentionnels lors des coordinations extrapersonnelles ou interpersonnelles sont par conséquent cruciaux et représentent l'objet d'étude de ce chapitre. Nous allons désormais

présenter les principales études ayant porté sur les processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles avant de positionner nos travaux.

5.1.1 Processus attentionnels et coordination interpersonnelle

Comme précédemment détaillé dans la section 1.5 du Chapitre 1, plusieurs cadres méthodologiques et conceptuels ont déjà été établis pour étudier les processus attentionnels lors des coordinations interpersonnelles. Différentes études ont montré que la nature des informations (e.g., discrètes vs continues [360], visuelles vs auditives [173, 146]), la quantité et la localisation [114] ainsi que la façon dont celles-ci étaient prélevées (e.g., vision centrale vs vision périphérique [282]) avaient un impact sur la qualité de la coordination.

Par ailleurs, dans l'étude menée par *Temprado et Laurent, (2004)*, les auteurs ont montré que l'orientation de l'attention influençait la stabilité de la coordination. Rappelons que dans cette expérience, les sujets devaient réaliser deux tâches simultanément, la première étant une tâche de coordination bimanuelle (intentionnelle) et la deuxième une tâche de temps de réaction. Les auteurs avaient alors montré que les participants présentaient de meilleurs temps de réaction pour le pattern de coordination en phase plutôt que celui en anti-phase, le pattern en phase étant le patron le plus stable. De plus, les résultats avaient montré que les temps de réaction étaient plus élevés (moins bons) dans le cas du paradigme double tâche que pour la tâche de temps réaction seule. Ensemble, ces résultats montrent que la coordination intentionnelle représente un coût attentionnel dépendant de la stabilité de la coordination. Plus la coordination est stable, moins l'exigence sur la quantité de ressources cognitives à allouer est nécessaire.

En revanche, plusieurs études ont révélé que lorsque notre attention n'était pas portée en priorité sur nos mouvements, plusieurs gestes allant d'un mouvement séquentiel de tapotement des doigts à un geste sportif complexe pouvaient être réalisés automatiquement par les individus presque inconsciemment [389, 3]. En effet, notre attention peut moduler des mouvements automatiques [389] et même perturber des mouvements acquis au cours de longs entraînements [380, 381] alors que des mouvements réalisés sans focus attentionnel nous permettent de distribuer nos ressources attentionnelles limitées pour d'autres tâches importantes.

Néanmoins, ces études sur les mouvements automatiques ont étudié les mécanismes attentionnels uniquement dans le cadre des coordinations intentionnelles et unidirectionnelles. **Les coordinations non-intentionnelles et bidirectionnelles** n'ont été, quant à elles, que très peu prises en compte pour l'évaluation de la charge attentionnelle. Or, la bidirectionnalité et la non-intentionnalité sont des caractéristiques clés des coordinations interpersonnelles.

Dans le cas des coordinations extrapersonnelles, entre humain et environnement, le couplage est très souvent unidirectionnel à l'inverse des coordinations interpersonnelles. En effet, lorsqu'une personne interagit avec une autre, le plus souvent (mais pas toujours), les deux individus s'influencent mutuellement. Les actions d'une personne déclenchent les actions de l'autre et ainsi de suite. C'est pourquoi on parle de bidirectionnalité. Cependant, lorsqu'un humain est synchronisé avec l'environnement, le couplage est majoritairement unidirectionnel. Seul l'humain s'adapte à l'environnement. Or, la qualité de la coordination est meilleure dans le cas d'un couplage bidirectionnel qu'unidirectionnel [171] ce qui pourrait avoir un impact significatif sur les mécanismes attentionnels. Notre précédente étude (Chapitre 4) [16] ainsi que d'autres avant nous [121, 11] ont permis de montrer que l'ajout de la bidirectionnalité dans des interactions entre homme et robot permettait d'améliorer la coordination et d'obtenir des caractéristiques comportementales motrices similaires à celles existantes lors des coordinations interpersonnelles. Cependant, les mécanismes attentionnels sous-jacents n'ont, quant à eux, pas fait l'objet d'analyses.

L'aspect non-intentionnel des coordinations interpersonnelles doit lui aussi être pris en compte.

Plusieurs travaux ont montré que les humains pouvaient se synchroniser intentionnellement ou non à un signal sensoriel non-social (e.g., *Schmidt et al., 2007*, [308]). En effet, comme mentionné ci-dessus, dès lors qu'il y a interaction, un échange perceptif s'établit et peu importe la modalité sensorielle impliquée, la coordination spontanée (non-intentionnelle) peut apparaître entre un individu et un stimulus environnemental. Cela peut se produire très simplement avec un signal audio (e.g., musique, sons rythmiques discrets) [275, 276], un signal visuel (e.g., environnement visuel en mouvement, lumière clignotante) [77, 46]. *Schmidt et al., (2007)* ont montré que les mêmes principes de fonctionnement existaient lorsque les humains se coordonnaient non-intentionnellement avec un stimulus non-social comme un point se mouvant sur un écran [308] qu'avec un stimulus social.

A la différence de la coordination intentionnelle, la coordination non-intentionnelle est moins stable et intermittente [307] car elle n'est jamais considérée comme une tâche « prioritaire » dans le sens où ce n'est pas quelque chose que l'on essaye consciemment de maximiser. Cependant, nous avons précédemment vu (Chapitre 1 section 1.8) qu'il existait des conditions qui favorisaient son émergence et augmentaient sa stabilité comme par exemple la différence de fréquence entre les fréquences préférentielles de mouvement des agents [210]. Plus les fréquences sont proches, meilleure est la stabilité et meilleure est la coordination. De plus, ce résultat a été confirmé lors de tâches de coordinations non-intentionnelles entre un stimulus environnemental et un humain [308]. Ces résultats confirment qu'il existe seulement une petite plage de différence de fréquences pour lesquelles la coordination non-intentionnelle émerge avec un environnement rythmique [338].

5.1.2 Positionnement

L'ensemble des études présentées ci-dessus indique que la synchronisation non-intentionnelle avec un stimulus non-social est aussi stable que la synchronisation avec un autre humain. Cependant, ces résultats n'expliquent pas ce qui se passe dans le cas où un humain doit réaliser plusieurs tâches simultanément. En d'autres termes, comment les humains gèrent-ils la réalisation de plusieurs tâches simultanées en présence de la synchronisation non-intentionnelle alors que leur attention doit être partagée ? Comment la charge attentionnelle est-elle alors impactée ?

La coordination non-intentionnelle n'a presque jamais été prise en compte du point de vue de la charge attentionnelle. Par sa nature inconsciente, celle-ci peut être vue comme un mécanisme d'arrière-plan géré par le système nerveux central (SNC) lors de la réalisation d'une tâche volontaire comme par exemple : deux personnes qui discutent alors qu'elles marchent côte à côte en synchronisant inconsciemment leurs pas. On peut alors se demander : **comment le SNC gère-t-il les deux tâches simultanément en termes d'allocation des ressources attentionnelles dans le cas des situations spontanées ? Et plus spécifiquement, quel est le coût d'un mécanisme d'arrière-plan telle que la coordination non-intentionnelle ?**

A notre connaissance, il n'y a aujourd'hui aucune étude ayant exploré cette problématique. Le but des travaux décrits dans ce chapitre est donc d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par un stimulus visuel dans le cas d'une forte charge attentionnelle visuelle. Nous avons mis en place une expérience conçue pour générer une forte charge attentionnelle pour deux raisons principales. Premièrement, surcharger un système est souvent l'une des meilleures approches pour comprendre comment les différents processus fonctionnent et rivalisent entre eux [259]. Deuxièmement, de façon cohérente avec ce qui existe dans la littérature, un paradigme multi-tâches est souvent utilisé pour étudier la demande attentionnelle liée à une tâche motrice [2]. De même, la coordination non-intentionnelle apparaît dans des situations où les personnes ne sont pas concentrées sur leurs gestes mais sur d'autres tâches réalisées en parallèle comme dans l'expérience menée par *Schmidt et al., (2007)* [308] (voir Chapitre 1 section 1.8).

Dans cette dernière, les auteurs ont montré que l'effet d'entraînement était plus fort lorsque le stimulus non-social (un carré se déplaçant sur un écran) était suivi avec les yeux et encore plus fort lorsque la fréquence du mouvement de celui-ci était égale à la fréquence préférentielle des

participants. Ces résultats obtenus dans un contexte non-intentionnel correspondent à ceux trouvés dans les études ayant exploré l'impact d'un stimulus visuel sur la coordination intentionnelle. En effet, plusieurs études ont montré que l'information spatiale ajoutée à l'information temporelle, comme par exemple, un stimulus oscillant horizontalement, améliorait la synchronisation [46, 14]. C'est pourquoi utiliser un paradigme multi-tâche est une méthodologie classique pour observer la demande attentionnelle ainsi que la coordination non-intentionnelle.

En résumé, la coordination non-intentionnelle peut être atteinte sans focus attentionnel (même si la vision focale amène une plus forte coordination non-intentionnelle comparée à la vision périphérique [282]). C'est pourquoi il est alors possible d'imaginer qu'elle permette de relâcher une partie des ressources attentionnelles de la même façon que les mouvements automatiques. Cela signifierait que la coordination non-intentionnelle pourrait nous aider à améliorer nos performances sur une autre tâche plus exigeante en termes d'attention, ce qui sera l'objet de cette étude.

A partir de l'état de l'art décrit ci-dessus, nous avons créé un protocole pour étudier l'impact de la coordination non-intentionnelle lors d'une forte charge attentionnelle. La question est donc la suivante : **Dans un contexte où le niveau de la charge attentionnelle visuelle est élevée et où la coordination non-intentionnelle est présente, est-ce-que cette même coordination non-intentionnelle permet de garder un rythme qui aide les participants à libérer une partie de leur attention alors disponible pour les autres tâches ou bien requiert-elle des ressources attentionnelles supplémentaires ayant un impact négatif sur la réalisation des autres tâches ?**

Afin de répondre à cette question, nous avons créé une interface sous la forme d'un jeu vidéo où les participants devaient résoudre conjointement plusieurs tâches mettant à l'épreuve leurs capacités attentionnelles : une tâche de suivi, une tâche de temps de réaction à des alarmes de différentes modalités et une tâche de coordination non-intentionnelle à la fréquence préférentielle des participants. Ensemble, ces trois tâches représentaient un réel défi mettant à l'épreuve l'attention partagée des participants. Nous espérons alors qu'une telle charge attentionnelle serait suffisamment contraignante pour révéler les effets de la coordination non-intentionnelle. Nous avons émis l'hypothèse que la synchronisation non-intentionnelle permettrait aux participants de libérer une partie de leurs ressources attentionnelles aidant ainsi à l'amélioration des performances sur les autres tâches.

5.2 Méthodes

5.2.1 Participants

20 participants ont participé à l'expérience dont 11 hommes et 9 femmes. L'âge moyen des participants était de 24 ans \pm 4. Parmi eux, 13 étaient droitiers et 7 étaient gauchers. Tous les participants ont donné leur consentement écrit, avant l'expérience, elle-même approuvée par l'*Euromov Institutional Review Board* (IRB # 2102) et conforme à la Déclaration d'Helsinki de 1964. En accord avec les politiques sur les données d'identification, le consentement écrit pour la publication des informations/images d'identification a été obtenue.

5.2.2 Tâche et procédure

5.2.2.1 Procédure

Comme illustré Figure 5.1, les participants étaient assis sur une table positionnée à une distance fixe d'un écran où le « jeu-vidéo » était projeté. La table était suffisamment haute pour que les jambes des participants puissent se balancer dans le vide dans la direction antérieure-postérieure. A côté de la table, une caméra était positionnée de façon à pouvoir filmer le mouvement des jambes.

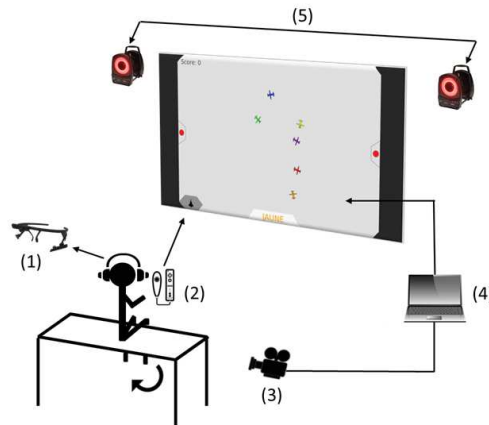


FIGURE 5.1 – Dispositif expérimental - (1) Eye-tracker, (2) Joystick, (3) Caméra filmant le mouvement des jambes pour calculer en temps réel le flot optique (4) pour permettre la synchronisation de la variation d'intensité lumineuse du fond, (5) Système de capture du mouvement.

Les participants étaient équipés d'un eye-tracker et des marqueurs réfléchissants étaient placés sur leur genoux et leur pied de façon à ce que leurs mouvements puissent être enregistrés par le système de capture de mouvement (Vicon). Une fois l'eye-tracker calibré, il était demandé aux participants de ne plus bouger la tête pour que le système puisse récupérer les positions exactes du regard. Pour interagir avec le jeu, les participants étaient équipés d'écouteurs et tenaient dans leur main une manette possédant un joystick et un bouton (voir Figure 5.1).

5.2.2.2 Conception du jeu

Nous voulions être capables d'observer l'impact de la coordination non-intentionnelle lors d'une charge attentionnelle élevée. Notre jeu devait donc remplir trois critères précis à savoir, **demander une charge attentionnelle élevée**, être capable dans une certaine mesure de **caractériser la charge cognitive** associée et permettre l'apparition de la **coordination non-intentionnelle**. Pour atteindre cet objectif, nous avons créé un jeu comprenant trois tâches différentes ayant chacune un rôle distinct.

La **première tâche** avait un but précis, stimuler l'attention *soutenue* et *sélective* avec une tâche de suivi. Avec leur joystick, les participants contrôlaient un petit avion avec lequel ils devaient atteindre des cibles représentées par des petits avions de couleurs différentes se mouvant de façon aléatoire sur l'écran. Une cible atteinte équivalait à un point de gagné et le score était affiché en haut à gauche de l'écran. Afin de connaître la couleur de la cible à atteindre, les participants devaient résoudre un test de Stroop positionné en bas de l'écran. Le test de Stroop consistait à atteindre la cible de la couleur du mot affiché à l'écran, le mot lui-même étant dans une couleur distincte. Par exemple, le mot « violet » pouvait être écrit en bleu, la couleur de la cible à suivre était alors la couleur bleue. Ce test est fréquemment utilisé pour stimuler l'attention sélective. Le test était mis à jour toutes les 8 secondes laissant peu de temps pour atteindre la cible, l'attention soutenue était donc requise.

La **deuxième tâche** était un test de temps de réaction utilisé pour estimer la charge cognitive des participants [213] : un temps de réaction lent correspondant à une forte charge cognitive et un temps de réaction rapide à une charge plus faible. Pendant que les participants réalisaient la tâche de suivi, il leur était demandé parallèlement de répondre le plus vite possible à l'apparition d'une alarme. L'alarme apparaissait une fois, de façon aléatoire et perdurait jusqu'à ce que les participants y répondent. Pour notifier l'apparition de l'alarme, les participants devaient appuyer

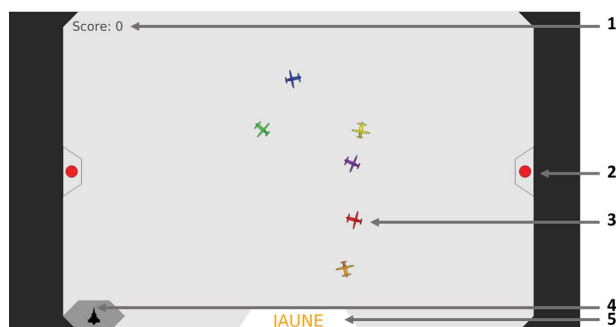


FIGURE 5.2 – (1) Score, (2) Alarmes visuelles, (3) Cibles, (4) Avion contrôlé par les participants, (5) Test de Stroop

sur un bouton localisé derrière la télécommande. De plus, cette alarme pouvait être de différentes modalités : visuelle, auditive ou les deux. Dans tous les cas, les participants étaient prévenus en amont de l'essai de la modalité. Lorsque la modalité était visuelle, l'alarme était représentée par deux points rouges oscillant positionnés de part et d'autre de l'écran (voir Figure 5.2). Lorsque la modalité était auditive, un son de 600Hz oscillant en termes de volume était diffusé dans les écouteurs. Lorsque la modalité était bimodale, les alarmes visuelles et auditives étaient activées conjointement.

La **troisième tâche** pour les participants était de balancer leurs jambes à leur fréquence préférentielle au cours de chaque essai. Autrement dit, une fréquence la plus naturelle possible et qui demande le moins d'attention possible. Le but de cette tâche était de remplir le troisième objectif du jeu à savoir, permettre l'apparition de la coordination non-intentionnelle. Pour ce faire, nous avons lié le mouvement de balancier des jambes des participants à la luminosité du fond de l'interface. C'est-à-dire que l'entièreté du fond de l'interface oscillait en termes d'intensité lumineuse de façon synchrone avec le mouvement des jambes. Les participants n'étaient pas informés de cette synchronisation, il leur était simplement dit que la caméra qui filmait leurs jambes avait pour but de vérifier qu'ils ne s'arrêtaient jamais. Grâce au fond synchronisé, nous avons renforcé l'entraînement rythmique naturel et inévitable qui apparaît dès lors que deux entités ont des fréquences suffisamment proches [141]. Afin de réaliser cette synchronisation en temps réelle, nous avons utilisé le modèle développé par *Hasnain et al. (2012)* décrit, ci-dessous, dans la section *Synchronisation de l'interface*. De plus, afin d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle, nous avons créé une condition contrôle dans laquelle le fond de l'interface n'oscillait tout simplement pas (voir la section *Conditions* ci-dessous).

Il était dit aux participants que le but était de réaliser toutes ces tâches de façon à obtenir le meilleur score possible, le meilleur temps de réaction et de ne jamais arrêter de balancer les jambes. Les trois tâches permettaient donc de solliciter l'*attention sélective* avec le test de Stroop, l'*attention partagée* par la nature multi-tâche du jeu et l'*attention soutenue* par la durée réduite à 45 secondes (un essai) pendant laquelle l'attention ne pouvait pas être relâchée pour réussir. De plus, les temps de réaction nous ont permis d'obtenir une estimation relative de la charge cognitive des participants.

5.2.2.3 Matériels

Nous avons utilisé 8 caméras infra-rouge (Nexus MX13 Vicon System ©, 100 Hz) pour traquer 4 marqueurs réfléchissants placés sur les jambes des participants (1 sur chaque genou et 1 sur chaque pied) de façon à analyser avec précision le mouvement des jambes. L'eye-tracker était chez *Pupil Labs* et la télécommande utilisée était la *nunchuck* de la *Wii* de *Nintendo*. La caméra utilisée pour synchroniser en temps réel l'interface avec le mouvement des jambes était une caméra

de type Logitech fonctionnant à 30 fps.

5.2.3 Conditions

Les conditions ont été conçues de façon à mettre en évidence l'impact de la coordination non-intentionnelle sur la charge cognitive dans différents contextes, ici, les modalités de l'alarme. Pour ce faire, nous avons besoin pour chaque modalité d'une condition où la coordination non-intentionnelle pouvait émerger et d'une condition contrôle. Dans la première, dite condition de synchronisation, la luminosité du fond oscillait à la même fréquence que le mouvement des jambes des participants et dans la condition contrôle, la luminosité du fond ne changeait pas. Ceci nous a donc amené à 6 conditions à savoir, pour chacune des deux conditions concernant le mouvement du fond (pas de mouvement ou synchronisation), trois différentes modalités de l'alarme ont été testées :

1. **Fond synchronisé :**
 - (a) Modalité de l'alarme auditive
 - (b) Modalité de l'alarme visuelle
 - (c) Modalité de l'alarme bi-modale
2. **Fond fixe (condition contrôle) :**
 - (a) Modalité de l'alarme auditive
 - (b) Modalité de l'alarme visuelle
 - (c) Modalité de l'alarme bi-modale

Pour chacune des six conditions les participants avaient trois essais.

5.2.4 Synchronisation de l'interface

Pour permettre la synchronisation en temps réel de la variation d'intensité lumineuse du fond avec le mouvement des jambes des participants, nous avons utilisé le modèle développé par *Hasnain et al.*, (2012) [120] (voir description Chapitre 4 section 4.3.1 et Figure 5.3).

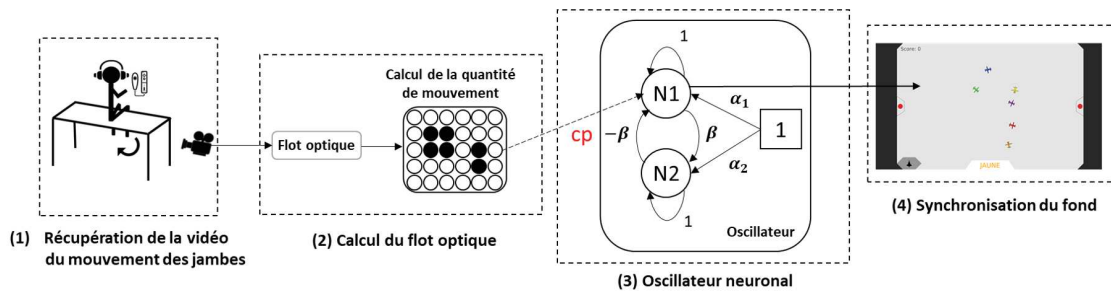


FIGURE 5.3 – Architecture du système permettant la synchronisation de l'intensité lumineuse du fond de l'interface du jeu avec le balancier des jambes des participants.

La caméra était placée sur le côté droit des participants ce qui permettait de filmer le balancier des jambes de profil. Le flot optique généré par le mouvement des jambes était alors calculé et intégré pour obtenir une quantité de mouvement grâce à l'algorithme de *Horn et Schunck* (voir Chapitre 4 section 4.3.1.3 pour une description détaillée). De par la position de la caméra sur le côté droit des participants, l'amplitude de la quantité de mouvement augmentait lorsque les mouvements étaient dans la direction ascendante (mouvements de jambes vers l'avant) et diminuait lorsque les mouvements étaient dans la direction descendante (mouvements de jambes vers l'arrière).

Dans cette expérience, les paramètres de l'oscillateur neuronal avaient pour valeur : $\beta = 0.2$, $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.1$. Le facteur de couplage cp a été fixé à 0.6.

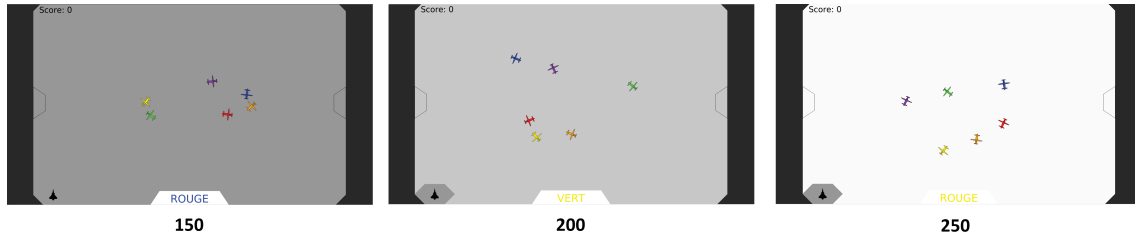


FIGURE 5.4 – Illustration de la variation de la luminosité de l’interface avec trois valeurs respectivement 150, la valeur la plus faible, 200 la valeur moyenne et 250 la valeur maximale.

La sortie de l’oscillateur (sortie du neurone N_1) comprise entre -1 et 1, était alors envoyée à l’interface du jeu (voir Figure 5.3) pour permettre à la luminosité du fond, notée $l(t)$, d’osciller entre des niveaux de gris allant de 150 à 250 (voir Figure 5.4) d’après l’équation :

$$l(t) = 200 + N_1(t) \times 50 \quad (5.1)$$

5.2.5 Analyse des données

Nous avons étudié cinq variables dépendantes : les temps de réaction, les scores, les fixations du regard, la fréquence du mouvement des jambes et sa stabilité. Les temps de réaction ont été récupérés grâce à la télécommande et ont été directement utilisés comme marqueurs de la charge cognitive. Les scores (nombre de cibles interceptées) ont été enregistré pour chaque essai afin de déterminer s’il y avait une corrélation avec les temps de réaction. Les fixations du regard et la fréquence de mouvement des jambes ont été utilisés comme décrit dans les sections ci-dessous. Nous avons aussi vérifié la qualité de la synchronisation entre les participants et le fond de l’interface.

5.2.5.1 Évaluation de la Synchronisation de l’interface

Nous avons utilisé deux mesures pour vérifier la qualité de la synchronisation entre la variation d’intensité lumineuse du fond et le mouvement de jambes des participants. La première était la différence entre la période du signal de l’humain et celle du fond de l’écran (DP) afin d’évaluer le degré de synchronisation entre les deux (Équation (5.2)).

Chaque période a été calculée en moyennant l’ensemble des cycles des périodes contenus dans le signal et déduits comme précédemment explicité dans la section 4.2.4 du Chapitre 4 (voir l’exemple illustré Figure 4.5). Cependant, la différence de période ne donne pas d’information sur la différence de phase entre les deux signaux. Nous avons donc aussi calculé un indice de synchronie (IS) entre le signal de l’humain $S1$ et le signal du fond $S2$ pour contrôler les différences de phase. L’IS est calculé comme dans l’Équation (5.3) et est compris entre 0 et 1 (0 : pas de synchronisation et 1 : synchronisation parfaite).

$$DP = |T_{humain} - T_{fond}| \quad (5.2)$$

Avec T_{humain} et T_{fond} respectivement les périodes des signaux issus de l’humain et du fond.

$$IS = \frac{\sum_{i=1}^N \cos(\theta_h^{S1}(i) - \theta_h^{S2}(i))}{N} + \frac{\sum_{i=1}^N \sin(\theta_h^{S1}(i) - \theta_h^{S2}(i))}{N} \quad (5.3)$$

Avec θ_h^{S1} et θ_h^{S2} respectivement les transformées d’Hilbert des angles des signaux $S1$ et $S2$ après que ceux-ci aient été centrés par rapport à leur valeur moyenne. N est le nombre d’échantillons.

5.2.5.2 Acquisition des fixations du regard

Les données issues de l'eye-tracker ont fait office de données complémentaires pour mieux évaluer les résultats des temps de réaction. En effet, les fixations des participants peuvent donner une idée de l'orientation de l'attention visuelle.

Pour ce faire, comme illustré Figure 5.5, nous avons discrétisé l'interface en 5 zones de façon à pouvoir déterminer sur quelle région de l'interface les fixations se portaient. Il y avait donc, deux zones pour les alarmes, une zone centrale comprenant la zone des cibles et le test de Stroop, une zone pour le score et une zone pour la base de l'avion contrôlé par les participants.

Pour déterminer à quelle zone une fixation appartenait, nous avons calculé la distance Euclidienne du point de fixation par rapport au centre de chaque zone et sélectionné la zone la plus proche. Ensuite, nous avons vérifié le nombre de fixations ainsi que le temps passé dans les zones correspondantes aux alarmes pour chacune des 6 conditions.

Afin de représenter visuellement la répartition des fixations autour des différentes zones comme illustré Figure 5.5, nous avons, en premier lieu, défini la zone centrale représentée par un cercle délimitant la zone où les cibles (avions) pouvaient se mouvoir.

Pour les zones correspondant aux alarmes (voir Figure 5.5), nous avons tout d'abord pris en compte et différencié toutes les fixations (lorsque l'alarme était visuelle) appartenant respectivement à la zone de l'alarme de gauche et de droite (pour chaque sujet et chaque essai). Pour chaque alarme (gauche ou droite) seules les fixations appartenant à la fenêtre de temps comprise entre l'apparition de l'alarme et le temps de réaction ont été ensuite prises en compte.

Nous avons alors calculé l'écart-type des coordonnées des fixations appartenant, soit à la zone de l'alarme de gauche ((σ_x^g, σ_y^g)), soit à celle de droite ((σ_x^d, σ_y^d)), relativement au centre de la zone concernée (point de localisation de l'alarme).

Enfin, pour ne pas avoir des tailles de zones différentes pour les deux alarmes (gauche et droite), nous avons calculé les rayons des ellipses qui délimitent les zones d'alarmes comme suit : $R_x = 2\sigma_x$ et $R_y = 2\sigma_y$. Avec $\sigma_x = \max(\sigma_x^g, \sigma_x^d)$ et $\sigma_y = \max(\sigma_y^g, \sigma_y^d)$. Nous avons multiplié les écarts types par deux de façon à s'assurer que nos délimitations de zones puissent contenir l'ensemble de la distribution des fixations. Nous avons alors pu dessiner deux ellipses représentant les zones des alarmes (voir Figure 5.5).

La zone du score ainsi que celle de la base de l'avion (point de départ) ont été représentées en utilisant la même méthode que celle utilisée pour les zones des alarmes mais cette fois-ci en utilisant toutes les fixations (appartenant à ces deux zones respectives) de toutes les conditions, sans délimitation temporelle.

5.2.5.3 Mesure de la fréquence des jambes et de sa stabilité

Les mouvements de balancier des jambes ont été recueillis grâce au système de capture de mouvement (Vicon) et filtrés par un filtre passe-bas avec une fréquence de coupure à 2 Hz. Afin de caractériser la stabilité des mouvements des participants pour l'ensemble des conditions, nous avons déterminé les fréquences de balancement des jambes et calculé leurs écart-types. La fréquence des signaux a été déduite, comme indiqué ci-dessus, par la moyenne de tous les cycles de période contenus dans le signal.

5.2.6 Statistiques

Nous avons utilisé des ANOVAs à facteur mixte 3 (Modalités : auditive, visuelle, bimodale) x 2 (Fonds : synchrone ou non) afin de déterminer l'impact de la modalité de l'alarme ainsi que

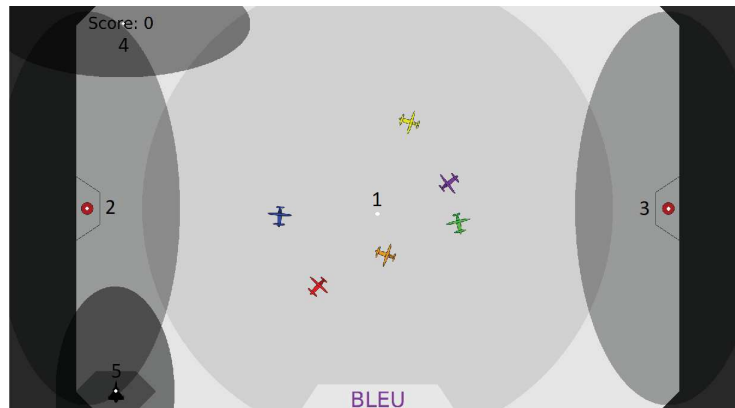


FIGURE 5.5 – Discretisation de l'interface en 5 zones : (1) zone des avions (cibles)/Stroop label, (2)/(3) alarmes, (4) score et (5) base de l'avion contrôlé par les participants

la synchronisation du fond sur les temps de réaction. Pour ce faire, nous avons préalablement réalisé une transformation logarithmique des temps de réaction de façon à ce que les données soient normalement distribuées et respectent ainsi les préconditions de l'ANOVA. Pour les données issues de l'eye-tracker et celles issues de la capture de mouvement, la normalité n'était pas respectée malgré la transformation logarithmique nous avons donc utilisé le Test à mesures répétées non-paramétrique de Friedman. De plus, les tests de sphéricité ont été effectués pour toutes les variables. Nous avons utilisé un seuil de significativité pour la *p-value* de 0.05. Nous avons utilisé un coefficient de corrélation de Pearson pour vérifier s'il existait une corrélation entre les temps de réaction et les variables de score/fréquence du mouvement des jambes/stabilité du mouvement des jambes. Les analyses statistiques ont été faites avec le logiciel Jamovi (The jamovi project (2020), jamovi (Version 1.1.9) pour Windows).

5.3 Résultats expérimentaux

5.3.1 Analyse de la synchronisation de l'interface

Nous avons regardé pour toutes les conditions combinées, les différences de période entre humain et fond de l'interface (DP) ainsi que les indices de synchronie (IS). La valeur moyenne des différences de période était de 0.010 ± 0.017 et l'indice de synchronie moyen de 0.995 ± 0.007 . Ces résultats confirment que la synchronisation a été atteinte.

5.3.2 Analyse des temps de réaction

Pour chaque condition, nous avons vérifié s'il y avait des différences entre les temps de réaction. Une ANOVA à facteur mixte 3(Modalités : auditive, visuelle, bimodale) x 2 (Fonds : synchrone ou non) a mis en évidence un impact de la modalité ($F(2, 38) = 18.22$, $p_{modalite} < 0.001$) et du fond ($F(1, 19) = 17.98$, $p_{fond} < 0.001$) sur les temps de réaction en revanche aucun effet d'interaction n'a été montré ($F(2, 38) = 0.43$, $p_{modalite*fond} = 0.64$) (voir Figure 5.6). En effet, les temps de réaction se sont montrés bien meilleurs (i.e., plus faibles) lorsque le fond se synchronisait que lorsque celui-ci ne bougeait pas du tout. De plus, les temps de réaction ont été bien meilleurs lorsque la modalité de l'alarme était bimodale suivie par la modalité auditive alors que la modalité visuelle a engendré les plus grands temps de réaction. Nous avons aussi vérifié s'il existait une corrélation entre les scores et les temps de réaction mais celle-ci n'a pas été significative (coefficient de Pearson $r(340) = -0.04$, $p = 0.45$).

5.3.3 Analyse des fixations du regard

Nous avons vérifié pour toutes les modalités combinées, le nombre de fixations et le temps passé dans les zones de l’alarme pour les deux conditions du fond (synchrone ou non). Le Test à mesures répétées non-paramétrique de Friedman a révélé que la synchronisation du fond avait un impact sur le nombre de fixations ($\chi^2 = 11.6, p = 0.04$) et sur le temps passé dans les zones de l’alarme ($\chi^2 = 11.9, p = 0.036$) (voir Figure 5.7). En effet, lorsque l’intensité lumineuse du fond se synchronisait, le nombre de fixations et le temps passé dans les zones de l’alarme ont été plus grand. Nous avons ensuite réalisé un test de Durbin-Conover permettant une comparaison par paires afin de savoir pour quelle modalité précisément la synchronisation du fond avait un fort impact. Pour le nombre de fixations, le test a révélé un impact du fond uniquement pour la condition visuelle ($p_{visuelle} = 0.038, p_{auditive} = 0.542, p_{bimodale} = 0.406$), de même que pour le temps de fixation dans les zones de l’alarme ($p_{visuelle} = 0.037, p_{auditive} = 0.403, p_{bimodale} = 0.290$).¹

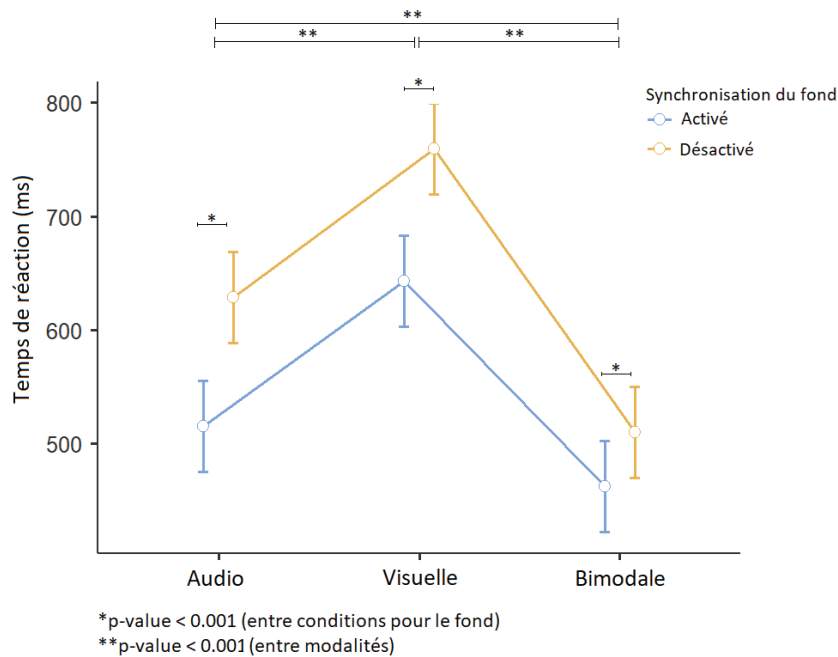


FIGURE 5.6 – (A) Temps de réaction en fonction de la modalité. (B) Temps de réaction en fonction de la synchronisation ou non du fond de l’interface. (C) Temps de réaction détaillé pour chaque condition

1. Les données eye-tracker de trois participants n’ont malheureusement pas pu être exploitée à cause d’une calibration défailante du système. Les statistiques de cette section ont donc été réalisées sur les données de 17 sujets.

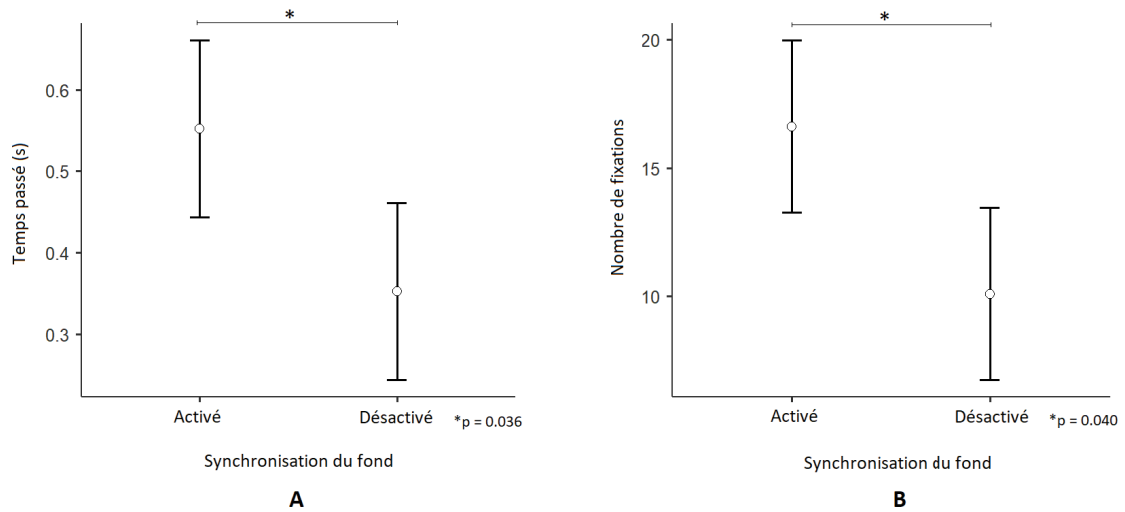


FIGURE 5.7 – (A) Temps passé dans les zones correspondant aux alarmes en fonction de la synchronisation ou non du fond. (B) Nombre de fixations dans les zones correspondant aux alarmes en fonction de la synchronisation ou non du fond de l’interface, toutes modalités combinées.

5.3.4 Analyse de la fréquence des jambes et de sa stabilité

Nous avons regardé pour toutes les modalités combinées s’il y avait des différences dans les fréquences de battements de jambes pour chaque condition du fond (synchrone ou non). Une ANOVA à mesures répétées (Friedman) a montré que la synchronisation du fond n’avait pas d’impact sur les fréquences adoptées par les participants ($\chi^2 = 5.61$, $p = 0.35$) ni sur leur écart-types ($\chi^2 = 2.66$, $p = 0.75$) (voir Figure 5.8).²

Nous avons également vérifié s’il existait une corrélation entre la fréquence des battements de jambes/écart type de la fréquence et les temps de réaction. Ni la fréquence des battements de jambes (coefficient de Pearson $r(283) = 0.1$, $p = 0.09$), ni son écart-type (coefficient de Pearson $r(283) = 0.004$, $p = 0.94$) n’ont été corrélés aux temps de réaction.

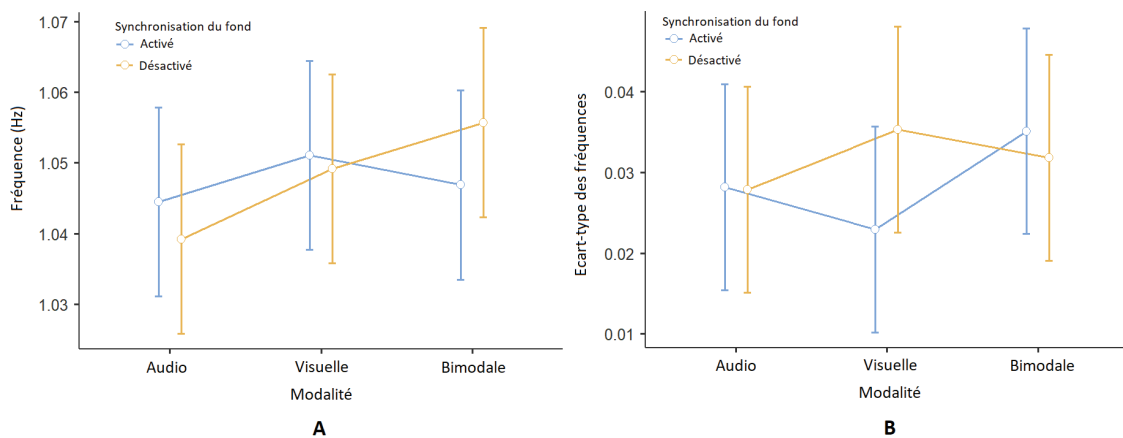


FIGURE 5.8 – (A) Fréquences (mouvement des jambes) des participants en fonction des différentes conditions. (B) Écart-type des fréquences en fonction des différentes conditions.

2. Les données VICON de trois participants n’ont malheureusement pas pu être exploitées à cause d’une mauvaise capture du mouvement. Les statistiques de cette section ont donc été réalisées sur les données de 17 sujets.

5.4 Conclusion

Le but de cette étude était d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par un stimulus visuel dans le cadre d'une forte charge attentionnelle visuelle. Pour répondre à cet objectif, nous avons mis en place une expérience où l'attention des participants a été mise à l'épreuve via un jeu multi-tâches (3 tâches) alors que les conditions nécessaires à l'apparition de la coordination non-intentionnelle étaient favorisées. La première tâche consistait en une tâche de suivi associée à un test de Stroop afin d'augmenter la charge attentionnelle et la seconde tâche consistait quant à elle à la réalisation d'un test de temps de réaction à des alarmes de différentes modalités (auditive, visuelle et bimodale) afin d'évaluer la charge attentionnelle des participants. La troisième tâche était une tâche motrice, les participants devaient balancer leurs jambes dans le vide à leur fréquence préférentielle. Il y avait alors deux conditions concernant l'intensité lumineuse du fond de l'interface du jeu. Dans la condition synchrone, celle-ci se synchronisait en temps réel aux mouvements des jambes des participants, permettant l'apparition de la coordination non-intentionnelle. Dans la condition sans synchronisation, l'intensité lumineuse du fond n'oscillait pas du tout (condition contrôle).

Nos résultats concernant les temps de réaction ont montré que les participants présentaient de meilleurs temps de réaction à l'alarme lors de la condition où celle-ci était bimodale puis, auditive et enfin, visuelle. Plusieurs études ont démontré les bénéfices de la bimodalité sur les temps de réaction : l'effet de la redondance, « the redundant signal effect » noté (RSE) en anglais, augmente lorsque des stimuli bimodaux ou trimodaux sont présentés simultanément conduisant à une baisse des temps de réaction comparativement aux conditions unimodales [124, 89, 312]. De plus, dans le cas de stimuli unimodaux, plusieurs recherches ont montré que les signaux auditifs parvenaient plus rapidement au cerveau que les signaux visuels [173, 146]. D'autre part, dans notre expérience, la charge visuelle était très élevée ce qui rendait la détection des alarmes visuelles d'autant plus difficile comparativement aux alarmes auditives. Nous avons aussi regardé l'impact de la performance en termes de cible interceptées (score) sur les temps de réaction et aucune corrélation n'a été trouvée montrant que le score n'était pas corrélé aux temps de réaction. Nos résultats ont aussi montré que les participants présentaient des temps de réaction plus faibles aux alarmes lorsque la luminosité du fond se synchronisait avec eux que lorsque celle-ci ne bougeait pas du tout, et ce, quel que soit la modalité de l'alarme.

Afin de mieux comprendre ce dernier résultat, nous nous sommes intéressés à la stratégie visuelle des participants grâce aux données issues de l'eye-tracker pour toutes les modalités combinées. Nous avons trouvé que les participants avaient effectué plus de fixations et passé plus de temps à vérifier l'apparition des alarmes dans les zones visuelles correspondantes lorsque le fond se synchronisait avec eux. Des tests complémentaires de comparaisons ont montré que ce résultat était vérifié pour toutes les modalités des alarmes mais n'était significatif que pour la condition visuelle. Ce résultat est compréhensible car il s'agit de la seule condition où il était nécessaire de regarder ces zones pour détecter l'alarme (les autres possédant l'alarme audio). Il signifie probablement que les ressources attentionnelles et l'orientation de l'attention ont été partagés différemment entre les différentes tâches selon les deux conditions, avec une meilleure gestion des ressources dans la condition synchrone.

Une étude menée par *Chan & DeSouza* a trouvé qu'augmenter la charge attentionnelle augmentait par ailleurs le coût de changement des pro-saccades (saccades dirigées vers les cibles) en termes de temps de réaction et de taux d'erreur (bouger les yeux dans la bonne direction) [51]. Cela signifie que si la charge attentionnelle était plus élevée lors de la condition sans synchronisation que lors de la condition synchrone, les sauts de fixations entre la tâche de suivi et celle de détection des alarmes pourraient avoir été réduits. Dans le cas de l'alarme visuelle, moins de fixations dans la zone des alarmes pourrait alors avoir entraîné de moins bons temps de réaction à celles-ci. Cependant, la

stratégie visuelle des participants n'explique pas à elle seule pourquoi les temps de réaction ont été meilleurs avec les autres modalités de l'alarme ni même ce qui a entraîné un changement dans la gestion des ressources attentionnelles.

Une explication possible pourrait être que la variation d'intensité lumineuse du fond ait augmenté la charge perceptive des participants (plus de stimuli perçus), dans la limite de leur capacité perceptive respective. D'après la théorie de la charge de l'attention sélective « *load theory of attentional selection* » [197, 198], le traitement des données perceptives a lieu de façon automatique et involontaire sur tous les stimuli dans la limite des capacités disponibles. En d'autres termes, lorsque la charge perceptive est élevée, la capacité attentionnelle est pressurée et seuls les stimuli 'utiles' sont alors perçus, les ressources qui ne sont pas utilisées peuvent être allouées pour les stimuli non pertinents. Toujours d'après cette théorie, les capacités attentionnelles sont limitées et donc l'augmentation de l'attention dédiée à une tâche affecte presque toujours ou au mieux n'a pas d'effet sur les performances d'une seconde tâche [177].

Dans le cas de l'expérience menée par *Temprado et al.*, (2004), les participants devaient réaliser délibérément une tâche de coordination bimanuelle tout en réalisant un test de temps de réaction. Les auteurs avaient alors montré que les participants obtenaient de moins bons temps de réaction dans le cas de la condition double-tâche que dans la condition mono-tâche [344]. Dans notre expérience, porter son attention sur le mouvement du fond n'avait aucun 'intérêt spécifique' et n'était pas requis pour réussir. Cependant, le mouvement est un élément particulièrement saillant et celui généré par l'intensité lumineuse du fond était parfaitement congruent avec le mouvement des jambes des participants ce qui nous laisse fortement croire que la coordination non-intentionnelle est bien apparue de par sa nature inconsciente et surtout inévitable. C'est pourquoi une possible explication concernant la diminution des temps de réaction pourrait être que la coordination non-intentionnelle aurait permis d'aider les participants à conserver un rythme ou une cadence d'interaction et à libérer une partie de leurs ressources attentionnelles afin que celles-ci puissent être redirigées vers la tâche de temps de réaction.

Effectivement, à un niveau macroscopique, nos actions motrices sont coordonnées et rythmiques [117] et c'est par ailleurs l'activité rythmique neuronale qui forge la dynamique de nos comportements moteurs [235]. Nous pouvons donc faire l'hypothèse que le mouvement de l'intensité lumineuse du fond a eu un impact sur la production du mouvement des participants grâce à l'effet d'entraînement qui à son tour, pourrait avoir facilité la production du rythme en apportant une énergie extérieure au bon tempo. Cela pourrait être expliqué par le fait que les rythmes neuronaux intrinsèques peuvent être entraînés par des rythmes externes et que les oscillations neuronales ont un impact direct sur les processus moteurs et cognitifs tels que l'attention sélective [49].

Certaines études ont montré que cet entraînement à des rythmes extérieurs était le résultat d'une optimisation des réponses neuronales lorsque des événements pertinents par rapport à la tâche réalisée étaient attendus [311]. Dans notre expérience, l'oscillation de l'intensité lumineuse du fond n'était en aucun cas reliée à l'apparition de l'alarme qui était, elle, complètement aléatoire. Cependant, au lieu d'être perçu comme un distracteur superflu et donc ignoré, le mouvement du fond pourrait avoir entraîné les oscillations neuronales et aider les participants à maintenir un rythme sans coût additionnel. Ce résultat serait en accord avec notre hypothèse de départ, qui suggérait que la synchronisation non-intentionnelle pourrait permettre aux participants de libérer une partie de leurs ressources attentionnelles qui à leur tour pourraient aider à l'amélioration des performances sur les autres tâches.

Concernant le rythme des participants, nous avons vérifié pour chaque condition s'il y avait des différences en termes de fréquence/stabilité qui pourraient illustrer une quelconque perturbation du

mouvement du fond/absence de mouvement sur la performance motrice des participants. Pour ce faire, nous avons regardé la fréquence de leurs mouvements de jambes. Aucune différence parmi toutes les conditions n'a été trouvée, la synchronisation de l'intensité lumineuse du fond n'a pas perturbé l'exécution des mouvements des participants mais n'a pas non plus amélioré leur stabilité. De plus, aucune corrélation entre la fréquence des jambes ainsi que sa stabilité et les temps de réaction n'ont été trouvées montrant que ni la fréquence ni sa stabilité n'ont eu d'impact sur les temps de réaction.

Dans notre étude, la variation d'intensité lumineuse du fond oscillait à la fréquence préférentielle des participants, s'adaptant donc en temps réel. Nous avons fait ce choix car nous voulions à tout prix maximiser nos chances d'obtenir l'apparition de la coordination non-intentionnelle tout en gardant la plus grande stabilité des mouvements. En effet, lorsque la différence entre la fréquence de l'humain et celle du stimulus extérieur devient trop grande, la coordination ne peut pas être atteinte de manière non-intentionnelle. Cependant, il serait intéressant dans un travail futur, de voir dans quelle mesure le fait que le stimulus se synchronisait en temps réel a eu un impact sur les temps de réaction. Pour cela, le stimulus pourrait prendre différentes fréquences éloignées de la fréquence préférentielle des participants.

En conclusion, notre étude est en faveur d'un effet bénéfique de la coordination non-intentionnelle sur les ressources attentionnelles, au moins dans le cas d'un stimulus visuel à la fréquence préférentielle des participants. Ceci soutient l'idée que la présence de coordinations non-intentionnelles pourraient faciliter la réalisation de différentes tâches sociales ou non sociales lorsque celles-ci sont accompagnées en parallèle d'une tâche motrice rythmique. Par ailleurs, on pourrait aussi faire l'hypothèse que les interfaces Homme-Machine qui bénéficieraient d'une capacité d'adaptation rythmique à leur partenaire d'interaction pourraient s'avérer plus plaisante/naturelle mais aussi plus efficace (diminution de la charge cognitive).



Modélisation computationnelle du contrôle sensorimoteur pour les coordinations interpersonnelles

6	Modèle de contrôle sensori- moteur pour la synchronisation d'un bras simulé	118
6.1	Introduction	
6.2	Architecture et dynamique du bras arti- culé simulé	
6.3	Modélisation computationnelle de la coordination interpersonnelle non- intentionnelle	
6.4	Utilisation du modèle computationnel pour l'imitation immédiate de mouve- ments rythmiques	
6.5	Simulation d'un bras à deux degrés de liberté et deux articulations : épaule et coude	
6.6	Conclusion	
7	Conclusion	171
A	Calcul des longueurs muscu- laires et des bras de levier ..	181
B	Paramètres du modèle de contrôle en force	186



6. Modèle de contrôle sensorimoteur pour la synchronisation d'un bras simulé

6.1 Introduction

Les travaux présentés dans ce chapitre ont pour objectif de modéliser le phénomène d'entraînement rythmique à l'origine des coordinations non-intentionnelles, sur un bras articulé, en prenant en compte la dynamique du système musculo-squelettique. Ils s'articuleront autour de la question suivante : comment le phénomène d'entraînement rythmique se traduit-il en commandes motrices capables de coordonner le rythme du mouvement par le biais des activations musculaires ?

Comme décrit Chapitre 3, les modèles computationnels de contrôle développés dans le cadre des coordinations interpersonnelles s'inspirent souvent de la théorie des systèmes dynamiques. En effet, nous avons vu dans le Chapitre 1 section 1.6.2, que cette dernière permet de modéliser fidèlement les dynamiques observées lors des coordinations interpersonnelles. Dans le cadre de cette théorie, la synchronie, intentionnelle ou non, est vue comme la résultante d'effets d'entraînements rythmiques mutuels entre deux systèmes (ou agents). Cette approche propose donc de modéliser les agents par des oscillateurs et de considérer des modèles de contrôle sensorimoteur rythmique. Par conséquent, la grande majorité des modèles de coordination interpersonnelle repose sur l'utilisation d'oscillateurs non-linéaires.

Cependant, il est important de noter que ces modèles qui s'inspirent de la théorie des systèmes dynamiques se basent essentiellement sur des études et des mesures de « comportements moteurs », autrement dit, si ces modèles rendent compte fidèlement des dynamiques motrices produites par les agents en interaction, ils n'expliquent pas ou ne modélisent pas le contrôle en force musculaire à l'origine de cette production motrice. Ainsi, ces modèles s'abstraient le plus souvent du système musculo-squelettique pour contrôler directement les articulations, soit en position, soit en vitesse, grâce, par exemple dans le cas de la robotique, à des contrôleurs de type PID (Proportional Integration Derivative).

L'objectif du travail présenté dans ce chapitre est donc de développer un modèle de contrôle en force qui permette de comprendre comment un signal oscillatoire d'entraînement rythmique (signal sensoriel) peut être traduit en commandes motrices musculaires afin d'obtenir un mouvement coordonné rythmiquement (synchronisé avec le signal sensoriel).

Plusieurs questions émergent alors. D'abord concernant le signal d'entraînement rythmique, signal sensoriel : est-ce que ce signal doit indiquer une position (trajectoire désirée) ou encore une vitesse (dynamique désirée) ? Ensuite sur les signaux de contrôle moteur, si ces derniers sont considérés comme oscillatoires (théorie des systèmes dynamiques), servent-ils de commandes motrices envoyées directement aux muscles ? Ou alors, y a-t-il un système intermédiaire traduisant les positions ou les vitesses désirées en commandes motrices ? Ou encore, agissent-ils uniquement comme des minuteurs pour cadencer l'envoi des commandes motrices ?

Ces questions sont d'autant plus légitimes que la question du contrôle rythmique du mouvement humain n'est pas encore tranchée, aucune hypothèse ne fait actuellement consensus dans la communauté scientifique.

Lorsque l'on regarde les différentes théories qui ont été proposées quant à la relation qui existe entre les mouvements discrets et rythmiques, trois théories apparaissent [237]. La première, affirme que les mouvements cycliques seraient issus de la concaténation de mouvements discrets. La deuxième, avance que les mouvements discrets seraient un cas particulier des mouvements rythmiques. La troisième, voit les mouvements discrets et rythmiques comme des primitives motrices irréductibles qui pourraient être combinées entre elles.

Bien qu'aujourd'hui aucune de ces trois théories n'a pu être affirmée, l'hypothèse selon laquelle les mouvements cycliques seraient issus de la concaténation de mouvements uniquement discrets semble de plus en plus rejetée par la communauté scientifique. Les auteurs *Smits-Engelsman et al. (2002)* et *Buchanan et al. (2003)* ont par exemple conclu que cette hypothèse ne parvenait pas à expliquer les différences observées lors des études expérimentales faisant intervenir des mouvements rythmiques et discrets [330, 44].

La deuxième théorie, stipulant que les mouvements discrets ne seraient qu'un cas particulier des mouvements rythmiques, est issue de la théorie des systèmes dynamiques. Les mouvements discrets sont donc perçus comme un cas limite d'un mouvement rythmique à savoir, un demi-cycle par exemple. Par ailleurs, il existe plusieurs études empiriques qui soutiennent cette théorie [383, 194, 108].

Enfin, dans la troisième théorie, les mouvements rythmiques et discrets sont vus comme des primitives motrices faisant appel à des mécanismes différents quant à la planification et l'exécution du mouvement. A nouveau, plusieurs études empiriques soutiennent cette théorie [335, 330, 44].

L'existence d'un contrôle rythmique et oscillatoire du mouvement a été appuyée par de nombreuses études sur les CPG [43, 17, 65, 149, 112, 387] ou encore par des enregistrements des activations du cortex moteur chez le singe, y compris pour des mouvements discrets (préhension) [54]. Néanmoins, comme expliqué ci-dessus, la question de la différence entre la génération de mouvements rythmiques et de mouvements discrets reste donc complexe et encore largement débattue.

Pour essayer de répondre à ces différentes questions et afin de développer notre modèle des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles, nous nous appuyerons notamment sur nos études expérimentales décrites Chapitre 4 et Chapitre 5.

Lors de notre étude portant sur la coordination interpersonnelle entre patients atteints de schizophrénie et le robot Nao (Chapitre 4), nous avons pu confirmer que la bidirectionnalité était importante pour améliorer la qualité de la synchronisation et ce, même pour des gestes complexes

tels que des squats. Par ailleurs, malgré les déficits attentionnels et les difficultés des patients SZ à se coordonner intentionnellement, nous avons pu confirmer qu'ils n'avaient pas de difficulté à se coordonner non-intentionnellement. Ce constat nous a donc conforté dans l'idée que la coordination non-intentionnelle pourrait être un processus de bas-niveau.

De plus, lors de notre étude sur les processus attentionnels accompagnant la coordination non-intentionnelle, nous avons pu montrer que cette dernière permet (dans un contexte précis) la libération d'une partie de la charge attentionnelle. A nouveau, ce résultat nous semble être en faveur d'un processus de nature bas-niveau qui ne requiert pas particulièrement de ressources attentionnelles. Dans cette même étude, nous avons aussi pu confirmer que la vision focale n'est pas nécessaire pour se synchroniser non-intentionnellement avec un stimulus, la vision périphérique étant suffisante. Ce dernier résultat pourrait signifier qu'une détection précise du mouvement généré par un stimulus, grâce à la vision focale, n'est pas forcément nécessaire pour permettre une adaptation rythmique. Autrement dit, la détection du mouvement par l'information de vitesse (direction et norme), obtenue par la vision périphérique, pourrait tout à fait suffire pour se synchroniser non-intentionnellement, sans que la position précise du stimulus n'ait besoin d'être extraite.

Ces résultats viennent s'ajouter à la littérature déjà existante sur les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles. Nous pouvons alors nous appuyer sur cette littérature pour émettre des hypothèses sur le fonctionnement des mécanismes responsables des coordinations non-intentionnelles afin de les modéliser.

Dans le cadre de ce travail, nous allons nous intéresser uniquement à la génération de mouvements rythmiques à partir de signaux oscillatoires et aux liens qui existent entre ces signaux et les commandes motrices musculaires.

Pour ce faire, nous avons dans un premier temps développé à partir de modèles existants, un modèle de bras contrôlé en force dont nous allons décrire l'architecture et la dynamique dans la section ci-dessous. Ensuite, nous verrons précisément le modèle de contrôle que nous avons mis en place afin d'allier la dynamique du système musculo-squelettique avec la dynamique résultant de l'effet d'entraînement rythmique.

6.2 Architecture et dynamique du bras articulé simulé

Dans cette section, nous allons décrire l'architecture mécanique du bras et sa modélisation sur le logiciel de simulation Gazebo. Nous verrons ensuite les équations qui régissent la dynamique des muscles du modèle.

6.2.1 Architecture mécanique

Comme vu précédemment dans le Chapitre 3 section 3.1, le bras est très souvent modélisé de manière simplifiée par deux segments rigides, le bras et l'avant-bras, actionnés par trois paires de muscles. Entre les différents modèles, quelques paramètres diffèrent légèrement comme la longueur et le poids des segments ou encore les points d'attache des muscles.

Nous avons choisi l'architecture présentée par *Kambara et al. (2006)* pour sa simplicité. Il s'agit d'un bras à deux articulations (épaule et coude), évoluant dans le plan [161]. Celui-ci peut être mis en mouvement grâce à deux paires de muscles mono-articulaires et à une paire de muscles bi-articulaires (six muscles) (voir Figure 6.1).

La longueur des muscles ainsi que leur bras de levier dépendent des positions articulaires du bras. Leur valeur peut donc être déduite à l'aide des équations géométriques définies Annexe A. Dans le modèle initialement développé par *Kambara et al. (2006)*, les bras de levier des différents muscles avaient été fixés. Dans notre modèle, afin de se rapprocher un peu plus de la réalité, nous

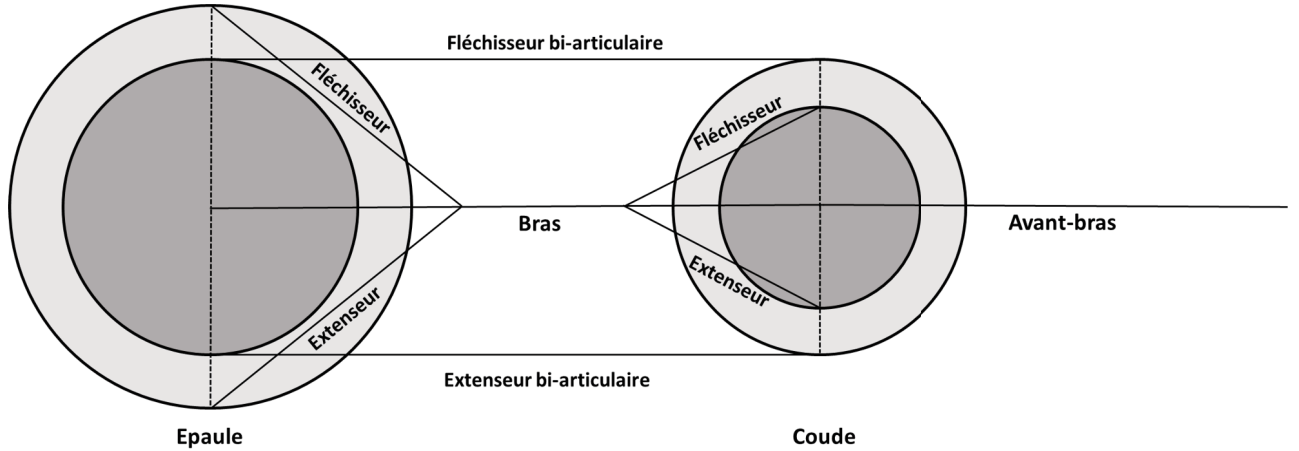


FIGURE 6.1 – Schéma du bras simulé

n'avons pas fixé la valeur des bras de levier, ces derniers évoluent donc en fonction de la position du bras.

6.2.2 Simulation du bras sur Gazebo

Le bras a été modélisé sur le simulateur *Gazebo multi-robot simulator (version 11.3.0)* [180, 5] avec le moteur physique ODE (Open Dynamics Engine) (physique Newtonienne). Il y est représenté par deux cylindres joints entre eux pour simuler le bras et l'avant-bras. Quant à la main, elle est représentée par un parallépipède rectangle (voir Figure 6.2A). Les caractéristiques des cylindres sont les suivantes : une longueur de 0.3 m, un rayon de 0.05 m et un poids de 1.4 kg pour le bras et 1 kg pour l'avant-bras. La main a une largeur de 0.1 m, une longueur de 0.2 m, une épaisseur de 0.05 m et une masse de 0.1 kg. Les matrices d'inertie du bras, de l'avant-bras et de la main sont :

$$I_{bras} = \begin{pmatrix} 0.011375 & 0 & 0 \\ 0 & 0.011375 & 0 \\ 0 & 0 & 0.00175 \end{pmatrix} \quad (6.1)$$

$$I_{avant-bras} = \begin{pmatrix} 0.008125 & 0 & 0 \\ 0 & 0.008125 & 0 \\ 0 & 0 & 0.00125 \end{pmatrix} \quad (6.2)$$

$$I_{main} = \begin{pmatrix} 0.00010417 & 0 & 0 \\ 0 & 0.00035417 & 0 \\ 0 & 0 & 0.00041667 \end{pmatrix} \quad (6.3)$$

Les angles limites de l'articulation de l'épaule ont été établis à -65° et 65° (voir Figure 6.2B). Ces limites correspondent à un compromis permettant d'avoir suffisamment d'amplitude de mouvement sans pâtir de l'instabilité numérique du théorème d'Al-Kashi qui nous permet de calculer les longueurs musculaires et par conséquent les vitesses. En effet, le théorème est connu pour son instabilité numérique dès lors que les angles deviennent trop obtus. Dans le cas de l'épaule, représentée Figure 6.3A, dès que l'angle θ_1 dépasse les 65° , le théorème n'est plus en mesure de donner les longueurs musculaires correctement comme illustré Figure 6.3 B. Les angles limites du coude, sont eux compris entre 0° et 65° , la limite supérieure de 65° a été choisie pour la même raison que celle de l'épaule (voir Figure 6.2B).

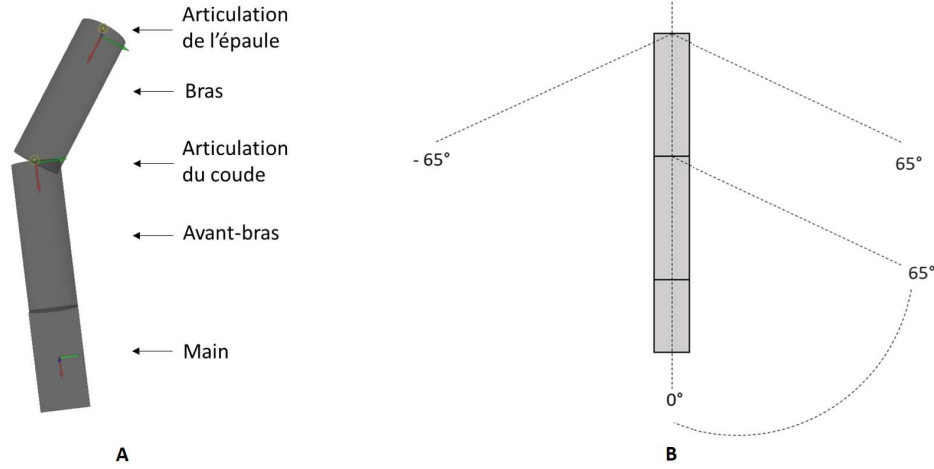


FIGURE 6.2 – (A) Vue du bras sur Gazebo et (B) Vue schématique du bras et des angles limites des articulations.

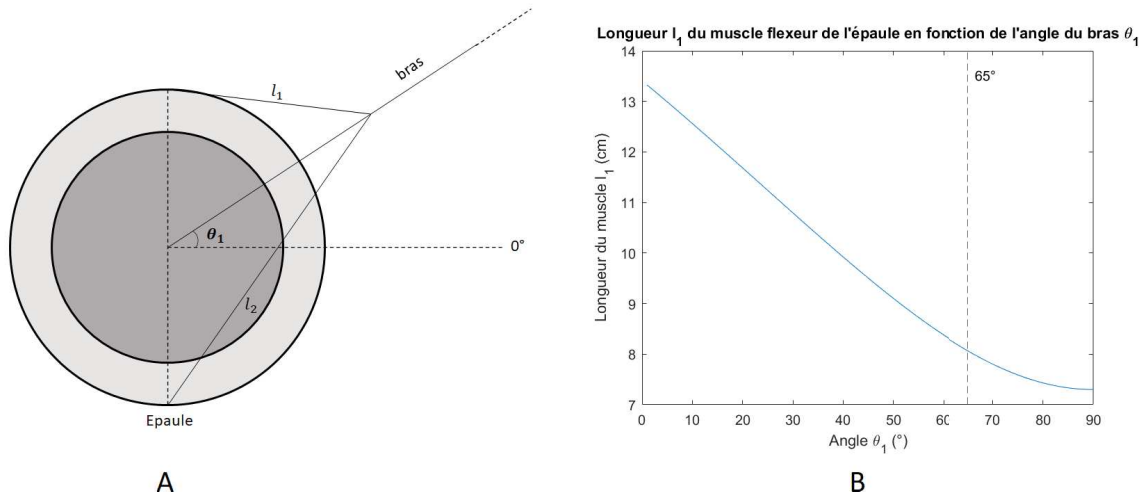


FIGURE 6.3 – (A) Représentation du muscle fléchisseur de l'épaule de longueur l_1 et de l'angle θ_1 du bras par rapport à la direction 0° et (B) Évolution de la longueur l_1 du muscle fléchisseur de l'épaule en fonction de θ_1 . Dès que θ_1 se rapproche des 65° , le calcul des longueurs musculaires par le théorème d'Al-Kashi devient numériquement instable ce qui se caractérise par la stationnarité de l'évolution de la longueur du muscle.

6.2.3 Contrôle en force de la dynamique des muscles

Le contrôle de la dynamique des muscles est réalisé grâce à un contrôle en force. Nous avons reproduit le modèle développé par *Guigon et al., (2007)* [109]. Ce dernier repose sur le modèle d'activation musculaire de *Zajac, (1992)* [386] et *Brown et al. (1996)* [42].

Les torques appliqués aux segments du bras sont calculés en sommant les différentes forces développées par le muscle fléchisseur et le muscle extenseur respectivement de l'épaule et du coude, multipliées par leur bras de levier :

$$\begin{cases} T_{ep} = (\gamma_{ep}^{FL} \times F_{ep}^{FL}) - (\gamma_{ep}^{EX} \times F_{ep}^{EX}) + (\gamma_{bi-ep}^{FL} \times F_{bi}^{FL}) - (\gamma_{bi-ep}^{EX} \times F_{bi}^{EX}) \\ T_{co} = (\gamma_{co}^{FL} \times F_{co}^{FL}) - (\gamma_{co}^{EX} \times F_{co}^{EX}) + (\gamma_{bi-co}^{FL} \times F_{bi}^{FL}) - (\gamma_{bi-co}^{EX} \times F_{bi}^{EX}) \end{cases} \quad (6.4)$$

Avec, T_{ep} , T_{co} les torques appliqués pour les articulations de l'épaule (ep) et le coude (co).

F_{ep}^{FL} , F_{ep}^{EX} , F_{co}^{FL} , F_{co}^{EX} , les forces des muscles fléchisseurs (FL) et extenseurs (EX) respectivement de l'épaule et du coude et $\gamma_{ep/co/bi}^{FL/EX}$ leur bras de levier respectif (voir Figure 6.4).

La force développée par un muscle résulte du produit des forces relatives à sa longueur, sa vitesse, son activation (dépendante de la commande motrice \mathbf{u}) et de deux constantes : un facteur de mise à l'échelle de la tension Γ (N/cm^2) et la section transversale du muscle en question notée $PCSA$ (cm^2) :

$$F = \Gamma \times PCSA \times F_a(\mathbf{u}) \times (F_v \times F_l + F_p) \quad (6.5)$$

Avec Γ en N/cm^2 et $PCSA$ en cm^2 .

L'ensemble des paramètres et constantes nécessaires aux calculs des forces est récapitulé en Annexe B. Leurs valeurs γ sont indiquées.

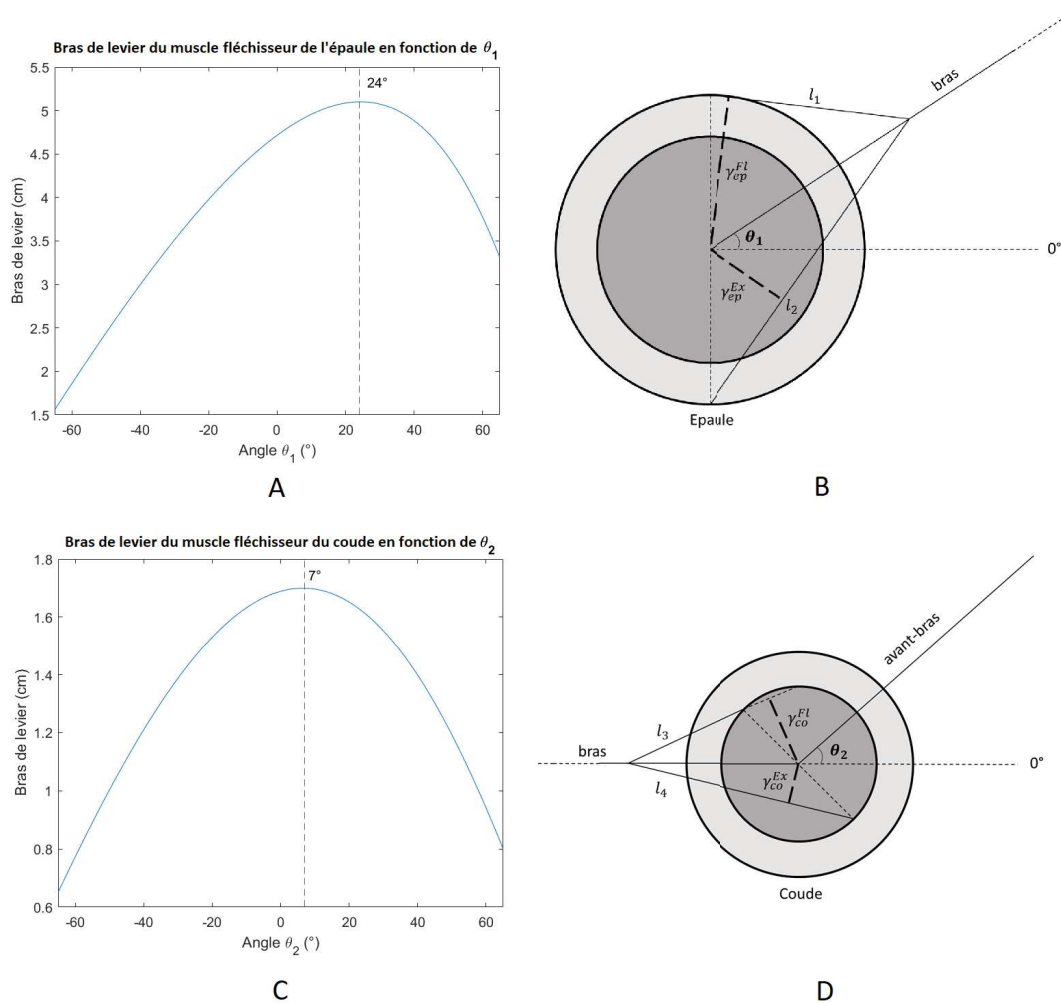


FIGURE 6.4 – (A) Évolution du bras de levier du muscle fléchisseur de l'épaule γ_{ep}^{FL} en fonction de θ_1 représenté en (B). (C) Évolution du bras de levier du muscle fléchisseur du coude γ_{co}^{FL} en fonction de θ_2 représenté en (D). Les muscles extenseurs étant les symétriques des muscles fléchisseurs, ceux-ci ont les mêmes bras de levier en négatif.

La force F_a est calculée comme suit :

$$\begin{aligned} F_a &= \eta(a) \\ v \frac{da}{dt} &= -a + e \\ v \frac{de}{dt} &= -e + u \end{aligned} \quad (6.6)$$

Avec e et a décrivant respectivement l'excitation et l'activation musculaire, u , la commande motrice, v , une constante (voir paramètre Annexe B) et la fonction η définie comme suit : $\eta(z) = [z]^+$ ($[z]^+ = z$ si $z > 0$ sinon $z = 0$).

Les forces passives F_p sont définies par l'équation :

$$F_p = c_2 \times (e^{k_2(L-L_{r2})} - 1) \quad (6.7)$$

c_2 , k_2 et L_{r2} sont des constantes (voir Annexe B) et L , la longueur normalisée du muscle par la longueur L_0 à laquelle la force isométrique maximale est générée.

La force relative à la longueur du muscle F_L est définie par l'équation :

$$F_L = e^{-|\frac{L\beta-1}{\omega}|^\rho} \quad (6.8)$$

β , ω et ρ sont des constantes (voir Annexe B).

Enfin, la force relative à la vitesse de contraction du muscle F_V est définie par l'équation :

$$\begin{cases} F_V = \frac{b_1 - a_1 V}{V + b_1} & \text{si } V \leq 0 \text{ (le muscle se raccourcit)} \\ F_V = \frac{b_2 - a_2 V}{V + b_2} & \text{si } V > 0 \text{ (le muscle s'allonge)} \end{cases} \quad (6.9)$$

Avec a_1 , b_1 et b_2 des constantes, a_2 un paramètre dépendant de la longueur musculaire et V la vitesse musculaire normalisée (par unité de L_0/s), voir Annexe B pour plus de détails.

L'évolution du produit des forces relatives à la vitesse par les forces relatives à la longueur musculaire additionné aux forces passives, est illustrée Figure 6.5.

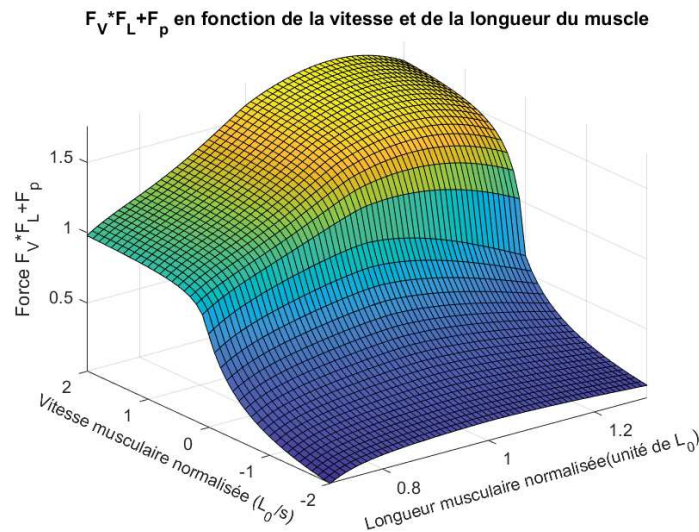


FIGURE 6.5 – Évolution du produit des forces actives F_V et F_L sommées avec F_p la force passive.

6.3 Modélisation computationnelle de la coordination interpersonnelle non-intentionnelle

Dans cette section, nous allons décrire l'ensemble des étapes du développement de notre modèle conciliant phénomène d'entraînement rythmique et contrôle du système musculo-squelettique.

Comme point de départ, nous avons utilisé le modèle d'entraînement rythmique développé par *Hasnain et al.*, (2012) au laboratoire ETIS, décrit précédemment (voir Chapitre 4 section 4.3.1). Ce modèle nous semble particulièrement adapté pour plusieurs raisons. Malgré son architecture simple, il permet l'obtention de synchronisation rapide par le biais d'un échange bidirectionnel d'énergie. Rappelons que ce modèle est fondé sur une approche inspirée de la théorie des systèmes dynamiques. Celui-ci extrait les dynamiques de mouvement de l'humain pour les injecter directement comme signal perturbateur au contrôleur moteur du robot, représenté par un oscillateur neuronal capable d'être entraîné. Par ailleurs, il a déjà été validé lors d'expérimentations avec des sujets naïfs et a permis de montrer l'existence d'effets d'entraînement rythmique non-intentionnel en IHR.

De plus, nos précédents travaux (voir Chapitre 4 et Chapitre 5), qui se sont eux-même reposés sur l'utilisation de ce modèle pour la synchronisation, ont permis de valider une nouvelle fois son efficacité.

Bien que la théorie des systèmes dynamiques permette de modéliser les coordinations intra et interpersonnelles, elle s'en tient à un niveau macroscopique et comportemental. Ce modèle d'entraînement rythmique est lui-même un modèle comportemental. Il permet de rendre compte de l'effet d'entraînement rythmique grâce à l'entraînement de l'oscillateur qui représente la dynamique interne du système. En revanche, le lien entre cette dynamique interne et la production de commande motrice est grandement simplifié par le contrôle en position du bras. En effet, le système s'abstrait du système musculo-squelettique et établit un lien direct entre l'oscillateur et la position du bras (la sortie de l'oscillateur correspond à la position angulaire du bras).

Cette simplification ne donne, de ce fait, aucune piste biologiquement plausible sur la nature d'un tel lien. Rappelons qu'il a été montré par *Churchland et al.*, (2012) qu'une forte composante oscillatoire était présente en sortie du cortex moteur pour des mouvements de préhension chez le primate [54]. En revanche, le rôle de ces oscillations dans l'exécution motrice n'est pas encore clairement défini.

Notre but est donc de composer avec l'ajout au modèle d'entraînement rythmique du modèle musculaire précédemment décrit, de façon à établir le lien entre dynamique interne et commandes motrices musculaires. Autrement dit, il nous faut établir le lien entre la sortie de l'oscillateur et le système musculo-squelettique comme représenté Figure 6.6 par le bloc B.

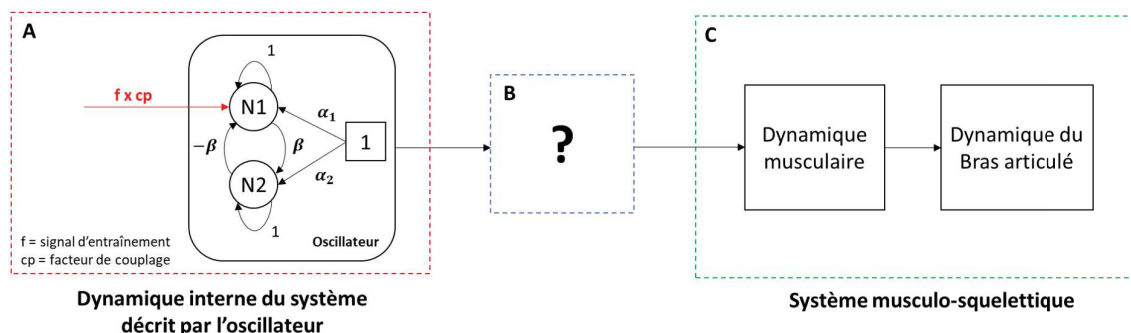


FIGURE 6.6 – Schéma de l'architecture alliant la dynamique interne de l'oscillateur (bloc A) avec le système musculo-squelettique simulé (bloc C). Le bloc B représente le lien à créer entre les blocs A et C.

Pour ce faire, nous sommes partis d'un principe de fonctionnement de type « systèmes dynamiques » où, comme dans le modèle de *Hasnain et al.* décrit ci-dessus, le signal d'entraînement rythmique (signal sensoriel) est directement relié (en tant que signal perturbateur et avec un facteur de couplage donné) à un oscillateur neuronal qui va se synchroniser comme illustré Figure 6.6 par le bloc A.

Nous avons alors émis deux hypothèses concernant le lien entre la sortie de l'oscillateur (synchronisé avec signal sensoriel d'entraînement) et les commandes musculaires :

1. La sortie de l'oscillateur serait envoyée directement comme commande motrice au système musculo-squelettique (Bloc B inexistant).
2. Il existerait un système intermédiaire (bloc B de la Figure 6.6) qui traduirait la sortie de l'oscillateur en commande motrice avant de l'envoyer au système musculo-squelettique.

Afin de tester les deux hypothèses et de réaliser une preuve de concept, nous avons dans un premier temps grandement réduit la complexité de notre bras en ne gardant que deux muscles agonistes et antagonistes de l'épaule. L'axe de rotation du coude a été « gelé ». Les mouvements effectués sont donc des mouvements réalisés dans le plan horizontal et résultant d'un seul degré de liberté, au niveau de l'épaule (voir Figure 6.7).

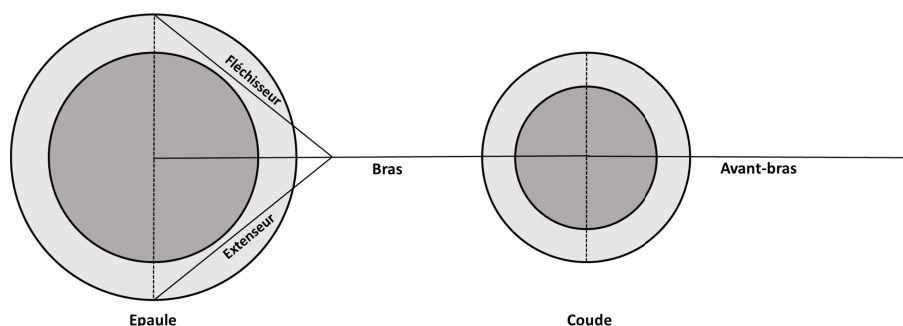


FIGURE 6.7 – Architecture du bras pour les simulations

Nous allons maintenant présenter les modèles en lien avec chacune des hypothèses ainsi que les différents résultats que nous avons obtenus.

6.3.1 Hypothèse 1 : Lien direct entre oscillateur et commande motrice

Dans cette première hypothèse, la sortie de l'oscillateur est considérée comme commande motrice envoyée au système musculo-squelettique et est représentée Figure 6.8. Nous allons donc être en mesure d'observer la réaction du système musculo-squelettique face à des commandes oscillatoires.

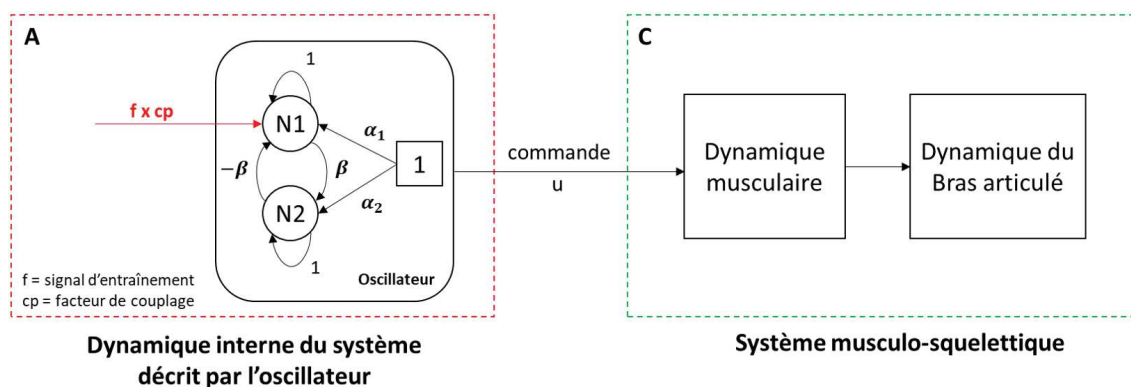


FIGURE 6.8 – Architecture de la première hypothèse. La sortie de l'oscillateur est considérée comme la commande motrice.

Pour obtenir un comportement oscillatoire autour d'une position donnée, il est impératif d'activer alternativement le muscle fléchisseur et le muscle extenseur. Même si l'on se place dans le cas des cocontractions où les deux muscles sont activés simultanément, il faut alterner les muscles qui seront les plus activés afin d'être capable d'osciller.

Afin de réaliser un test simple, nous avons décidé ici de ne pas modéliser de cocontractions mais d'activer alternativement le muscle fléchisseur et le muscle extenseur.

Pour ce faire, il nous a fallu déterminer les commandes issues de la sortie de l'oscillateur correspondant aux commandes du muscle fléchisseur (notées u^{FL}) et celles correspondant au muscle extenseur (notées u^{EX}).

Dans le modèle de *Hasnain et al.*, le signal d'entraînement sur lequel se synchronise l'oscillateur neuronal correspond aux variations du flot optique dans le temps, autrement dit, ses valeurs positives indiquent une direction de mouvement donnée et ses valeurs négatives la direction opposée. Ici, les directions de mouvement sont contrôlées par les activations du muscle extenseur et fléchisseur. Le fléchisseur emmène le bras vers la gauche et l'extenseur vers la droite.

Par conséquent et par analogie avec le modèle de *Hasnain et al.*, nous avons décidé de manière intuitive, de faire correspondre la partie positive de la sortie de l'oscillateur aux commandes envoyées au muscle fléchisseur et la partie négative (en valeur absolue) aux commandes envoyées au muscle extenseur comme représenté Figure 6.9. Nous rappelons ici que nous ne considérons pas pour l'instant les cocontractions musculaires.

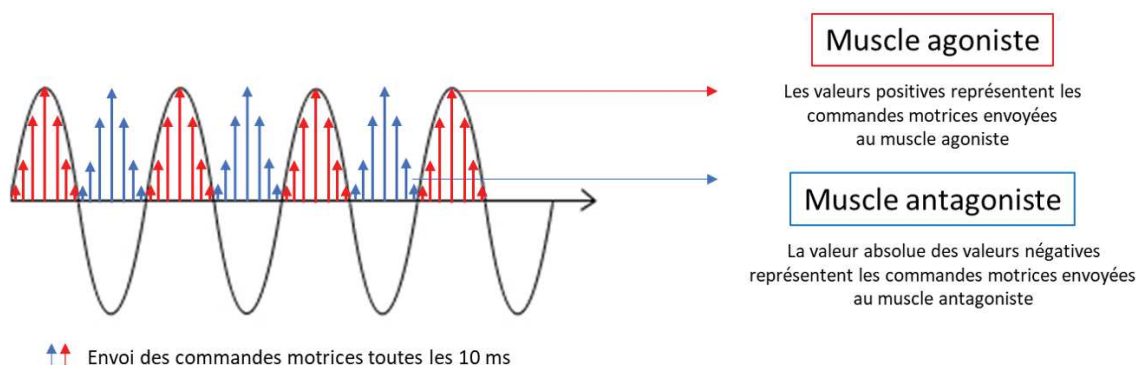


FIGURE 6.9 – Architecture de contrôle de la première hypothèse. Les commandes motrices sont déterminées à partir de la sortie de l'oscillateur et envoyées toutes les 10ms.

6.3.1.1 Paramètres de la simulation

La simulation a été lancée dans un monde simplifié où la gravité et les forces de frottement ont été désactivées. Elle a fonctionné à une fréquence de 1000Hz.

6.3.1.1.1 Le signal d'entrée

Nous avons simplement simulé un sinus représentant la sortie de l'oscillateur pour l'envoyer comme commande motrice au muscle fléchisseur et extenseur de l'épaule. Dans cet exemple, la fréquence du sinus est de 1Hz et son amplitude maximale ramenée à $1 * 10^{-3}$ de façon à ce que l'afflux de commandes vers les muscles n'emmène pas le bras rapidement à ses angles limites. La partie positive du sinus représente alors la commande du muscle agoniste et la partie négative (en valeur absolue) la commande du muscle antagoniste, il en résulte les signaux de commandes musculaires illustrés Figure 6.10A. Les commandes sont envoyées au système toutes les 10 ms.

6.3.1.1.2 L'état proprioceptif du bras

L'état proprioceptif initial du bras noté x_0 est représenté par le vecteur :

$$x_0 = (L_0^{FL}, L_0^{EX}, V_0^{FL}, V_0^{EX})$$

Avec $L_0^{FL/EX}$ les longueurs du muscle fléchisseur et extenseur du bras (en cm) et $V_0^{FL/EX}$ les vitesses musculaires (en cm/s).

Pour ce test, x_0 était :

$$x_0 = (13.4, 13.4, 0, 0)$$

Autrement dit, le bras est à une position initiale de 0° comme représenté précédemment Figure 6.2 B (les deux muscles ont la même longueur). Les vitesses musculaires étant nulles, la vitesse initiale du bras l'est aussi.

6.3.1.2 Résultats

Au démarrage de la simulation, le muscle fléchisseur a été le premier à être activé (voir Figure 6.10 A). La longueur du muscle fléchisseur s'est de plus en plus raccourcie au fur à mesure que celui-ci s'est contracté et celle du muscle extenseur de plus en plus allongée. Le bras s'est donc mis à accélérer.

Lorsque le sinus est devenu négatif, le muscle extenseur s’est activé à son tour. Celui-ci a alors reçu exactement les mêmes commandes que le muscle fléchisseur précédemment avant lui.

Or, le bras n’était plus dans sa position initiale (0°) et possédait une vitesse de départ non nulle et donc une certaine inertie. L’étirement du muscle extenseur lors de la contraction du fléchisseur a eu pour conséquence de réduire considérablement son bras de levier réduisant dans la foulée sa capacité à générer des torques élevés (voir l’évolution du bras de levier en fonction de l’angle du bras Figure 6.4 A). De plus, le bras possède une inertie qu’il faut contrer suffisamment pour changer le sens du mouvement. Pour contrer cette inertie, il aurait fallu que le muscle extenseur soit capable de générer des torques supérieurs à ceux générés par le muscle fléchisseur avant lui au risque de, au mieux, arrêter le bras (torques produits identiques en valeur absolue à ceux du muscle fléchisseur), au pire, simplement le ralentir (torques produits plus faibles que ceux du muscle fléchisseur).

Le muscle extenseur ne peut pas, en recevant les mêmes commandes motrices que le muscle fléchisseur, produire des torques suffisamment élevés pour inverser le sens du mouvement. Celui-ci voit donc son torque s’amoinrir au fur et mesure (voir Figure 6.10B) et devient de moins en moins capable de ralentir le bras (voir Figure 6.10C) qui atteint alors son angle limite (fin de la simulation). La trajectoire du bras n’est alors pas celle d’un mouvement oscillatoire (voir Figure 6.10 D).

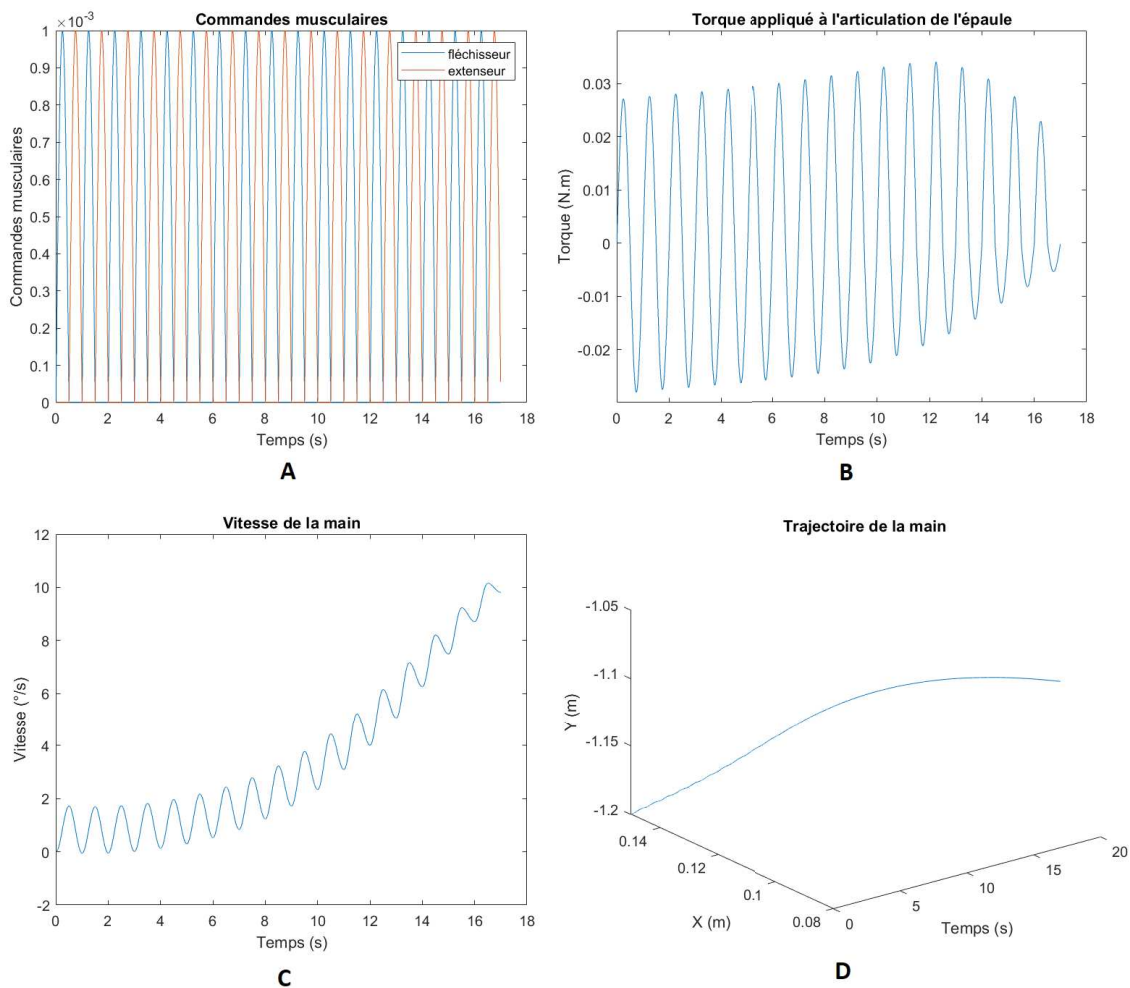


FIGURE 6.10 – (A) Commandes motrices envoyées au muscle fléchisseur et extenseur de l’épaule. (B) Torque résultant appliqué à l’articulation de l’épaule. (C) Vitesse de la main et (D) sa trajectoire.

6.3.1.3 Conclusion

Dans cette simulation test, nous avons été confrontés aux non-linéarités des équations régissant la dynamique des muscles et à l'impact de l'inertie. En effet, les résultats présentés dans la Figure 6.10 montrent l'effet et l'importance de l'inertie ainsi que celle des conditions initiales sur les mouvements du bras lorsque le muscle fléchisseur et le muscle extenseur sont commandés par un oscillateur unique.

Bien entendu, ce premier test est réalisé dans des conditions très simplificatrices, les résultats n'en restent pas moins parlants et démontrent bien qu'il n'est pas aisé d'utiliser directement le signal issu de l'oscillateur comme commandes motrices afin d'obtenir un comportement oscillatoire autour d'une position prédéfinie aussi simplement que dans le modèle de *Hasnain et al.*

Il est vrai que nous n'avons pas testé notre hypothèse de départ en autorisant les cocontractions et que nous n'avons utilisé qu'un seul oscillateur neuronal. Il pourrait être envisagé que chaque muscle soit contrôlé par un oscillateur différent voire par un ensemble de différents oscillateurs à différentes fréquences et phases afin de pouvoir notamment gérer l'inertie. Néanmoins, dans ce cas comment synchroniser ces oscillateurs aux bonnes fréquences et phases qui ne correspondent plus uniquement à celles du signal sensoriel d'entraînement rythmique ? Quels oscillateurs choisir ? Comment les pondérer ?

Dès lors que le nombre d'oscillateurs augmente, la question du phasage entre ces derniers se pose et il ne s'agit pas d'une question triviale. On arrive rapidement à des systèmes aux dynamiques très complexes ce qui n'est pas en accord avec notre hypothèse d'un contrôle simple, rapide et de bas-niveau des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles.

C'est pourquoi, nous avons préféré étudier la possibilité d'avoir un lien entre l'oscillateur synchronisé sur le signal sensoriel d'entraînement et les commandes motrices de façon indirecte. Nous allons donc décrire en détail notre architecture permettant de faire ce lien et expliciter les raisons qui nous ont amenés à privilégier certains choix plutôt que d'autres.

6.3.2 Hypothèse 2 : Lien indirect entre oscillateurs et commande motrice

Nous avons pu constater que de par les non-linéarités des équations du contrôle en force et de par l'inertie du système, le signal en sortie de l'oscillateur ne pouvait pas être utilisé directement, du moins de manière simple, comme commande motrice pour obtenir un comportement oscillatoire.

Dans cette deuxième hypothèse, nous explorons la possibilité d'avoir un contrôleur du système musculo-squelettique qui permette de convertir le signal oscillatoire en commandes motrices, oscillatoires ou discrètes et d'obtenir un comportement moteur rythmique synchronisé avec le signal d'entraînement sensoriel.

Nous nous sommes donc tournés vers les méthodes existantes dans la littérature permettant de contrôler un modèle musculo-squelettique. Parmi les différentes méthodes bio-inspirées, on retrouve les trois principales méthodes que nous avons précédemment présentées Chapitre 3 (section 3.2) à savoir le contrôle optimal, l'apprentissage par renforcement et la théorie de la décision bayésienne. Nous avons alors décidé d'étudier les différentes possibilités en considérant les différentes contraintes que nous souhaitons associer à notre modèle.

Tout d'abord, notre modèle, à un niveau comportemental, doit pouvoir rendre compte du phénomène d'entraînement rythmique à l'origine des coordinations interpersonnelles. Or, l'en-

traînement rythmique ne dépend pas de la tâche à réaliser, deux personnes peuvent tout à fait se synchroniser non-intentionnellement entre elles tout en effectuant des gestes différents. Le plus important est donc davantage la dynamique du mouvement plus que la planification de sa trajectoire.

Nous n'avons donc pas comme objectif de faire de notre modèle un expert sur une tâche en particulier. C'est pourquoi, parmi les contraintes que nous souhaitons associer au modèle, on retrouve celle de ne pas être dépendant de la tâche à réaliser. Pour ce faire, il nous a fallu nous orienter vers des méthodes plus génériques capables de généraliser au-delà de l'espace d'une tâche unique.

Pour être capable de généraliser, il est essentiel d'acquérir des connaissances au préalable sur le fonctionnement du système dans sa globalité, par exemple par le biais d'un modèle interne. En effet, si le modèle n'a exploré que l'espace associé à une tâche bien particulière, celui-ci ne sera pas en mesure d'utiliser son premier apprentissage pour réaliser une seconde tâche associée à un autre espace sans repasser par une phase d'exploration.

La question se pose alors sur la façon d'obtenir ce modèle interne. Celui-ci peut être créé en amont par des méthodes calculatoires en posant deux hypothèses. La première est que le monde dans lequel évoluera le modèle est et restera déterministe. La deuxième est que les propriétés intrinsèques du modèle comme par exemple les propriétés des muscles (élasticité, nombre de fibres musculaire etc.) ne seront pas amenées à changer au cours du temps. Dans ce cas, un apprentissage n'est pas forcément nécessaire.

On peut aussi doter le modèle interne créé au préalable, de capacités adaptatives en lui permettant de se mettre à jour, en supposant que le monde soit amené à changer. Pour finir, on peut aussi partir du principe qu'aucun modèle n'est construit au préalable et que celui-ci va faire l'objet d'un apprentissage pas à pas, par expérience et en continu.

Cette dernière méthode s'inscrit dans une approche développementale et requiert de passer par une phase de babillage moteur dans laquelle aucun but précis n'est spécifié si ce n'est celui d'explorer. Plus l'exploration dure longtemps, plus le nombre d'états proprioceptifs visités augmente et meilleure est la connaissance du système. Cette méthode est donc plus en adéquation avec la contrainte d'un système qui s'adapte aux dynamiques motrices indépendamment de la définition précise de la tâche à réaliser.

Nous avons décidé d'opter pour une méthode d'apprentissage avec exploration de façon à se rapprocher d'une solution biologiquement plausible. Notre but n'est pas de faire de notre modèle un expert sur une tâche en particulier mais d'obtenir un apprentissage sensori-moteur bas niveau, générique, qui permette de simuler des effets d'entraînements rythmiques non-intentionnels dans le cadre, par exemple, de synchronisations avec un partenaire réalisant des gestes différents.

Pour ce faire, nous nous sommes tournés vers de l'apprentissage bayésien. En effet, bien qu'il n'existe aujourd'hui aucune certitude sur la façon dont le Système Nerveux Central (SNC) intègre les informations sensorielles ou encore la façon dont les commandes motrices sont générées par le SNC, plusieurs expériences ont montré que lorsqu'il s'agit d'intégrer des informations et de prendre des décisions, le SNC adopte souvent une stratégie comportementale bayésienne.

Poser comme hypothèse que le système sensorimoteur utilise de l'apprentissage Bayésien suppose que celui-ci apprend une représentation des probabilités a priori ainsi qu'une représentation de la vraisemblance et qu'il combine ces deux informations d'une façon bayésienne. Plusieurs expériences ont été menées de façon à montrer que le système sensorimoteur était capable de faire de telles inférences.

Par exemple, dans une expérience menée par *Körding & Wolpert*, les participants devaient réaliser une tâche d'atteinte sur une table. Un système de caméra permettait de récupérer la position de l'index des participants [184]. Ces derniers ne pouvaient pas voir directement leur bras mais seulement un curseur sur un écran représentant la position de leur index sur la table. Les auteurs ont alors introduit un écart entre la position réelle de la main et la position affichée sur l'écran. Les valeurs des écarts étaient choisies selon une distribution gaussienne pour les différents essais imposant une distribution a priori. De plus, les auteurs pouvaient faire varier la fiabilité du retour visuel en floutant plus ou moins les images à l'écran, faisant de ce fait varier la vraisemblance. Les sujets devaient alors estimer à chaque essai la localisation du curseur par rapport à la position de leur main. Les résultats ont alors montré que les participants utilisaient une stratégie bayésienne pour répondre au problème. Ces résultats suggèrent donc que les sujets ont été capables d'apprendre la distribution a priori, d'avoir une estimation de la fiabilité des informations visuelles de façon à obtenir une mesure de vraisemblance et enfin de combiner ces deux informations de façon bayésienne.

Cette expérience n'est bien sûr pas la seule, d'autres travaux sur des tâches de pointage [342], d'estimation de force [183] ou d'intervalle de temps [148, 233] ont aussi mis en évidence un fonctionnement bayésien. L'intégration bayésienne permet aussi d'expliquer de nombreuses illusions visuelles où des hypothèses a priori sont faites concernant des objets [174] ou encore la direction d'un l'éclairage [4].

Dans le cadre de cette deuxième hypothèse, nous avons donc supposé que l'intégration bayésienne pourrait être utilisée pour établir le lien entre la sortie de l'oscillateur et les commandes motrices. En revanche, si la sortie de l'oscillateur ne représente plus les commandes motrices, il faut s'interroger sur ce qu'elle représente désormais.

Comme explicité précédemment, notre modèle a avant tout comme but de reproduire la dynamique d'un mouvement en fonction de la force de l'entraînement rythmique (modulé par un facteur de couplage).

Lorsque l'on souhaite faire apparaître un lien entre la dynamique du mouvement et l'oscillateur entraîné, plusieurs solutions apparaissent. On peut tout d'abord imaginer que l'oscillateur représente uniquement le minutage du mouvement. On peut aussi aller plus loin en imaginant que celui-ci représente en plus du minutage, les informations telle que la position ou encore la vitesse du mouvement à réaliser.

Que l'oscillateur entraîné rythmiquement soit un minuteur (« Timer ») semble intuitif car il est effectivement représentatif de la cadence ou du rythme du mouvement à réaliser. Néanmoins, que ce dernier soit « uniquement » un minuteur implique que les données cinématiques (position, vitesse) soient gérées parallèlement par un système autre qui viendrait asservir le contrôle des muscles à la cadence donnée par l'oscillateur.

Si cette hypothèse peut paraître plausible, elle n'est pas simplificatrice, elle impose une double gestion du contrôle rythmique et ne tire pas profit du fait que l'oscillateur entraîné s'adapte non seulement à la fréquence et phase du signal sensoriel d'entraînement mais également à son amplitude.

Par ailleurs, comme expliqué plus tôt dans l'introduction de ce chapitre, les résultats obtenus concernant la synchronisation non-intentionnelle, dans la littérature ainsi que dans nos deux précédentes expériences, semblent indiquer que la vision focale n'est pas nécessaire pour permettre une

adaptation rythmique. L'information de position ne semble donc pas être une information essentielle pour être capable de se synchroniser non-intentionnellement, d'autant plus qu'il est possible de se synchroniser tout en effectuant des gestes différents. La dynamique du mouvement est quant à elle une information qui semble essentielle d'extraire si l'on souhaite pouvoir se synchroniser sur un signal d'entrée.

Par conséquent, l'hypothèse que nous défendons et dont nous faisons une preuve de concept dans les modèles qui suivent est celle selon laquelle **la sortie de l'oscillateur représenterait à la fois le minutage et la vitesse désirée du mouvement.**

Le bloc intermédiaire illustré Figure 6.11 représente donc l'apprentissage bayésien que nous avons mis en place afin de faire le lien entre les commandes motrices et la sortie de l'oscillateur qui représente désormais les vitesses désirées à atteindre. Nous allons désormais décrire en détail le fonctionnement de l'apprentissage dans la section suivante.

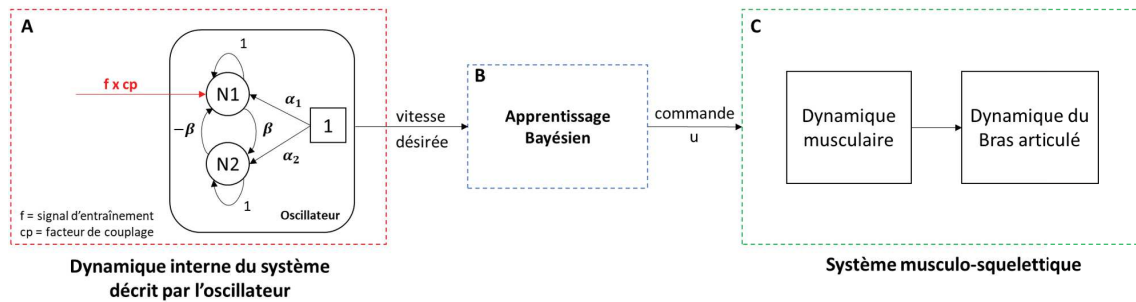


FIGURE 6.11 – Architecture de la deuxième hypothèse. La sortie de l'oscillateur n'est plus considérée comme commande motrice. Le bloc B représente l'apprentissage bayésien qui sert d'intermédiaire entre l'oscillateur et les commandes.

6.3.2.1 Apprentissage bayésien

Comme expliqué dans la section précédente, dans notre deuxième hypothèse, la sortie de l'oscillateur représente désormais la dynamique du mouvement sur lequel se synchroniser et plus précisément les vitesses désirées à atteindre.

L'apprentissage bayésien repose sur une phase d'exploration pendant laquelle différentes commandes motrices sont envoyées aux muscles. Le but est alors d'apprendre l'association qui existe entre l'état proprioceptif du bras, les commandes musculaires et les vitesses atteintes par le bras. L'état proprioceptif du bras, noté x , qui n'est autre que l'état des différents muscles, est représenté par le même vecteur que dans l'hypothèse 1 à savoir :

$$x = (L^{FL}, L^{EX}, V^{FL}, V^{EX})$$

Avec $L^{FL/EX}$ les longueurs du muscle fléchisseur et du muscle extenseur du bras et $V^{FL/EX}$ les vitesses musculaires.

Une fois l'exploration effectuée, une phase d'exploitation de l'apprentissage peut commencer. Sur la base de l'exploration, nous pouvons alors établir pour un état proprioceptif du bras donné, la commande motrice la plus susceptible de nous permettre d'atteindre une vitesse désirée issue de la sortie de l'oscillateur. Pour ce faire, nous utilisons le théorème de Bayes dont l'énoncé est rappelé ci-dessous :

$$\underbrace{P(A|B)}_{\text{a posteriori}} = \frac{\overbrace{P(B|A)}^{\text{vraisemblance a priori}} \overbrace{P(A)}}{\underbrace{P(B)}_{\text{terme de normalisation}}} \quad (6.10)$$

Nous allons montrer son utilisation par un exemple.

Soit x_i , l'état proprioceptif du bras, avec $i \in N$, N étant le nombre d'état proprioceptifs total selon une discrétisation donnée. Soit v_d , la vitesse désirée issue de l'oscillateur entraîné par le flot sensoriel.

Notre but est de trouver, pour une vitesse désirée v_d , le meilleur vecteur de commandes motrices $u_j = [u_j^{FL}, u_j^{EX}]$, avec $j \in U$, U étant l'ensemble de vecteurs de commandes motrices possibles, u_j^{FL} la commande envoyée sur le muscle fléchisseur de l'épaule et u_j^{EX} la commande envoyée sur le muscle extenseur de l'épaule.

Pour ce faire, nous calculons la distribution a posteriori associée à l'état proprioceptif donné x_i . Cette distribution a posteriori nous donne alors la probabilité de chaque vecteur de commande u_j sachant la vitesse désirée v_d :

$$\underbrace{P(u_j|v_d)}_{\text{a posteriori}} = \frac{\overbrace{P(v_d|u_j)}^{\text{vraisemblance}} \times \overbrace{P(u_j)}^{\text{a priori}}}{\underbrace{\sum_U P(v_d|u_j) \times P(u_j)}_{\text{normalisation}}} \quad (6.11)$$

$$\text{Contraintes sur } P(u_j|v_d) \begin{cases} 0 \leq P(u_j|v_d) \leq 1 \\ \sum_U P(u_j|v_d) = 1 \end{cases} \quad (6.12)$$

Le terme de vraisemblance, noté $P(v_d, u_j)$, correspond à la probabilité d'atteindre la vitesse désirée v_d sachant le vecteur de commande motrice u_j et la vitesse v_{u_j} qui lui est associée. Celle-ci suit une loi normale centrée sur la vitesse désirée :

$$P(v_d|u_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(v_d-v_{u_j})^2}{2\sigma^2}} \quad (6.13)$$

La probabilité a priori, notée $P(u_j)$, peut être calculée de différente façon et sera discutée dans les sections suivantes.

Une fois la distribution a posteriori calculée, on peut alors estimer le maximum a posteriori, noté \hat{u}_{MAP} , correspondant au vecteur de commandes motrices le plus susceptible de nous permettre d'atteindre la vitesse désirée v_d :

$$\hat{u}_{MAP} = \underset{u}{argmax} = p(u|v_d) \quad (6.14)$$

Autrement dit, à chaque instant où l'on souhaite contrôler le bras, c'est-à-dire dès lors que nous avons une vitesse désirée v_d à atteindre, la première étape consiste à prendre connaissance de l'état proprioceptif du bras x_i . Ensuite, les différentes étapes sont :

1. Recherche dans la base d'apprentissage de l'état proprioceptif x que le système a déjà rencontré lors de la phase d'exploration et qui est le plus proche de l'état actuel observé x_i . Pour ce faire, on sélectionne premièrement les états avec les longueurs musculaires les plus proches puis, on sélectionne de nouveau parmi cette première sélection, l'état avec les vitesses musculaires les plus proches.
2. Calcul de la distribution a posteriori associée à l'état proprioceptif x et à la vitesse désirée v_d
3. Estimation du maximum a posteriori, noté \hat{u}_{MAP}
4. Envoi des commandes motrices sélectionnées (\hat{u}_{MAP}) aux muscles

Afin d'illustrer le fonctionnement de l'apprentissage bayésien, nous allons détailler deux exemples, le premier pour montrer comment la phase d'exploration (babillage moteur) impacte l'évolution des probabilités a posteriori, le deuxième pour montrer l'impact de la distribution a priori sur les probabilités a posteriori. Dans nos deux exemples, nous nous placerons dans le cas d'un apprentissage avec un seul muscle, le muscle fléchisseur, le vecteur u sera donc égal à sa seule composante u^{FL} ($u = u^{FL}$).

6.3.2.1.1 Exemple 1 : Impact de l'exploration sur l'évolution des probabilités a posteriori

Afin d'isoler l'impact de l'exploration sur les probabilités a posteriori $P(u|v_d)$ de celui des probabilités a priori $P(u)$, nous choisissons délibérément de prendre une distribution a priori uniforme pour les différentes commandes.

Dans cet exemple, nous plaçons le bras à une position initiale de 0° avec des vitesses musculaires nulles, son état proprioceptif initial noté x_0 est donc :

$$x_0 = (13.4, 13.4, 0, 0)$$

Comme illustré Figure 6.12 A, au début de la phase d'exploration, une première commande motrice va être envoyée au muscle fléchisseur du bras depuis cet état initial, ici $u = 0.39$. Cette commande va permettre au bras d'atteindre une certaine vitesse, ici $v = 2.11$ °/s. A ce moment précis, cette commande u est donc la seule que le bras ait expérimentée et donc la seule association commande/vitesse connue par le système.

Lorsqu'une vitesse désirée issue de l'oscillateur est demandée au système depuis ce même état, la commande qui aura la plus grande probabilité d'amener le bras à cette vitesse désirée n'est autre que la seule commande connue : $u = 0.39$. Dans cet exemple, la vitesse désirée v_d est de 3 °/s. La probabilité a posteriori des commandes motrices, sachant la vitesse désirée, est représentée Figure 6.12 B pour une valeur de σ de 0.05. On constate alors que la commande motrice choisie est $u = 0.39$. Elle permet d'amener le bras à la vitesse de 2.11 °/s.

Plus l'exploration sera exhaustive, autrement dit plus des commandes différentes auront été envoyées depuis cet état x_0 , plus des associations entre commande et vitesse du bras observées auront été apprises. Ainsi, la vitesse désirée pourra être atteinte de plus en plus finement comme illustré Figure 6.12 C et D où 50 commandes différentes ont été envoyées au bras au cours de son exploration, la vitesse produite par le système de contrôle musculaire a été in fine de 3.04 °/s. Enfin, Figure 6.12 E et F, 101 commandes différentes ont été envoyées et la vitesse finale produite et observée a été de 2.98 °/s.

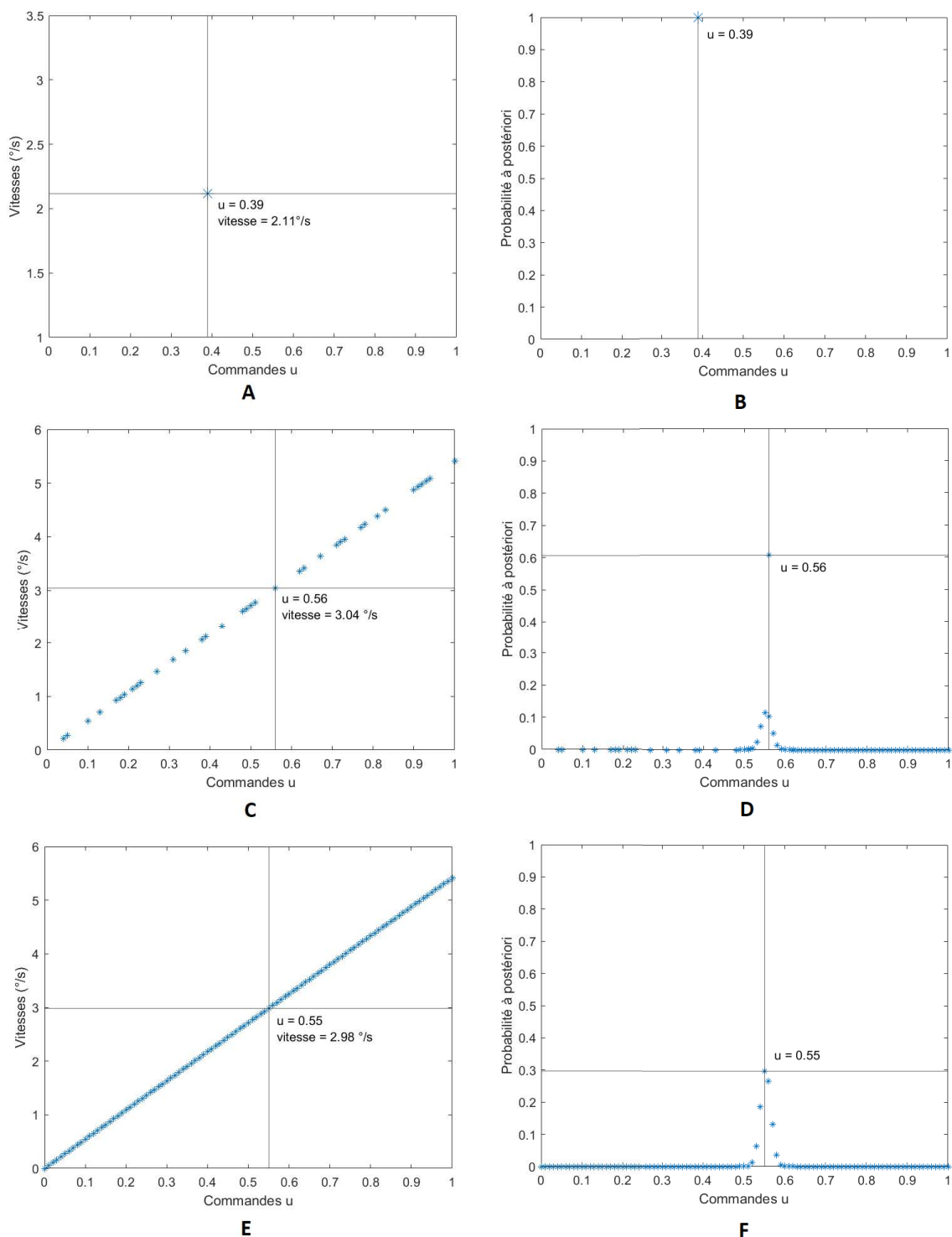


FIGURE 6.12 – Exemple de l'impact du babillage moteur sur les probabilités a posteriori avec $\sigma = 0.05$. (A), (C), (E) représentent l'évolution des différentes vitesses qui ont été rencontrées lors du babillage moteur et (B), (D), (F) les probabilités a posteriori associées pour une vitesse désirée de $3^\circ/\text{s}$

6.3.2.1.2 Exemple 2 : Impact des probabilités a priori sur les probabilités a posteriori

Dans cet exemple, nous allons illustrer l’impact des probabilités a priori sur les probabilités a posteriori.

Le bras est alors dans la même configuration initiale que dans l’exemple précédent à savoir une position initiale de 0° et des vitesses musculaires nulles. La vitesse désirée est quant à elle toujours de 3 °/s.

Pour l’exemple, nous partons du principe que l’ensemble des commandes motrices possibles, noté U , est discrétisé entre 0 et 1 avec un pas de 0.1 amenant à un total de 11 commandes motrices potentielles soit $M = \text{card}(U) = 11$. Soit une commande motrice $u_j \in U$. Ici, nous partirons du principe que sa probabilité a priori $P(u_j)$ correspondra à sa fréquence d’apparition pendant la phase d’exploration depuis l’état x_0 . Autrement dit, si M commandes motrices ont été testées pendant l’exploration à partir de l’état x_0 et que la commande u_j est apparue n fois alors sa probabilité a priori sera de :

$$P(u_j) = \frac{n}{M} \tag{6.15}$$

Prenons tout d’abord une probabilité a priori uniforme des commandes motrices comme représenté Figure 6.13 A :

$$\forall j \in U, P(u_j) = 0.09$$

La probabilité a posteriori des commandes motrices, sachant la vitesse désirée et sachant cette distribution a priori, est représentée Figure 6.13 B pour une valeur de σ de 0.05. Rappelons l’équation de la distribution a posteriori :

$$\underbrace{P(u|v_d)}_{\text{a posteriori}} = \frac{\overbrace{P(v_d|u)}^{\text{vraisemblance}} \times \overbrace{P(u)}^{\text{a priori}}}{\underbrace{\sum_U P(v_d|u_j) \times P(u_j)}_{\text{normalisation}}} \tag{6.11}$$

On remarque que si la distribution a priori est uniforme, la distribution a posteriori correspond simplement au terme de vraisemblance multiplié par une constante, ici $p = 0.09$. Le maximum a posteriori est donc confondu avec le maximum de vraisemblance.

Prenons cette fois-ci une distribution a priori non uniforme des commandes motrices représentées Figure 6.13 C. La probabilité a posteriori des commandes motrices sachant la vitesse désirée est représentée Figure 6.13 D. On remarque alors que le maximum a posteriori n’est plus confondu avec le maximum de vraisemblance dans ce cas précis. En effet, notre a priori sur les commandes motrices susceptibles d’être utilisées est venu légèrement modifier notre distribution a posteriori privilégiant une commande plus faible que celle trouvée par le maximum de vraisemblance car celle-ci a été davantage « visitée » par le passé. Nous pouvons donc noter ici, que les probabilités a priori, la manière dont elles sont calculées, peuvent avoir un impact important sur le comportement du système en venant moduler le choix de la commande optimale qui maximise la probabilité d’obtenir la vitesse désirée. La question des probabilités a priori sera discutée ci-dessous section 6.5.2.

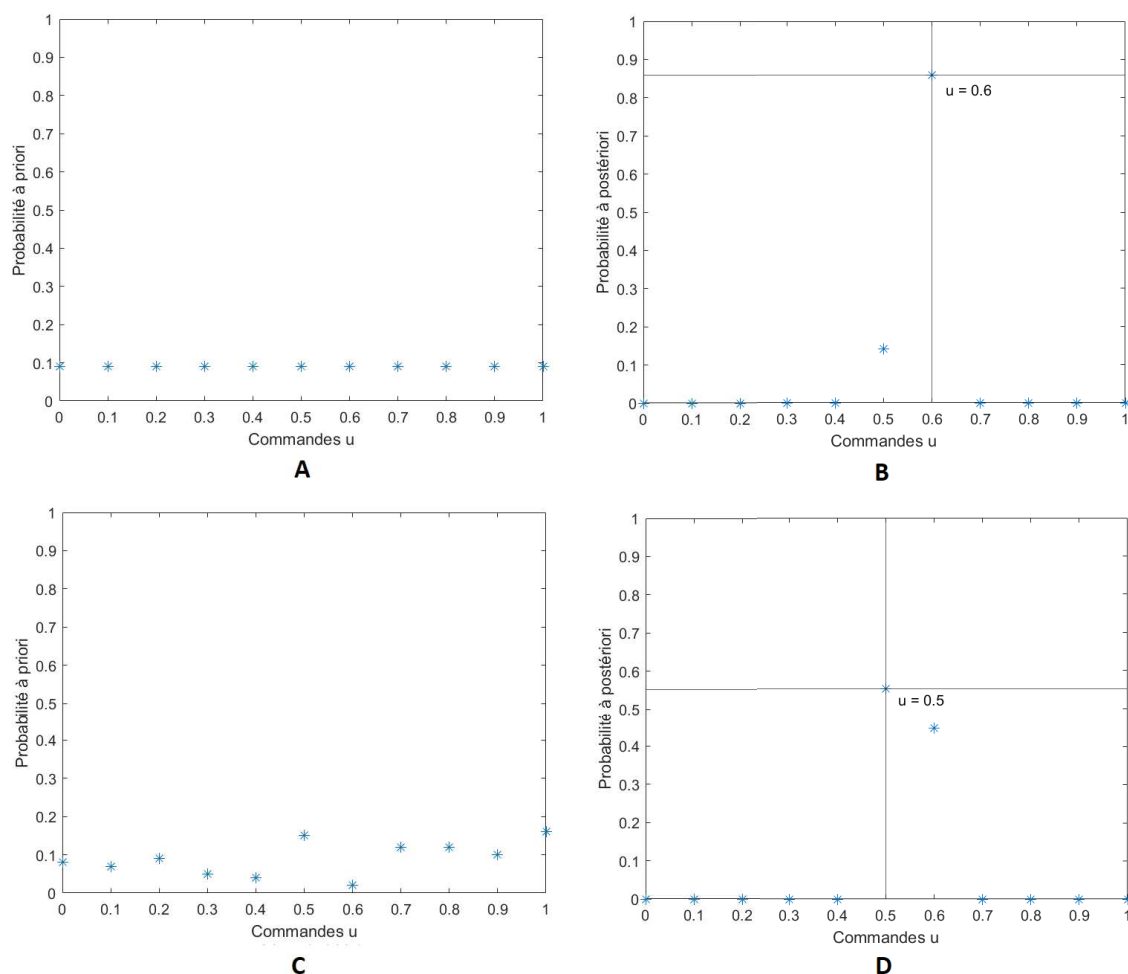


FIGURE 6.13 – (A) représente la probabilité a priori des commandes motrices. (B) représente la probabilité a posteriori des commandes u sachant une vitesse désirée de $3^\circ/s$, sachant la distribution a priori (A) et une valeur de σ 0.05. (C) représente la probabilité a priori des commandes motrices et (D) représente la probabilité a posteriori des commandes u sachant une vitesse désirée de $3^\circ/s$ et sachant la distribution a priori (C).

6.3.2.2 Simulation d'un mouvement rythmique à une dimension

Dans cette section, nous allons utiliser l'apprentissage bayésien présenté ci-dessus pour réaliser un mouvement rythmique à une dimension. Afin de réaliser une preuve de concept, nous avons réalisé une exploration « exhaustive » des états proprioceptifs et des commandes motrices grâce aux multiples simulations que nous allons détailler dès à présent.

6.3.2.2.1 Exploration exhaustive pour l'apprentissage

Pour réaliser cette exploration « exhaustive », 2 659 431 simulations ont été lancées, chaque simulation correspondant à l'association unique d'un état proprioceptif x_i et d'un vecteur de commandes motrices u_j , avec $i \in N$, N étant le nombre total d'état proprioceptifs testés et $j \in U$, U étant l'ensemble des vecteur de commandes motrices testées et M son cardinal ($M = \text{card}(U)$).

Cette exploration « exhaustive » des états proprioceptifs et des commandes motrices a eu comme seul objectif d'établir une preuve de concept, aussi, aucune cocontraction n'a été simulée dans un premier temps. Comme pour l'hypothèse 1, seule l'articulation de l'épaule est concernée,

l'articulation du coude étant resté gelée (voir Figure 6.14). De plus, la gravité et les forces de frottement ont été désactivées.

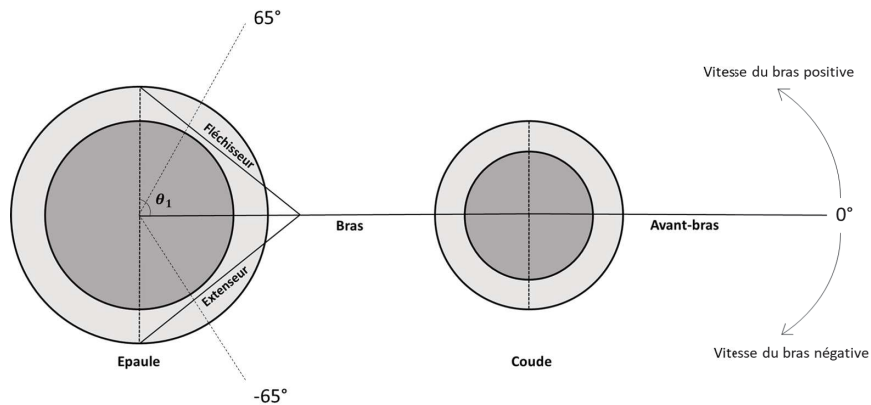


FIGURE 6.14 – Architecture du bras pour les simulations

Par ailleurs, seul le muscle fléchisseur a été activé lors de ces simulations. En effet, dans notre modèle, le muscle fléchisseur et le muscle extenseur de l'épaule sont identiques (même longueur initiale, même nombre de fibre musculaire (PCSA) etc.). Autrement dit, en réalisant un apprentissage sur le muscle fléchisseur, nous verrons par la suite qu'il est facile d'en déduire l'apprentissage sur le muscle extenseur, celui-ci n'étant que le miroir du premier.

Afin d'explorer un maximum d'états proprioceptifs x_i du bras, les différents angles initiaux du bras θ_1 ont été discrétisés de -65° à 65° (voir Figure 6.14) avec un pas de 1° , soit 131 angles au total. Les longueurs des muscles associées à chaque position initiale du bras, L_i^{FL} et L_i^{EX} , ont alors été déduites nous amenant à une longueur musculaire minimale de 8.07 cm pour un angle du bras de 65° (muscle contracté) et une longueur maximale de 17.15 cm pour un angle de -65° (muscle étiré).

Les vitesses initiales du bras ont été discrétisées de -10 à 10 °/s avec un pas de 0.1 °/s, soit 201 vitesses testées. De ces vitesses initiales du bras, les vitesses musculaires instantanées V_i^{FL} et V_i^{EX} qui en découlent ont été déduites, nous amenant à une vitesse musculaire maximale de raccourcissement de -0.82 cm/s et une vitesse maximale d'élongation de 0.82 cm/s. Dans le cas de nos simulations, c'est le muscle fléchisseur qui permet au bras, à l'arrêt, d'atteindre des vitesses positives (et le muscle extenseur des vitesses négatives) (voir Figure 6.14). L'intérêt de tester pour le muscle fléchisseur des situations initiales où le bras possède une vitesse initiale négative est de permettre au système d'apprendre à freiner un mouvement opposé au sens d'action du muscle (de même que pour le muscle extenseur).

Le nombre total d'états proprioceptifs testés a donc été de 26 331. Pour chacun de ces états proprioceptifs, les commandes motrices u_j^{FL} allant de 0 à 1 avec un pas de 0.01 ont été testées, soit 101 commandes : $M = \text{card}(U) = 101$.

Les simulations ont fonctionné à une fréquence de 1000Hz (fréquence par défaut de Gazebo) pendant 50 itérations soit 50ms. Lors d'une simulation, le bras était placé dans son état proprioceptif de départ noté x_i et une commande motrice u_j était envoyée au muscle fléchisseur. Une fois la commande envoyée, le bras démarrait sa phase d'accélération.

Arrivé à l'itération 50, l'état proprioceptif initial du bras x_i , le vecteur de commandes motrices u_j ainsi que la vitesse finale de la main $v_{i,j}^f$ étaient alors enregistrés dans un ordre précis avec tout d'abord, la longueur du muscle fléchisseur puis, la longueur de l'extenseur, la vitesse du fléchisseur,

la vitesse de l'extenseur, la commande du muscle fléchisseur, la commande de l'extenseur et la vitesse finale de la main :

$$[L_i^{FL}, L_i^{EX}, V_i^{FL}, V_i^{EX}, u_j^{FL}, u_j^{EX}, v_{i,j}^f]$$

Pour en déduire l'apprentissage sur le muscle extenseur à partir d'une simulation sur le muscle fléchisseur, le vecteur précédemment enregistré pour le muscle fléchisseur devient pour le muscle extenseur :

$$[L_i^{EX}, L_i^{FL}, V_i^{EX}, V_i^{FL}, u_j^{EX}, u_j^{FL}, -v_{i,j}^f]$$

La longueur du muscle extenseur prend la valeur de celle du muscle fléchisseur, la vitesse du muscle extenseur prend la vitesse du muscle fléchisseur etc.

Le bras évolue dans un monde sans gravité ni frottement. C'est pourquoi lors d'une simulation, il commence par accélérer avant d'atteindre rapidement une vitesse limite qu'il va conserver jusqu'à arriver le cas échéant, à l'angle limite de ses articulations. Dans le cas précis de cet apprentissage, lorsque le bras atteint une des deux butées de l'épaule, la vitesse du bras s'annule tout simplement et c'est la vitesse précédant l'arrêt du bras qui est retenue pour l'apprentissage.

Le choix de 50 itérations a été défini empiriquement. Celui-ci représente plus que le nombre d'itérations minimum nécessaire pour s'assurer que la vitesse enregistrée de la main corresponde bien à sa vitesse finale et non pas à une des vitesses de la phase d'accélération. En effet, pour que le bras ait une vitesse fixe, celui-ci doit avoir une accélération nulle. Or, d'après la deuxième loi de Newton, la somme des forces appliquées à un solide est égale à l'accélération multipliée par sa masse. Autrement dit, pour que l'accélération soit nulle, la force exercée sur l'articulation de l'épaule par le muscle fléchisseur doit être nulle.

D'après l'équation de la force du muscle (Équation 6.5), lorsque $F_a(u^{FL})$ s'annule, c'est la force F_{FL} du muscle fléchisseur qui s'annule entièrement. $F_a(u^{FL})$ dépend de la commande u^{FL} qui lui est envoyée, plus celle-ci est grande, plus F_a mettra du temps à revenir à 0 (voir Équation 6.6).

La commande musculaire maximum que nous envoyons étant de 1, nous avons donc regardé pour cette valeur à partir de quelle itération $F_a(1)$ s'annulait. Les calculs ont tous été effectués avec la précision flottant sur 4 octets donc les valeurs pouvant être représentées sont comprises entre $-3.4 * 10^{-38}$ et $3.4 * 10^{38}$. Comme indiqué sur la Figure 6.15, à partir de l'itération 31, la valeur de $F_a(1)$ atteint la valeur de $6 * 10^{-39}$. Elle est donc considérée comme nulle étant donné la précision choisie. La force du fléchisseur ainsi que le torque appliqué à l'épaule s'annulent pareillement. La vitesse devient fixe.

Sur les 2 659 431 vitesses finales de la main atteintes grâce à l'ensemble des simulations effectuées sur le muscle fléchisseur, la vitesse maximale atteinte par le bras a été d'environ 16.3343 °/s, la vitesse minimale étant bien sûr de 0 °/s. Si l'on classe l'ensemble des vitesses atteintes par ordre croissant entre 0 et 16.3343 °/s et que l'on regarde l'écart moyen entre chaque vitesse, celui-ci est de $9.9022 * 10^{-6}$ °/s $\pm 3.3208 * 10^{-5}$. L'écart le plus grand entre deux vitesses consécutives est lui de 0.0135 °/s nous donnant un ordre de grandeur de la précision de notre exploration.

Par ailleurs, il est important de noter que lors de cette exploration presque exhaustive, les commandes motrices n'ont été envoyées qu'une seule fois pour chaque état initial du bras et ce pour chaque muscle (2*M vecteurs de commandes motrices). Par conséquent, en prenant comme a priori sur les commandes leur fréquence d'apparition, les probabilités a priori $P(u_j)$ des vecteurs de commandes motrices sont équiprobables :

$$P(u_j) = \frac{1}{2 * M} \quad (6.16)$$

En étant égales, les probabilités a priori $P(u_j)$ agissent ici uniquement comme un gain dans le calcul des probabilités a posteriori.

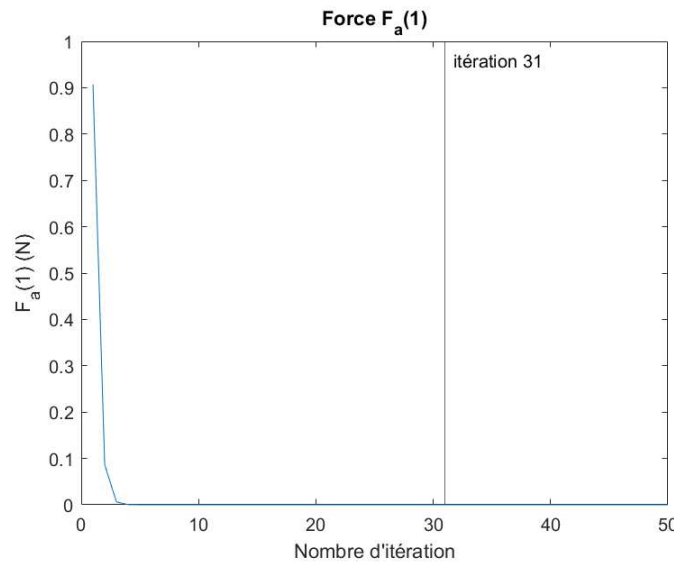


FIGURE 6.15 – Représentation de l’évolution de F_a pour une commande motrice de 1 en fonction du nombre d’itérations. A partir de l’itération 31, F_a atteint la valeur de $6 * 10^{-39}$ et est donc considérée comme nulle dans la simulation.

6.3.2.2.2 Validation pour un signal d’entraînement sinusoïdal

Afin de tester cet apprentissage, nous avons premièrement simulé un signal d’entrée oscillatoire représentant la sortie de l’oscillateur. Rappelons que cet oscillateur qui représente les « vitesses désirées » est, normalement, lui-même entraîné rythmiquement par le signal sensoriel. Ici, nous simulons directement la sortie de l’oscillateur « entraîné rythmiquement », le sinus simulé représente donc les vitesses désirées à chaque instant, notées v_d (voir Figure 6.16). Il s’agit ici d’un sinus de fréquence 1Hz comme illustré Figure 6.17 A.

En phase d’exploitation, une sélection bayésienne de la commande musculaire qui maximise la probabilité a posteriori d’obtenir la vitesse désirée est alors effectuée. Les probabilités a priori sont ici fixées et égales, comme détaillé section 6.3.2.2.1. Le modèle va calculer les probabilités a posteriori $P(v_d|u)$, de chaque commande u , d’amener le bras à bouger à la vitesse désirée v_d .

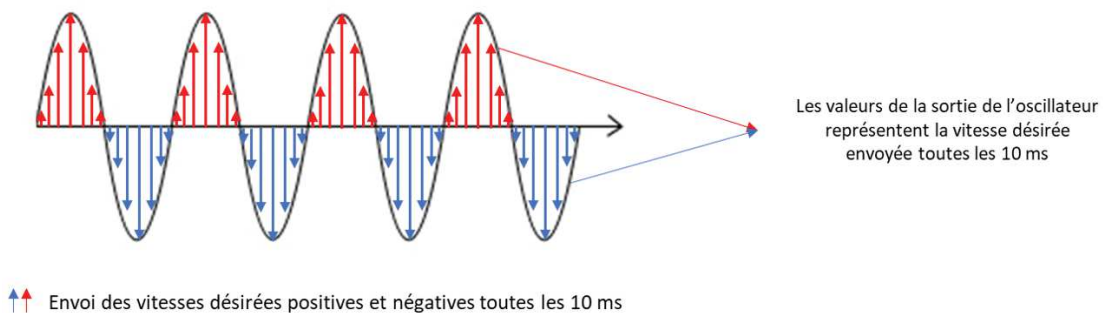


FIGURE 6.16 – Hypothèse 2 : La sortie de l’oscillateur est considérée comme étant la vitesse désirée à atteindre.

Pour ce test, la fréquence de la simulation était de 1000Hz et les commandes ont été envoyées toutes les 10 ms soit 100 commandes par seconde.

L'angle de départ du bras était de 0° et la vitesse du bras nulle soit un état initial x_0 du bras de :

$$x_0 = (13.4, 13.4, 0, 0)$$

Comme illustré Figure 6.17 B, la vitesse du bras ainsi obtenue et observée a bien été d'une fréquence de 1Hz tout comme le signal d'entrée (vitesses désirées). Les commandes envoyées, les torques résultant ainsi que la trajectoire de la main sont représentés Figure 6.18.

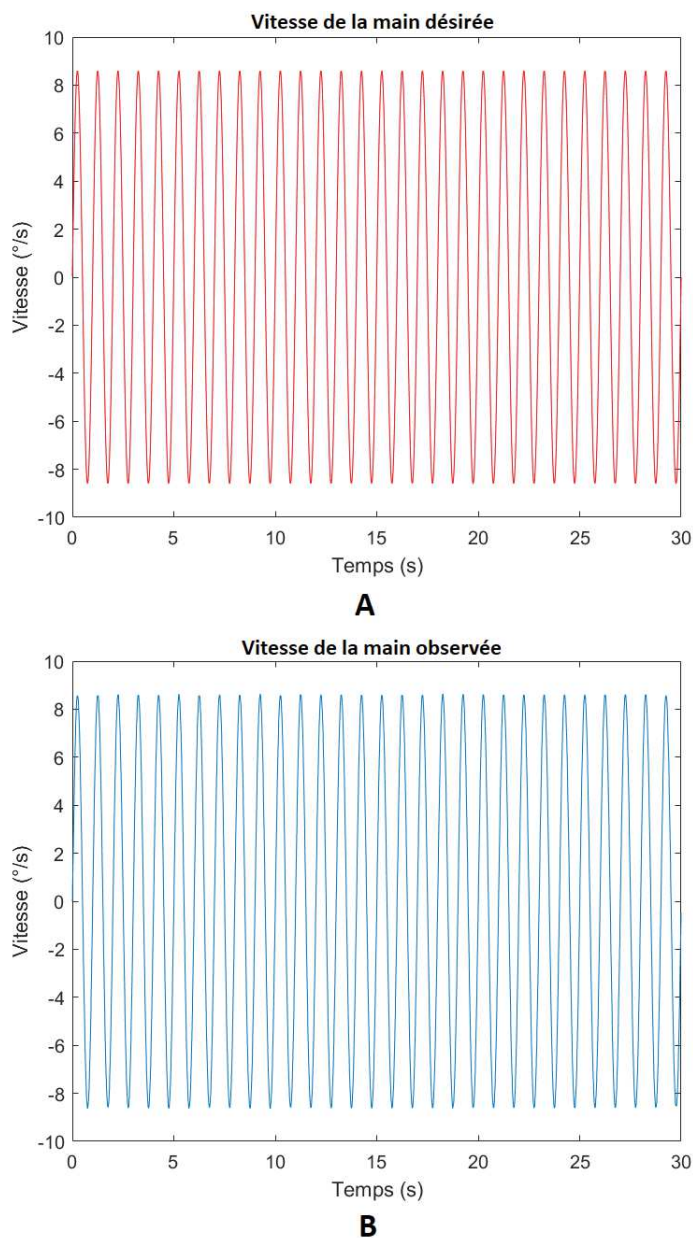


FIGURE 6.17 – (A) Vitesse désirée : sinus de 1Hz, (B) vitesse obtenue : sinus de 1Hz, avec fréquence de simulation de 1000Hz et 100 impulsions maximum par seconde.

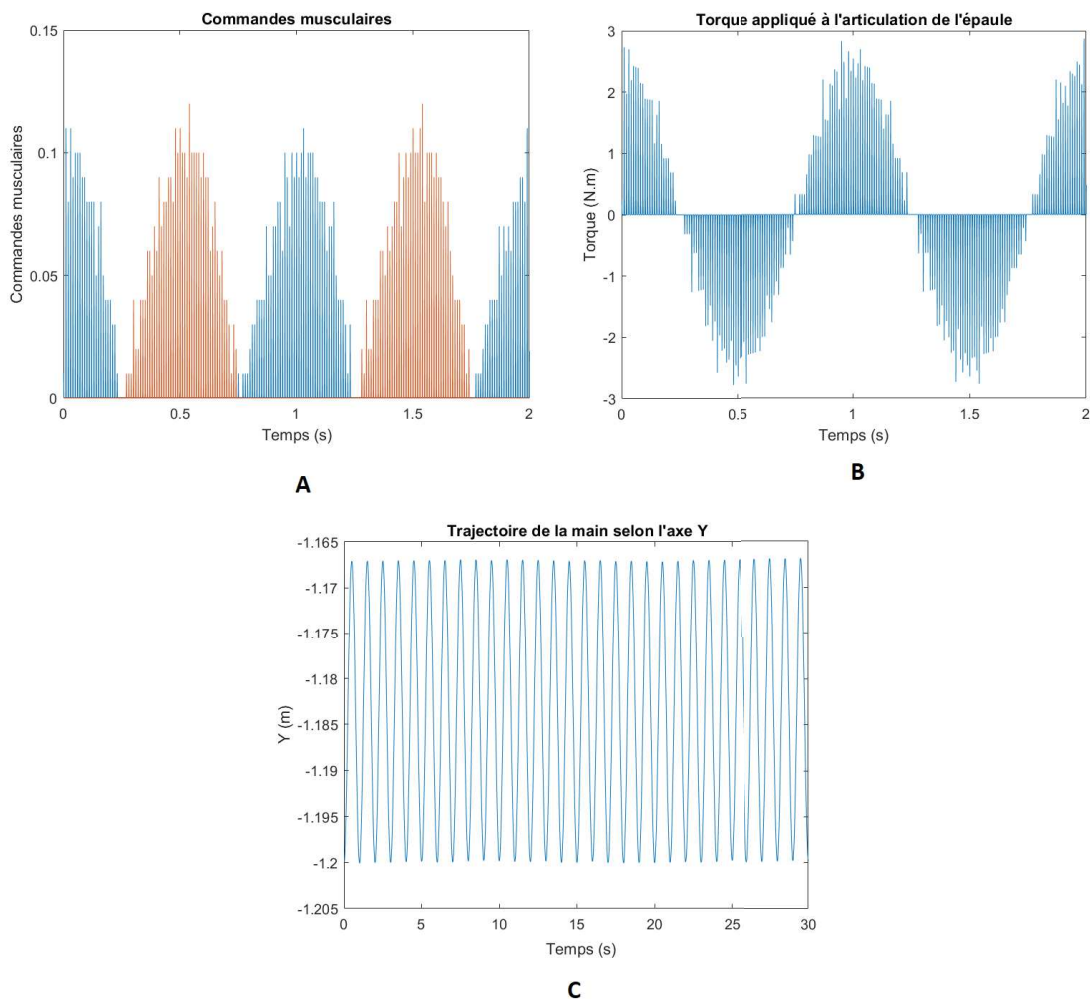


FIGURE 6.18 – (A) Zoom sur les commandes motrices envoyées (bleu pour le fléchisseur, rouge pour l'extenseur), (B) zoom sur les torques résultants et (C) la trajectoire de la main.

On peut donc constater que l'apprentissage a permis au système d'atteindre l'ensemble des vitesses désirées représentées par le signal d'entrée sinusoïdal simulant la sortie de l'oscillateur neuronal. La trajectoire obtenue est cette fois bien oscillatoire. En revanche, le bras est-il réellement synchronisé sur le signal d'entraînement rythmique issu de l'intégration des données sensorielles ? Et si oui, est-il synchronisé en phase ou en anti-phase ? Nous allons répondre à cette question dans la section suivante.

6.3.2.3 Synchronie et analyse de la phase

Grâce à notre apprentissage, le bras a pu se synchroniser sur la sortie simulée de l'oscillateur neuronal représentant les vitesses désirées.

Or, il est important de rappeler que l'oscillateur neuronal, de par son fonctionnement, déphase de $\frac{\pi}{2}$ le signal d'entraînement qu'il reçoit en entrée. Ce déphasage entre le signal d'entraînement, noté f et la sortie de l'oscillateur 1 est illustré Figure 6.19 B.

Autrement dit, le bras est donc parfaitement synchronisé sur le signal de sortie de l'oscillateur mais il est déphasé, comme ce dernier, de $\frac{\pi}{2}$ par rapport au signal d'entraînement f . Par conséquent, les mouvements du bras sont déphasés de $\frac{\pi}{2}$ par rapport aux mouvement d'un partenaire éventuel d'interaction. Ce point est problématique car, même si l'on peut observer une concordance des fréquences, on peut pas dire qu'une coordination interpersonnelle soit apparue.

Afin de pallier ce problème de déphasage, une solution serait d'ajouter un deuxième oscillateur, mis en série avec le premier (voir Figure 6.19 A), de façon à obtenir un signal en sortie du deuxième oscillateur déphasé de π (voir Figure 6.19 B). C'est par conséquent la sortie du deuxième oscillateur qui sera considérée comme vitesses désirées.

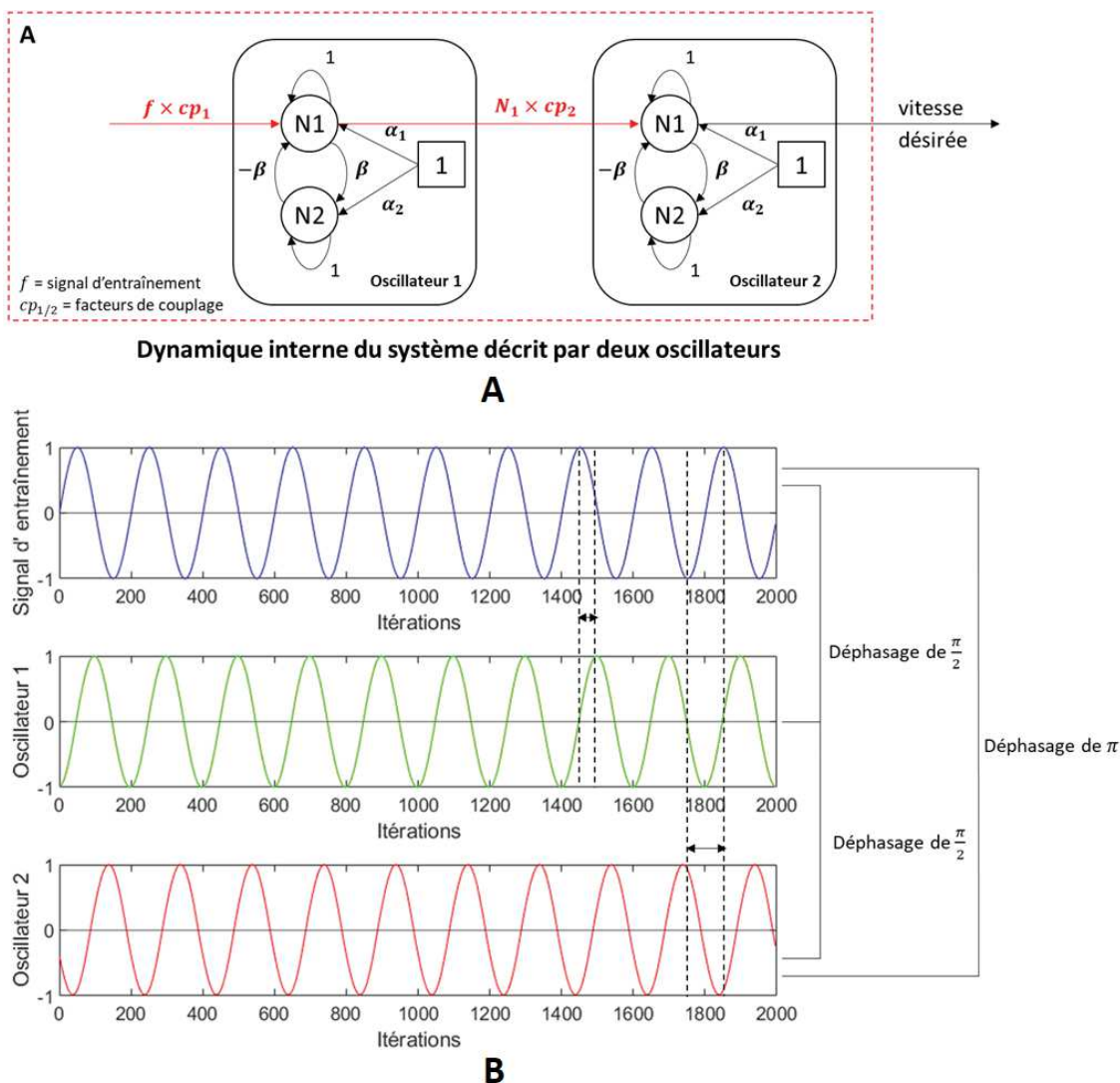


FIGURE 6.19 – (A) Architecture avec deux oscillateurs mis en série (B) Représentation des signaux issus du signal d'entraînement, de l'oscillateur 1 et de l'oscillateur 2.

Ainsi, avec notre architecture actuelle, le bras se coordonnerait en **anti-phase** avec le signal d'entraînement. Pour obtenir une coordination **en-phase**, il nous suffirait alors d'inverser le signe du signal d'entraînement f , ce qui inverserait le signe de la sortie des oscillateurs 1 et 2 successivement.

En effet, le signe de f est un choix parfaitement arbitraire de programmation permettant de décider du sens du mouvement dans l'image, par exemple : $f > 0$ si le mouvement va vers la gauche et $f < 0$ si le mouvement va vers la droite (idem pour le haut et le bas). Ce choix n'est donc pas immuable et pourrait très bien être modifié en fonction du pattern de coordination que l'on souhaiterait obtenir.

6.3.2.4 Conclusion

Ce premier test concernant l'hypothèse 2 a permis d'établir, malgré plusieurs simplifications (absence de cocontraction, de gravité, de force de frottement...), une preuve de concept quant à l'utilisation de l'oscillateur entraîné rythmiquement par les signaux sensoriels pour représenter l'évolution dans le temps (minuteur) des vitesses désirées. Cela a été rendu possible par un apprentissage bayésien qui a permis au préalable d'apprendre les liens entre commandes motrices et vitesses du bras générées et observées.

Nous avons alors vu que pour obtenir les deux patterns de coordinations en phase et en anti-phase, il nous faudrait simplement utiliser deux oscillateurs neuronaux mis en série.

En revanche, la précision avec laquelle nous avons atteint les vitesses désirées a eu un prix. Tout d'abord notre apprentissage a été presque exhaustif avec une discrétisation fine. De plus, rappelons que nous avons contrôlé la vitesse désirée du bras toutes les 10ms, autrement dit, nous l'avons contrôlé en continu. Cependant, la coordination interpersonnelle requiert-elle obligatoirement un contrôle aussi exigeant qu'un contrôle continu ? Un contrôle intermittent est-il envisageable ? Nous allons aborder cette question dans la section suivante.

6.3.2.5 Contrôle intermittent

Comme précisé ci-dessus, notre modèle a permis la coordination des mouvements du bras sur un signal sensoriel simulé en phase et en anti-phase. Cependant, bien que la reproduction du mouvement a été fidèle, elle a nécessité un contrôle du bras toutes les 10ms, autrement dit quasiment en continu. Or, un contrôle aussi précis n'est pas forcément nécessaire pour obtenir un patron de coordination avec un signal d'entrée sinusoïdal. Pour préserver le rythme de l'interaction en termes de fréquence et de phase, le plus important est de se focaliser sur les changements de direction du bras lorsque le signal d'entrée change de signe.

Une première solution possible consiste à n'envoyer qu'une seule valeur de vitesse désirée lorsque le signal d'entrée change de signe (changement de direction de mouvement). Ainsi, dès que le bras atteint la vitesse désirée, aucune commande motrice n'est envoyée aux muscles jusqu'à ce qu'une nouvelle vitesse désirée soit demandée.

Nous avons voulu tester cette solution. Pour ce faire, il nous fallait une vitesse désirée pour chacune des directions de mouvement, extraite des amplitudes du signal d'entrée. Une solution simple a été alors de prendre les vitesses moyennes issues de chaque lobe du sinus reçu en entrée (positif et négatif). Nous aurions tout aussi bien pu prendre le résultat de l'intégration temporelle des lobes par exemple. En revanche, avec l'intégration, les vitesses désirées auraient été très élevées et non représentatives des dynamiques réelles du mouvement.

Les vitesses désirées ont donc été déduites de chaque demi-période du sinus (voir Figure 6.20 ci-dessous). Le mouvement n'a pu être initié qu'une fois une période du signal écoulée de façon à ce que les premières vitesses désirées positives et négatives puissent être récupérées. Une fois la première période écoulée, dès lors que le signal changeait de direction, la vitesse désirée précédemment calculée (avec une période de retard) était alors envoyée au bras (voir Figure 6.20 ci-dessous).

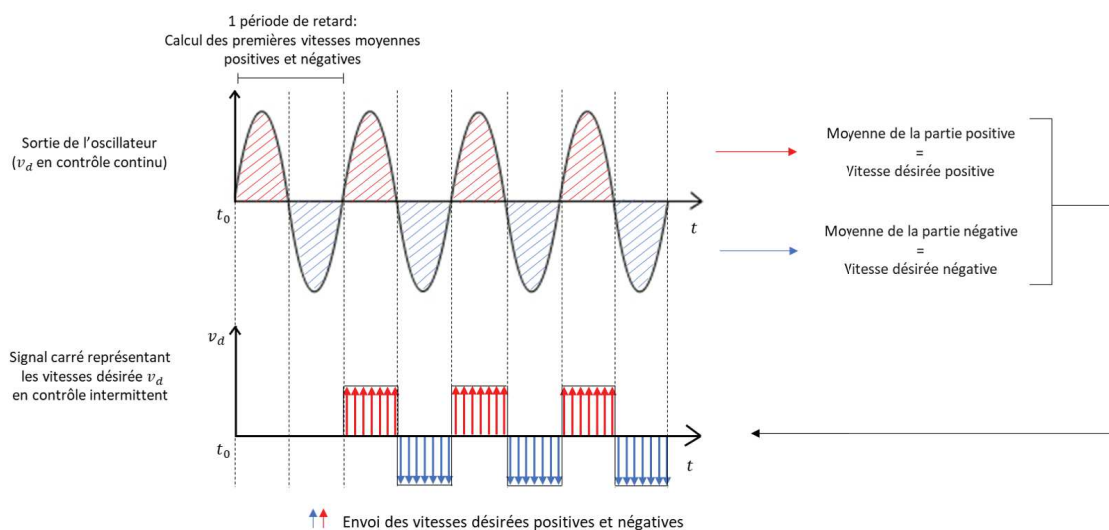


FIGURE 6.20 – Dédution des vitesses désirées en moyennant les parties positives et négatives du signal d’entrée

6.3.2.5.1 Paramètres de simulation

Afin de tester ce contrôle intermittent, nous avons lancé, avec le même apprentissage bayésien que précédemment, une première simulation avec un sinus en signal d’entrée d’une fréquence de 1Hz et d’une amplitude comprise entre -0.25 et 0.25 . La simulation a fonctionné à 1000 Hz pendant 30s et les commandes motrices ont été envoyées avec un intervalle de temps de 10 ms. L’intégration du sinus a aussi été effectuée toutes les 10 ms. La vitesse désirée positive ainsi obtenue a été de 0.1623 rad/s soit 9.30 °/s et la vitesse désirée négative de -9.30 °/s.

L’angle de départ du bras était de 0° et la vitesse du bras nulle soit un état initial x_0 du bras de :

$$x_0 = (13.4, 13.4, 0, 0)$$

6.3.2.5.2 Résultats de la simulation

Les résultats sont illustrés Figure 6.21. La vitesse moyenne positive atteinte par le bras a été de 9.06 ± 1.17 °/s et la vitesse moyenne négative de -9.00 ± 1.36 °/s (voir Figure 6.21 C). Les vitesses désirées ont donc été correctement atteintes et les commandes motrices n’ont pas eu besoin d’être envoyées aux muscles en continu comme illustré Figure 6.22, figure représentant un zoom sur les premières commandes motrices envoyées au muscle fléchisseur et au muscle extenseur. En moyenne, il a fallu 40 ms au bras pour atteindre la vitesse désirée soit 4 impulsions.

En revanche, comme illustré Figure 6.21 D, on remarque que la trajectoire du bras dérive progressivement.

Cette dérive s’explique facilement. En effet, lors de ce test, la position initiale du bras était de 0° et la vitesse du bras nulle. Il était donc plus facile pour le muscle fléchisseur de lancer le bras à une certaine vitesse et plus dur pour le muscle extenseur de revenir vers la position initiale, le muscle extenseur devant **contrer l’inertie** du bras tout en ayant un **bras de levier diminué**. Le muscle extenseur a atteint des vitesses intermédiaires (vitesses inférieures à la vitesse désirée) plus faibles que le muscle fléchisseur avant de pouvoir atteindre la vitesse désirée (voir Figure 6.23). Ce léger décalage entre les vitesses intermédiaires atteintes par les deux muscles entraîne alors

obligatoirement un décalage en termes de position bien que le rythme du mouvement ait été, quant à lui, respecté.

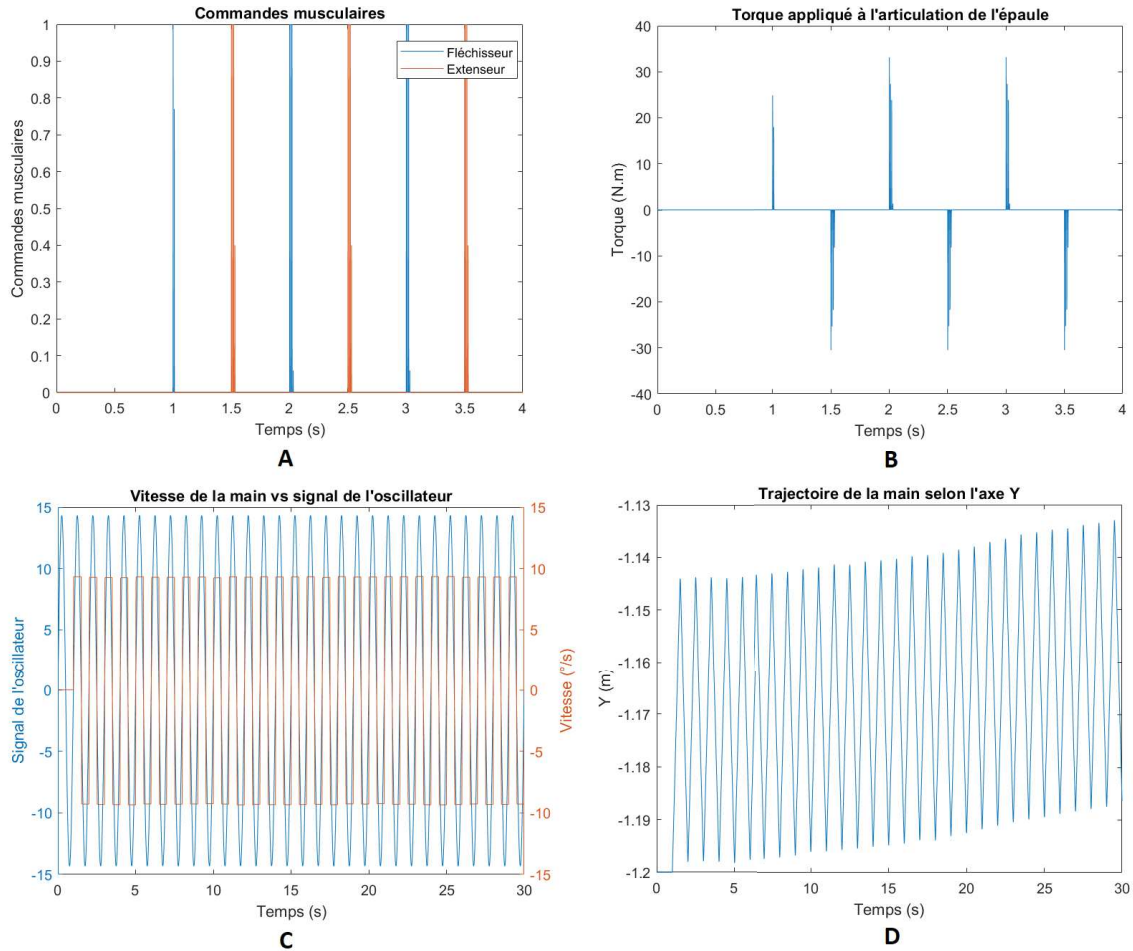


FIGURE 6.21 – (A) Zoom sur les commandes motrices envoyées, (B) zoom sur les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d’entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.

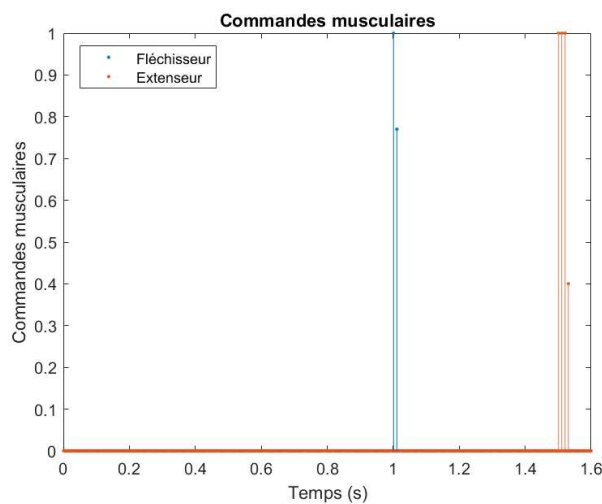


FIGURE 6.22 – Zoom sur les premières commandes motrices envoyées

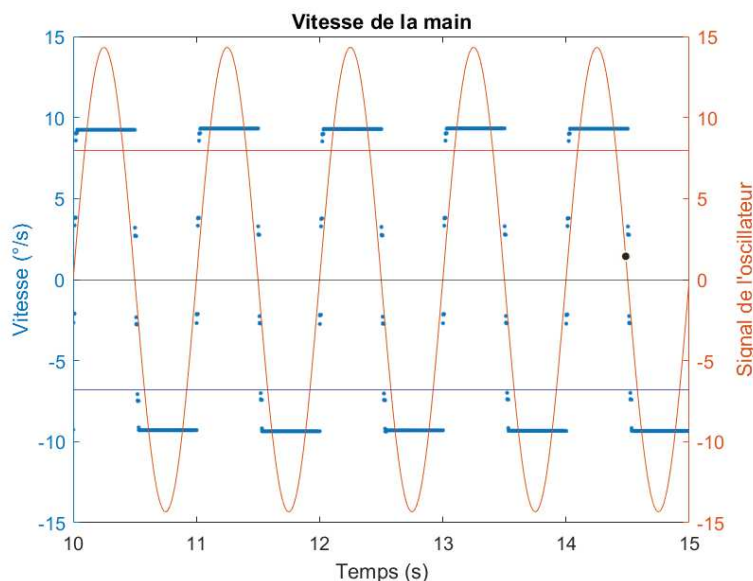


FIGURE 6.23 – Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d’entrée. La courbe rouge représente la moyenne des vitesses intermédiaires positives. La courbe bleue représente la moyenne des vitesses intermédiaires négatives.

La **première étape** pour pallier ce décalage en position est de **régler le problème de l’inertie** en anticipant les changements de direction du bras. En effet, si l’on permet au bras de freiner avant un changement de direction, on permet aux muscles d’atteindre des vitesses plus élevées plus rapidement car le bras aura de ce fait moins d’inertie au moment du changement de direction.

Une possibilité est alors d’utiliser un contrôle fin avant chaque changement de direction avec des commandes envoyées fréquemment. Puis, une fois le bras ralenti et l’inertie contrée, le contrôle peut être à nouveau être intermittent.

Pour réaliser ce freinage, il est nécessaire de décider d’une vitesse désirée à partir de laquelle démarrer une phase de freinage. Dès lors que celle-ci est franchie, le contrôle redevient continu et les vitesses désirées issues du signal en sortie de l’oscillateur (et non plus la valeur moyenne) sont alors à nouveau envoyées toutes les 10 ms jusqu’au prochain changement de direction.

Intuitivement, on peut considérer que cette vitesse désirée « seuil » n’est ni plus ni moins que la vitesse moyenne désirée extraite des oscillateurs. Les résultats de cette première solution sont illustrés Figure 6.24 et Figure 6.25.

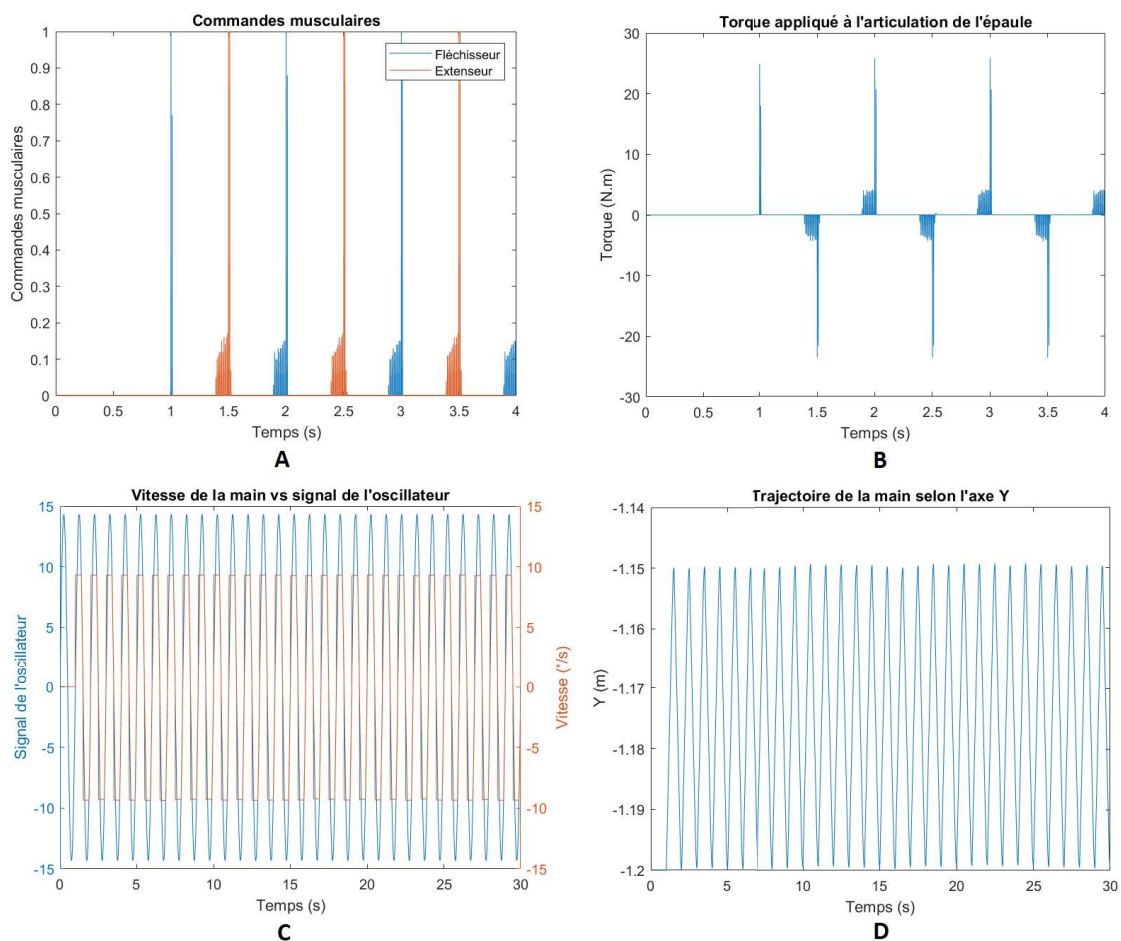


FIGURE 6.24 – (A) Commandes motrices envoyées, (B) les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.

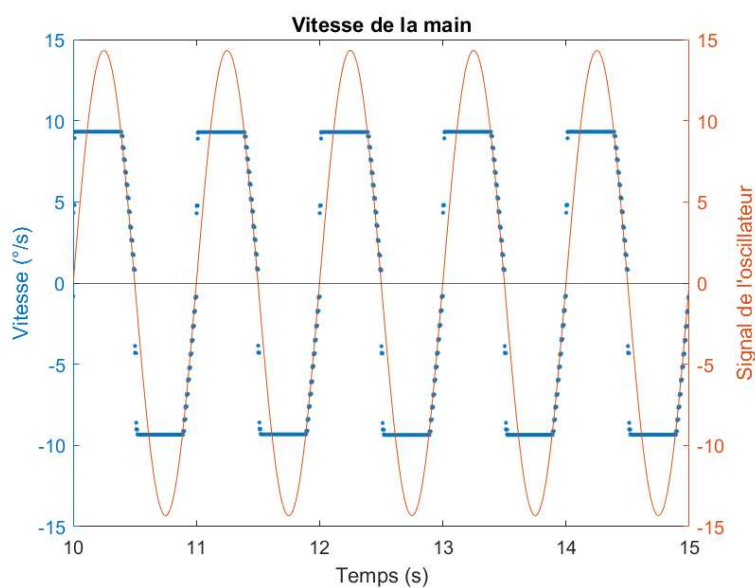


FIGURE 6.25 – Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.

Par ailleurs, cette vitesse « seuil » peut tout à fait être différente de la vitesse désirée moyenne de l'oscillateur. En prenant une vitesse seuil plus faible que la vitesse désirée moyenne, on démarre le freinage plus tardivement et le nombre de commandes motrices envoyées est de ce fait réduit.

Néanmoins, cette vitesse seuil est fortement dépendante de la vitesse désirée moyenne. En effet, plus la vitesse moyenne désirée est élevée, plus il est nécessaire de freiner en amont du changement de direction pour être capable de ralentir le bras.

A titre d'exemple et afin de tester cette solution, nous avons relancé la simulation précédente en fixant la vitesse seuil empiriquement à 6 °/s pour une vitesse désirée en valeur absolue de 9.30 °/s. Les résultats sont illustrés Figure 6.26.

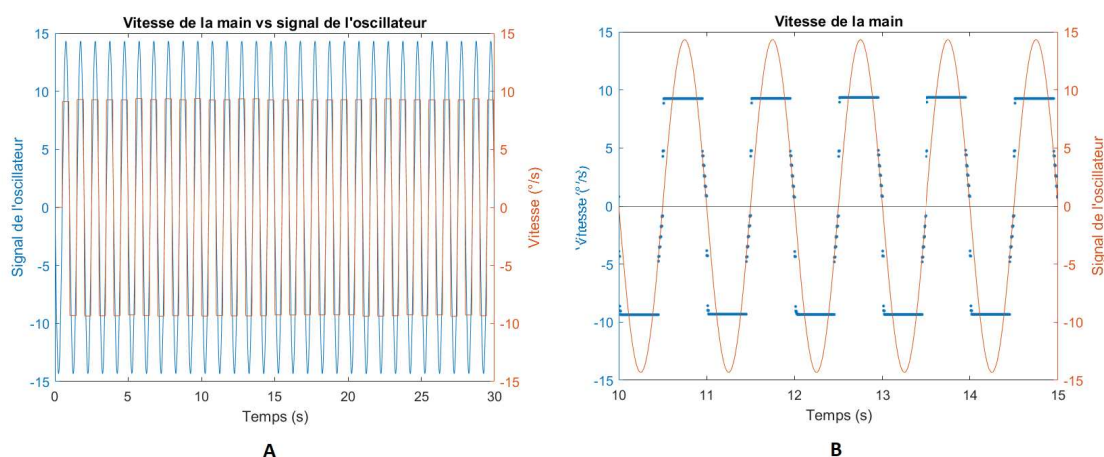


FIGURE 6.26 – (A) Vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée (B) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.

Cette première étape permet de contrer l'inertie efficacement et permet de résoudre en grande partie le problème du décalage de position. Cependant, il reste un dernier élément qui différencie les deux muscles lors des changements de directions : **leur bras de levier**.

En effet, prenons à nouveau l'exemple où le bras possède une position initiale de 0°. Plus le mouvement du bras aura une grande amplitude, plus le muscle extenseur aura du mal à ramener le bras à sa position initiale car son bras de levier sera faible et ce, même si la vitesse de celui-ci est nulle au moment du changement de direction. Il lui faudra alors lui envoyer plus de commandes motrices qu'au muscle fléchisseur pour atteindre la même vitesse (en valeur absolue).

Un exemple est illustré Figure 6.27. Dans cet exemple, nous avons réduit la fréquence du sinus afin que le bras atteigne des angles plus élevés (ici, $\theta_1^{max} = 22$) car rappelons ici que l'amplitude du mouvement est fonction de la fréquence du mouvement ainsi que de la vitesse moyenne désirée. De ce fait nous avons donc gardé la même vitesse désirée moyenne mais nous avons réduit la fréquence à 0.2Hz. La durée du mouvement a notamment été rallongée à une minute de façon à mettre en exergue l'impact des bras de levier sur le décalage positionnel.

On remarque alors sur la Figure 6.27 A, que la position du bras subit un léger décalage. Ce décalage provient du fait que le muscle extenseur qui possède un bras de levier plus faible au moment du changement de direction que le muscle fléchisseur, requiert plus de commandes motrices pour atteindre la vitesse désirée se traduisant par davantage de vitesses intermédiaires comme illustré sur la Figure 6.27 B .

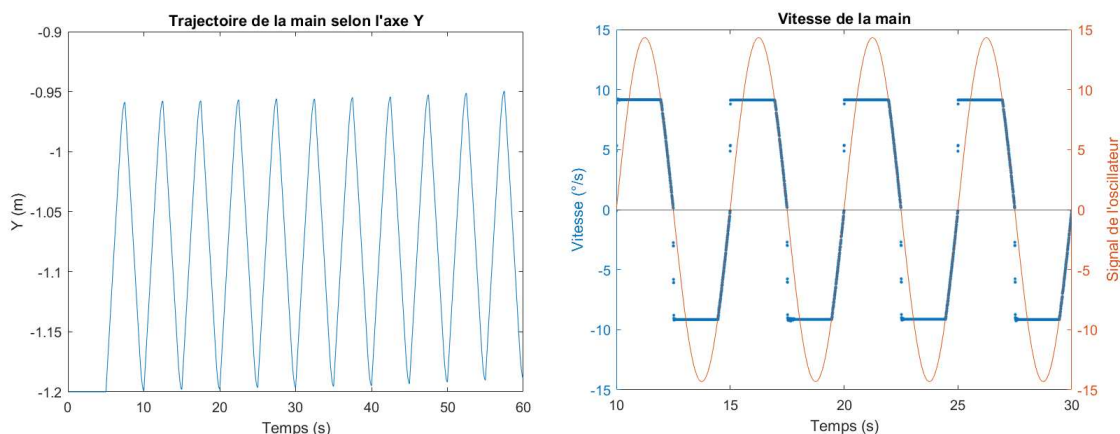


FIGURE 6.27 – (A) Trajectoire de la main. (B) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.

Pour pallier cette difficulté, la **deuxième étape** consiste à s'assurer que chaque muscle peut atteindre la vitesse désirée avec un même nombre de commandes motrices et que chaque vitesse intermédiaire atteinte grâce à ces commandes est identique pour les deux muscles (en valeur absolue).

Pour ce faire, on peut par exemple contrôler en continu le bras jusqu'à ce que celui-ci atteigne la vitesse désirée moyenne. Avec le contrôle continu on s'assure que les deux muscles accélèrent de la même façon, progressivement, en fixant des vitesses intermédiaires très fréquemment. Chaque muscle est alors capable d'atteindre avec la même précision l'ensemble des vitesses intermédiaires. Une fois que le bras a atteint la vitesse désirée moyenne, le contrôle intermittent peut alors prendre le relais puis, pour la phase de freinage, reprendre en continu.

Dans ce cas et pour résumer, ce **contrôle hybride** va envoyer des commandes motrices à une résolution fine jusqu'à la vitesse moyenne désirée. Une fois celle-ci atteinte, le contrôle devient intermittent (seule la vitesse moyenne désirée est demandée au système) et dès que l'on redescend en dessous de la vitesse moyenne désirée, on bascule de nouveau sur un contrôle continu fin.

Nous avons testé cette solution avec les mêmes paramètres que précédemment et la fréquence du sinus établit à 0.2Hz. Les résultats sont illustrés Figure 6.28. On remarque sur la Figure 6.29 représentant un zoom sur les vitesses obtenues, que le muscle extenseur est capable comme le muscle fléchisseur d'atteindre les vitesses désirées intermédiaires ainsi que la vitesse désirée finale. Il n'y a alors plus de décalage positionnel.

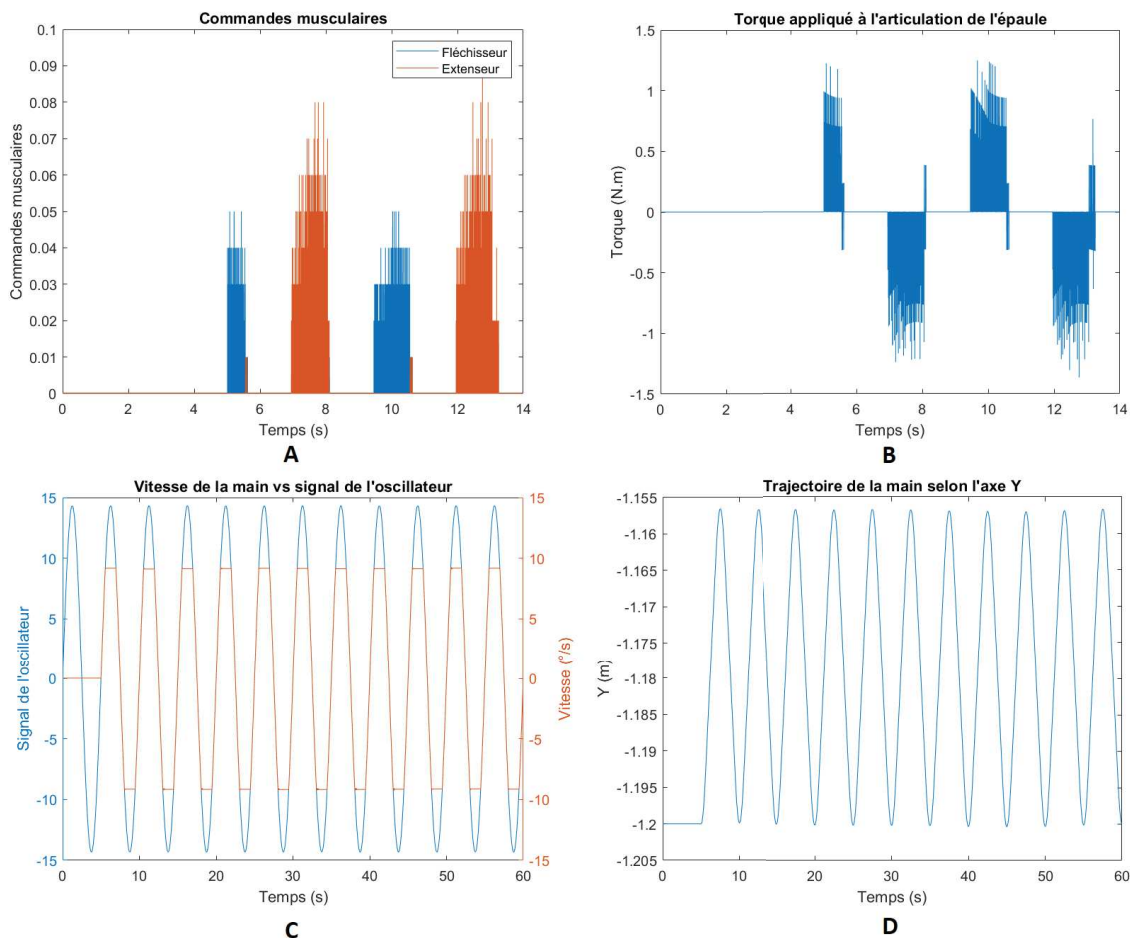


FIGURE 6.28 – (A) Commandes motrices envoyées, (B) les torques produits, (C) la vitesse de la main et le signal d'entrée représentant la vitesse désirée et (D) la trajectoire de la main.

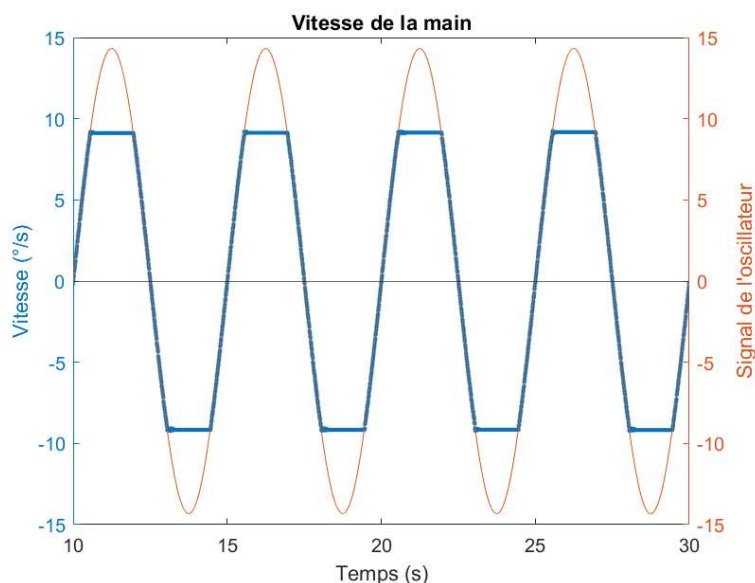


FIGURE 6.29 – Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée.

Le contrôle hybride présenté ci-dessus permet de réduire le nombre de commandes motrices envoyées comparativement au contrôle continu seul. En utilisant ce même contrôle hybride, il est possible de réduire encore davantage le nombre de commandes motrices en augmentant l'intervalle de temps entre les différentes vitesses désirées demandées.

Par exemple, au lieu de demander des vitesses désirées toutes les 10 ms, il est possible d'interroger le système seulement toutes les 30 ms sans que cela n'affecte les résultats (voir Figure 6.30).

Cependant, plus l'intervalle de temps entre les vitesses désirées demandées sera grand, plus l'on prend le risque qu'elles ne soient pas accessibles dans le même laps de temps pour les deux muscles engendrant à nouveau le problème de départ à l'origine du décalage positionnel.

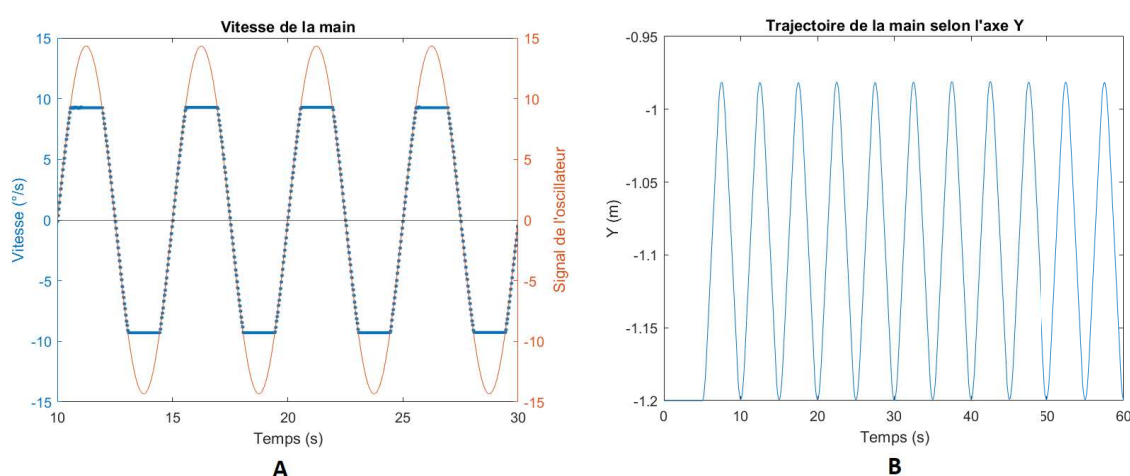


FIGURE 6.30 – (A) Zoom sur les vitesses obtenues en fonction du signal d'entrée (30ms entre chaque vitesse désirée demandée). (B) Trajectoire de la main.

6.3.2.6 Analyse de la phase pour le contrôle intermittent

Comme illustré dans l'exemple précédent (voir Figure 6.19 B), la sortie de l'oscillateur neuronal est déphasée de $\frac{\pi}{2}$ par rapport au signal d'entraînement issu de l'intégration du flot optique. Ce décalage ne permet donc ni une synchronisation en phase ni en anti-phase du bras sur le signal d'entraînement. En revanche, comme illustré Figure 6.19 A, si nous utilisons deux oscillateurs en série, la sortie du deuxième oscillateur sera déphasée de π par rapport au signal d'entraînement.

Ainsi, dans le cas du contrôle intermittent, hormis le retard d'une période au début du mouvement, on obtient un mouvement en anti-phase entre le bras et le signal d'entraînement. Pour obtenir un mouvement en phase, il faut donc inverser le signe du signal d'entraînement, qui comme décrit précédemment, n'est qu'un choix arbitraire (voir description section 6.3.2.3).

6.3.2.7 Comparaison contrôle continu et contrôle intermittent

Le contrôle continu a permis d'atteindre l'ensemble des vitesses désirées issues de la sortie de la sortie de l'oscillateur. Le contrôle intermittent repose sur l'hypothèse que la vitesse désirée du mouvement correspondait à la moyenne des vitesses obtenues dans chaque lobe du signal de l'oscillateur. De ce fait, le contrôle du bras n'a pas eu besoin d'avoir lieu en continu car dès que le bras atteignait la vitesse désirée, il n'était plus nécessaire d'envoyer de commandes motrices, du moins jusqu'au changement de direction du mouvement. Le contrôle intermittent a donc lui aussi, permis de coordonner le bras sur le signal de l'oscillateur et donc sur le signal d'entraînement rythmique.

Si la synchronisation (en phase et anti-phase) a bien été atteinte avec ce contrôle intermittent, il en a rapidement résulté un décalage progressif de la position du bras. Nous avons alors proposé pour

pallier ce décalage une accélération et un freinage progressifs. Une vitesse seuil à partir de laquelle le système initie le freinage a dû être définie. Cette vitesse seuil doit être égale ou être adaptée à la vitesse désirée moyenne (moyennes des oscillateurs). Plus celle-ci est rapide, plus le freinage doit être débuté en amont. Dans notre exemple, cette vitesse seuil a été choisie empiriquement mais celle-ci pourrait tout à fait faire l'objet d'un apprentissage.

Malgré le freinage progressif, un léger décalage positionnel pour des mouvements de grande amplitude est demeuré observable. Notre solution a alors été de contrôler finement les vitesses lors des phases d'accélération succédant chaque changement de direction jusqu'à ce que la vitesse désirée moyenne soit atteinte.

Ainsi, les deux muscles, fléchisseur et extenseur, ont atteint les vitesses intermédiaires et la vitesse désirée en un même laps de temps et avec une même précision, supprimant ainsi tout décalage positionnel.

Le contrôle intermittent requiert donc, à la différence du contrôle continu, d'établir/d'apprendre le moment à partir duquel le mouvement doit être freiné. En revanche, il permet la synchronisation à l'aide d'un plus petit nombre de commandes motrices.

6.4 Utilisation du modèle computationnel pour l'imitation immédiate de mouvements rythmiques

Grâce à notre apprentissage, nous avons pu réaliser un geste à une dimension, synchronisé sur le rythme d'un signal d'entrée représentant les vitesses désirées. Le signal d'entrée sinusoïdal que nous avons utilisé lors de nos différents essais représentait alors la sortie de l'oscillateur neuronal utilisé dans le modèle de synchronisation développé par *Hasnain et al.*, (2013). Ce modèle n'est valable que pour des gestes qui ne requièrent qu'un seul degré de liberté. En revanche, il 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.

C'est pour cette raison qu'un modèle sensorimoteur inspiré du précédent et permettant une imitation immédiate synchrone de plusieurs gestes rythmiques à deux degrés de liberté a été précédemment développé dans le cadre de la thèse d'Eva Ansermin [10]. Dans ce modèle, l'unique oscillateur neuronal a été remplacé par une batterie d'oscillateurs neuronaux avec des fréquences propres différentes et entraînés par les dynamiques de mouvement du partenaire humain. Les sorties de ces oscillateurs sont alors utilisées comme primitives motrices pour reconstruire le signal effectué par l'humain. Grâce à l'utilisation du signal d'entraînement, une adaptation rapide des oscillateurs est permise et par conséquent, l'apprentissage des trajectoires motrices est facilité. Par ailleurs, cette architecture n'utilise aucune connaissance a priori sur les trajectoires à reproduire.

Ce modèle d'imitation nécessite de posséder deux degrés de liberté au niveau de l'épaule. Afin d'étendre l'utilisation de notre apprentissage à des gestes plus complexes, nous avons donc décidé de simuler son rattachement au modèle d'imitation immédiate en ajoutant un degré de liberté à l'épaule de façon à pouvoir réaliser des gestes en deux dimensions.

Nous allons commencer par décrire le modèle d'imitation immédiate de mouvement rythmiques développé précédemment par *Ansermin et al.* 2016 [10]. Nous présenterons ensuite les adaptations apportées à notre modèle et les résultats que nous avons obtenus pour des gestes à deux dimensions.

6.4.1 Imitation immédiate de mouvements rythmiques

Le modèle d'imitation immédiate de mouvements rythmiques a été développé dans le cadre de la thèse d'Eva Ansermin. Celui-ci **intègre le modèle d'entraînement rythmique vu précédemment** afin de pouvoir imiter de façon synchrone des gestes rythmiques [10]. Les gestes réalisés sont cette fois-ci à **deux dimensions**, toujours au niveau de l'articulation de l'épaule. Pour ce faire, ce n'est plus un oscillateur qui est utilisé mais un réservoir d'oscillateurs constitué de 8 oscillateurs neuronaux différents ayant chacun une fréquence propre de départ allant de $0.5Hz$ à $2.6Hz$. Cette batterie d'oscillateurs permet de représenter le signal moteur en une somme pondérée d'oscillateurs à la manière des séries de Fourier. Rappelons qu'ici, le robot est contrôlé en position. Autrement dit, le signal moteur décrit la position du bras du robot dans le temps. La procédure du modèle est la suivante (Figure 6.31) :

- Le partenaire humain fait face au robot et bouge rythmiquement son bras.
- Le mouvement est estimé grâce à l'algorithme de flot optique (voir Section 4.3.1.3).
- Le flot optique est alors utilisé pour construire le signal d'entraînement horizontal (bloc B de la figure 6.31) et le signal d'entraînement vertical (bloc C de la figure 6.31) lesquels entraînent respectivement les deux réservoirs d'oscillateurs.
- La trajectoire désirée extraite est celle de la main du partenaire d'interaction. En revanche, la main n'a pas besoin d'être reconnue en tant que telle dans l'image pour permettre l'extraction de sa trajectoire. Lorsque le bras bouge devant la caméra, la main se trouve être l'élément ayant la plus grande vitesse de par son positionnement. C'est pourquoi, en localisant à chaque instant le point de l'image ayant le flot optique le plus élevé, la trajectoire est extraite et utilisée comme signal désiré en entrée d'un **Least Mean Square (LMS)**.
- En modifiant le poids de chaque oscillateur des deux réservoirs, l'algorithme **Least Mean Square (LMS)** reproduit la combinaison des oscillateurs décrivant la trajectoire souhaitée en X et en Y.
- Enfin, la sortie des neurones du LMS est utilisée comme signal de commande (positions angulaires de l'épaule) pour contrôler le robot l'amenant à imiter les gestes de son partenaire.

Dans ce modèle, le signal d'entraînement rythmique joue un rôle crucial en venant synchroniser en fréquence et en phase certains oscillateurs du réservoir car pour que le LMS puisse reconstruire la trajectoire désirée, celui-ci doit disposer d'oscillateurs ayant des fréquences/phases présentes dans le mouvement à imiter. Autrement dit, sans signal d'entraînement, il faudrait une très grande batterie d'oscillateurs pour espérer avoir les bonnes fréquences/phases. Ici, les oscillateurs neuronaux ayant une fréquence proche de celle du signal d'entraînement vont voir leur fréquence/phase changer grâce à l'entraînement rythmique et suivant le degré de couplage (valeur de cp) (voir Figure 6.32).

En revanche, lorsque l'interaction se termine, chaque oscillateur retourne à sa fréquence propre.

Ce modèle donne donc lieu à une imitation rapide et coordonnée de mouvements rythmiques grâce à son faible coût calculatoire et aux propriétés des systèmes dynamiques. Il a été validé expérimentalement pour des trajectoires circulaires et infinies (voir Figure 6.33) [10].

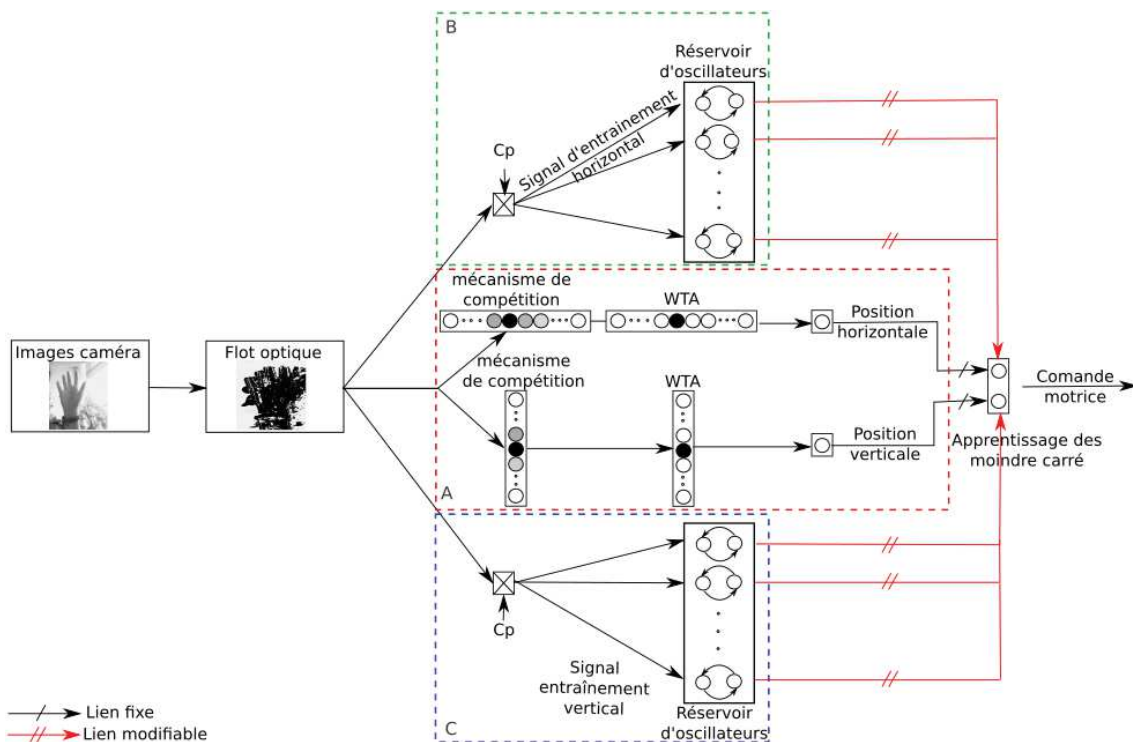


FIGURE 6.31 – Architecture du modèle d'imitation coordonnée de mouvements rythmiques [10]

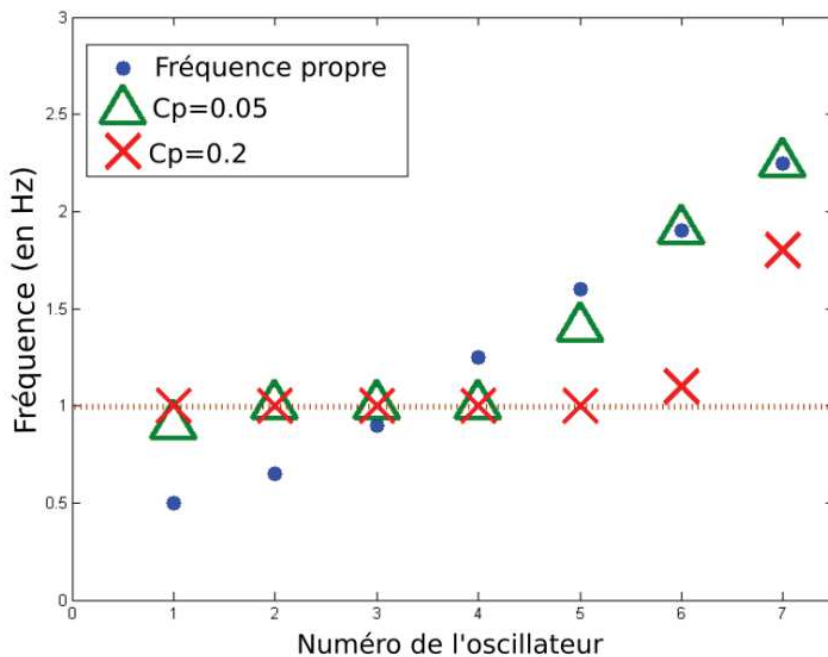


FIGURE 6.32 – Observation des fréquences du banc d'oscillateurs après 30s d'apprentissage d'un sinus de 1 Hz pour différents facteurs de couplage [10].

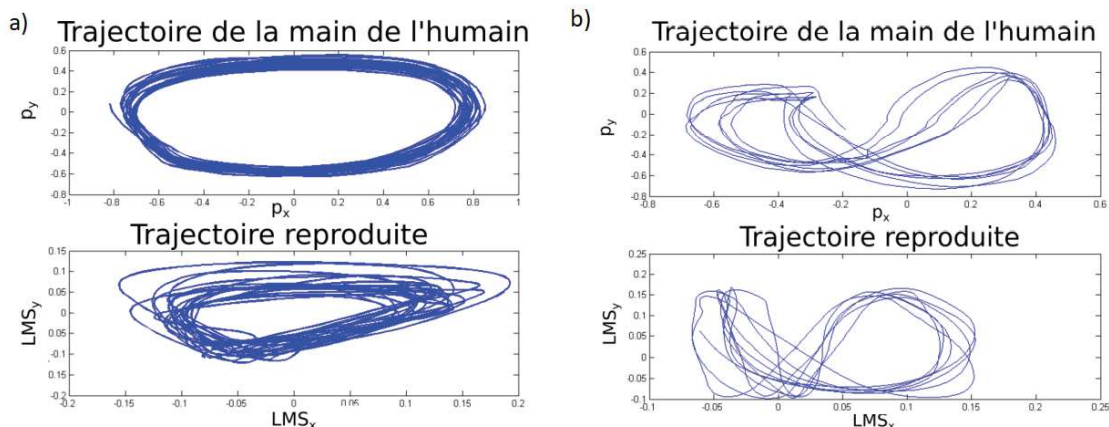


FIGURE 6.33 – a) Comparaison de la trajectoire de la main de l'humain et de la trajectoire reproduite en sortie de LMS après 30 s d'apprentissage pour un geste circulaire et b) pour une trajectoire infinie [10].

6.4.2 Simulation d'un mouvement rythmique à deux degrés de liberté

Afin de pouvoir réaliser des gestes en deux dimensions, nous avons premièrement dû ajouter un degré de liberté au niveau de l'épaule (voir section 6.4.2.1 ci-dessous).

Ensuite, nous avons dû repenser une partie de l'architecture du modèle d'imitation immédiate d'*Ansermin et al.* décrit ci-dessus de façon à ce que sa sortie ne corresponde plus aux positions désirées mais aux vitesses désirées (voir section 6.4.2.2 ci-dessous).

Enfin, nous avons simulé le rattachement de notre contrôle en force au modèle d'imitation immédiate en simulant les vitesses désirées issues des LMS pour une trajectoire circulaire et une trajectoire décrivant la lemniscate de Bernoulli (voir section 6.4.2.3 et 6.4.2.4 ci-dessous).

6.4.2.1 Ajout d'un deuxième degré de liberté au niveau de l'épaule

Afin de simuler le rattachement de notre apprentissage au modèle d'imitation immédiate, nous avons premièrement ajouté un degré de liberté au niveau de l'épaule. Nous avons ajouté deux nouveaux muscles, l'un agoniste et l'autre antagoniste mais cette fois-ci permettant au bras de bouger dans le plan sagittal (du haut vers le bas) (voir Figure 6.34).

Dans un souci de simplicité, nous avons souhaité pouvoir utiliser la base d'apprentissage déjà existante. C'est pourquoi, ces deux nouveaux muscles ont été créés de façon à être les copies conformes du muscle agoniste et du muscle antagoniste permettant au bras de bouger dans le plan transversal. De cette façon, il n'était pas utile de recréer une base de données avec des muscles aux paramètres différents. Il est à noter que ceci a été rendu possible par l'absence de gravité dans le monde simulé.

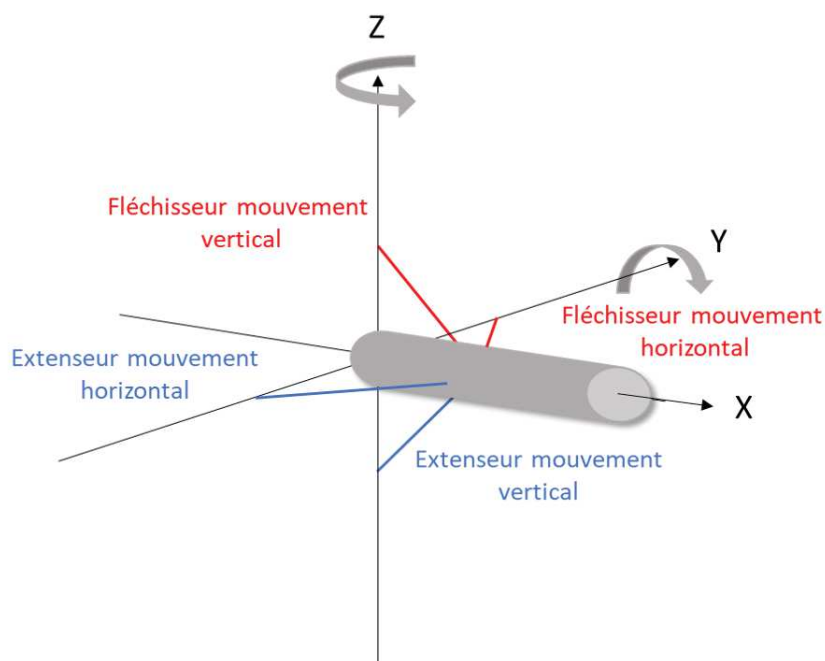


FIGURE 6.34 – Ajout d'un degré de liberté au bras articulé

6.4.2.2 Modifications apportées au modèle d'imitation immédiate

Dans le modèle d'imitation immédiate initial, les signaux de sortie des LMS donnent la trajectoire en X et Y de la main. Or, notre modèle ne fonctionne pas avec une position désirée mais avec une vitesse désirée. Les signaux que doivent reconstruire les LMS doivent donc être la vitesse en X et en Y de la main.

Afin d'extraire la vitesse apparente sur X et celle sur Y de la main, le modèle précédent d'imitation immédiate est ici modifié comme sur la Figure 6.35 A. Le bloc A qui servait à récupérer la trajectoire de la main est remplacé par une simple intégration spatiale (somme sur toute l'image) des composantes X et Y des vecteurs vitesses calculés par le flot optique. Le LMS doit donc ici reconstruire les composantes X et Y des vitesses apparentes dans l'image en utilisant les batteries d'oscillateurs (voir Figure 6.35 A).

Il est important de noter cependant, que comme précisé précédemment, les signaux en sortie des oscillateurs permettant de reconstruire le signal sont déphasés de $\frac{\pi}{2}$ par rapport au signal d'entraînement (vertical et horizontal) obtenu grâce au flot optique. Dans le modèle d'*Ansermin et al.*, la sortie désirée était la position (trajectoire), les LMS n'ont donc pas de difficulté à reconstruire ces signaux de position sur les axes X et Y car ils sont eux même déphasés de $\frac{\pi}{2}$ par rapport au signal d'entraînement tout comme les sorties des oscillateurs. Dans notre cas, cet état de fait peut être problématique car si les sorties des oscillateurs restent déphasées de $\frac{\pi}{2}$ par rapport au signal désiré en entrée du LMS (signal d'entraînement), ce dernier ne sera pas forcément capable de reconstruire correctement ce signal désiré à l'aide des oscillateurs. Pour que les LMS soient capables de reconstruire l'information « vitesse », il nous faut donc obligatoirement déphaser la sortie des oscillateurs contenus dans les réservoirs à l'aide d'oscillateurs mis en série comme illustré Figure 6.19 B (voir Figure 6.35 B et C).

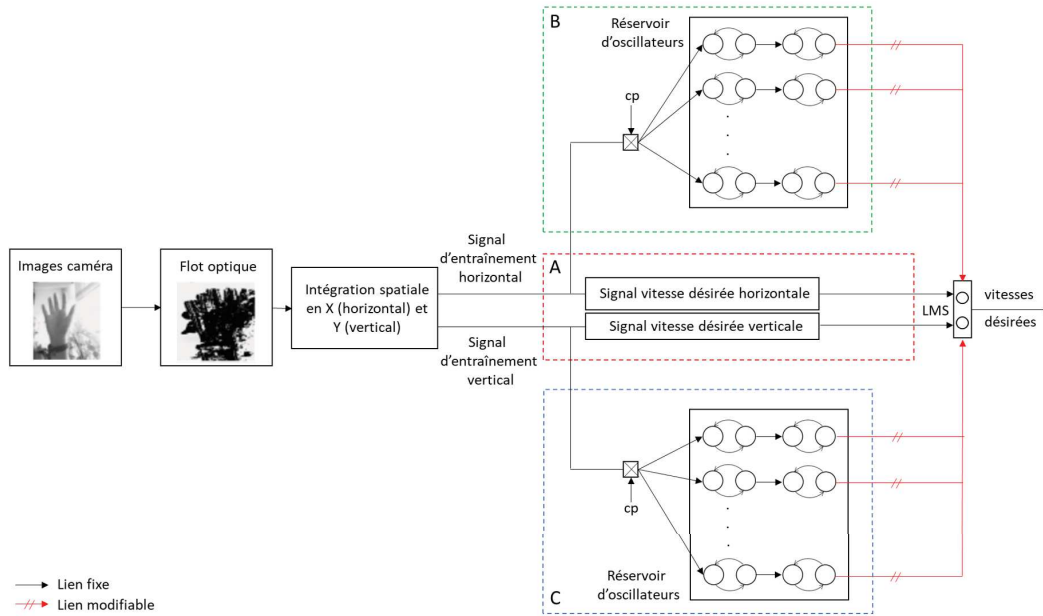


FIGURE 6.35 – Modèle d'imitation immédiate modifié pour donner en sortie les vitesses désirées

6.4.2.3 Simulation de trajectoires circulaires et de lemniscate

Afin de valider notre modèle d'imitation immédiate de mouvement rythmique utilisant un contrôle musculaire en force, nous simulons deux trajectoires : le cercle et la lemniscate, identiques à celles utilisées par *Ansermin et al.* dans [10].

Pour les deux trajectoires (cercle et lemniscate), deux vitesses désirées distinctes ont dû être envoyées au bras, l'une pour le plan transversal (rotation autour de l'axe Z) et l'autre pour le plan sagittal (rotation autour de l'axe Y). Nous les avons déterminées en dérivant les équations paramétriques du cercle et de la lemniscate de Bernoulli respectivement :

$$\begin{cases} x'(t) = A * \sin(2\pi ft) \\ y'(t) = A * \sin(2\pi ft + \frac{\pi}{2}) \end{cases} \quad (6.17)$$

$$\begin{cases} x'(t) = A * \frac{\cos(t)(2+\sin^2(t))}{(1+\cos^2(t))^2} \\ y'(t) = A * \frac{\cos^2(t)-\sin^2(t)+\cos^4(t)-\sin^2(t)\cos^2(t)+2\cos^2(t)\sin^2(t)}{(1+\cos^2(t))^2} \end{cases} \quad (6.18)$$

Dans le cas du cercle, nous avons donc simplement simulé deux sinus de 1Hz déphasés de $\frac{\pi}{2}$ et d'une amplitude notée A de 0.15 (pour 0.15 radians/s maximum soit 8.6 °/s).

Dans le cas de la lemniscate de Bernoulli, la valeur de A était de 0.13 (pour 0.13 radians soit 7.45 °/s).

Les simulations ont fonctionné à 1000Hz avec un envoi des commandes toutes les 10 ms.

6.4.2.4 Résultats

Les torques produits, les vitesses ainsi que la trajectoire de la main sont représentés Figure 6.36 pour le cercle et Figure 6.37 pour la lemniscate de Bernoulli.

On peut constater que notre modèle, utilisant un apprentissage bas niveau sensori-moteur et une sélection bayésienne de la commande musculaire qui maximise la probabilité a posteriori d'obtenir

une vitesse désirée, a réussi à imiter les deux trajectoires motrices et à les coordonner avec les signaux d'entraînement rythmique. Le contrôle effectué ici est continu et suffisamment fin. Un contrôle intermittent pourrait être possible mais n'a pas encore été testé.

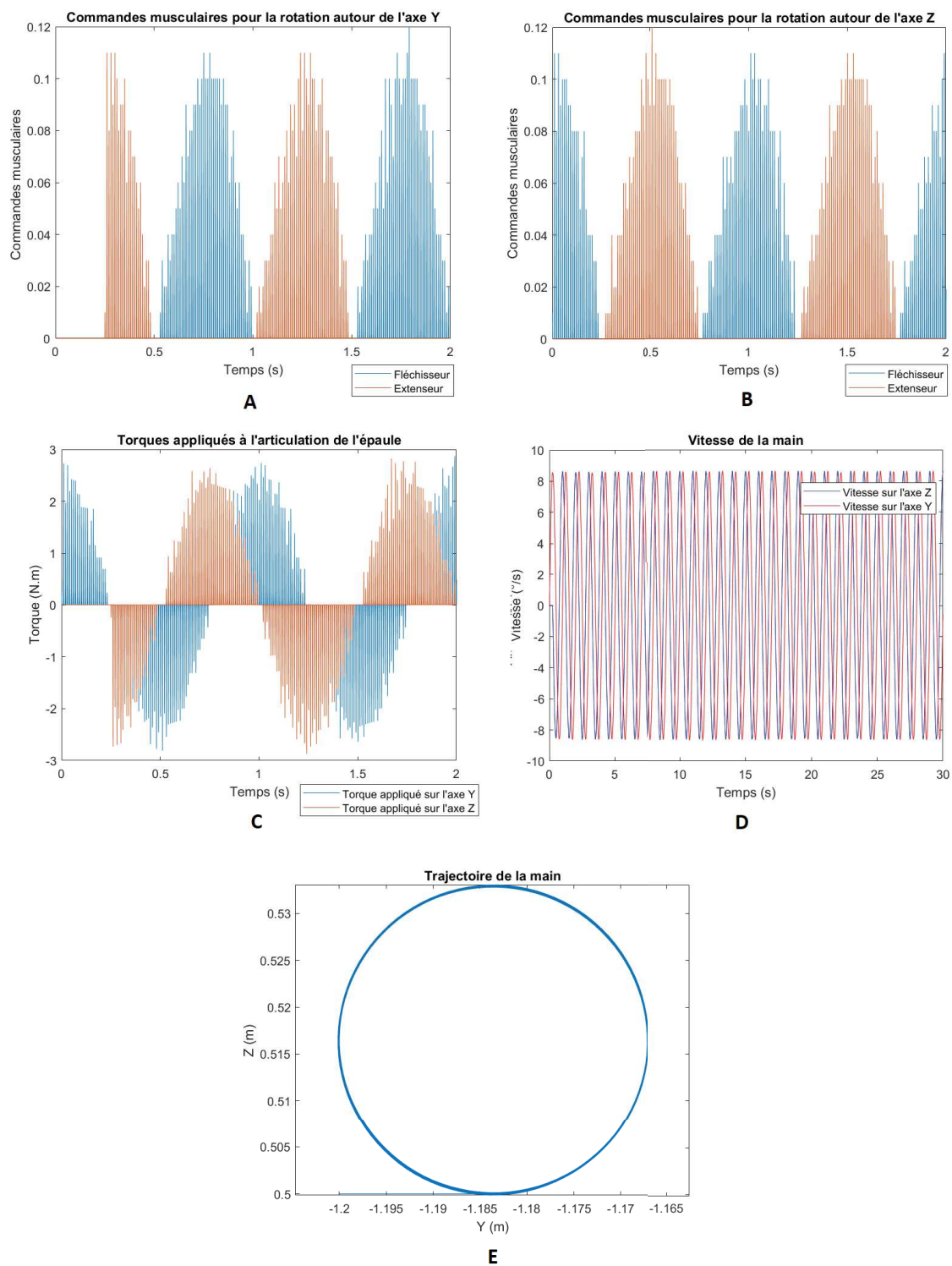


FIGURE 6.36 – Mouvement décrivant un cercle pendant 30s. (A) et (B) zoom sur les commandes musculaires (C) zoom sur les torques appliqués, (D) les vitesses de la main et (E) la trajectoire de la main

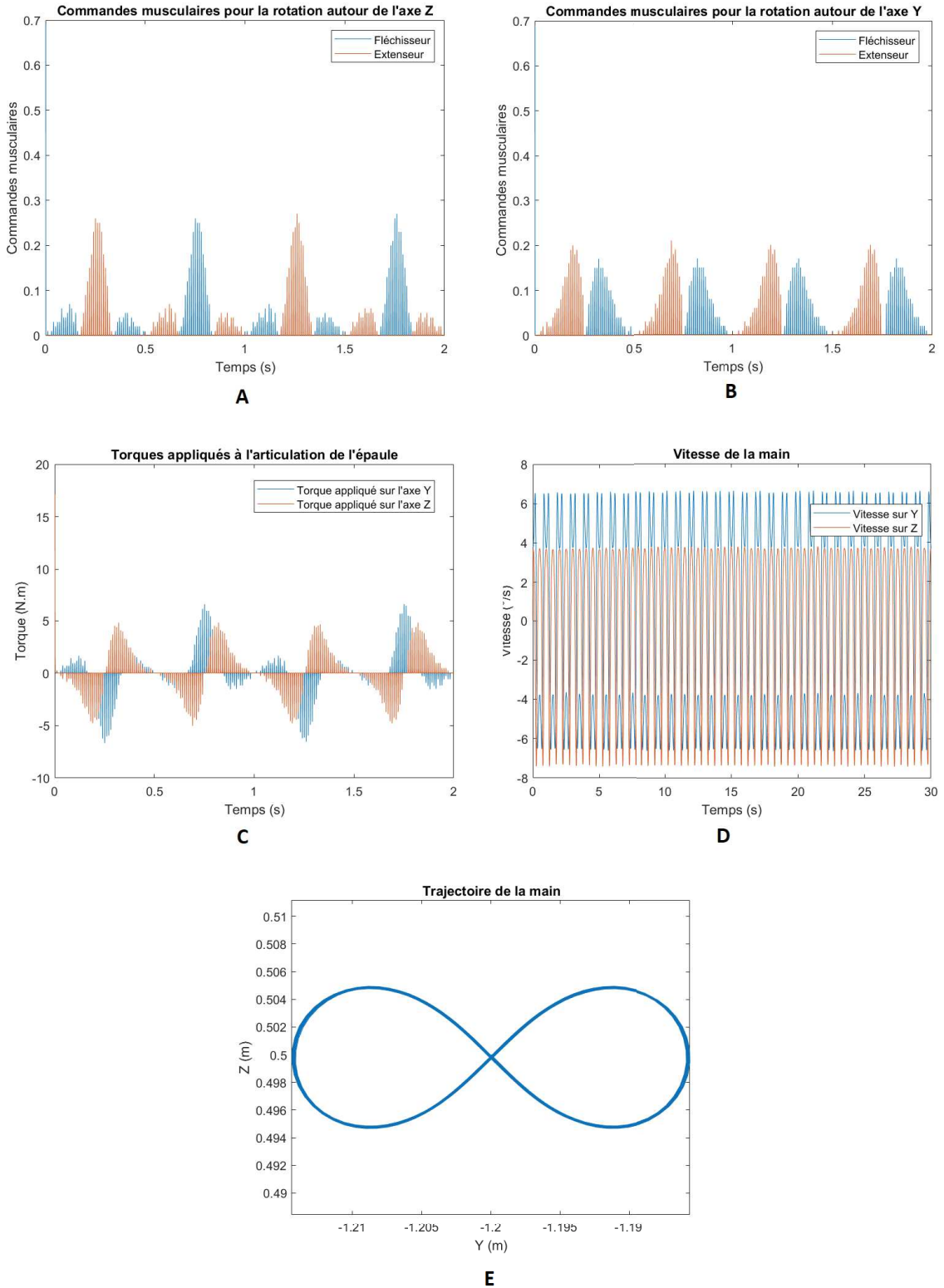


FIGURE 6.37 – Mouvement décrivant la lemniscate de Bernoulli pendant 30s. (A) et (B) zoom sur les commandes musculaires, (C) zoom sur les torques appliqués, (D) les vitesses de la main et (E) la trajectoire de la main

6.5 Simulation d'un bras à deux degrés de liberté et deux articulations : épaule et coude

Le modèle précédent nous a permis de réaliser des gestes en deux dimensions grâce aux deux degrés de liberté au niveau de l'épaule.

En revanche, notre système n'a pas eu besoin de gérer le problème de redondance car une vitesse désirée correspondait à une et une seule commande motrice envoyée soit sur le muscle fléchisseur soit sur le muscle extenseur. Or, dès lors que l'on ajoute l'articulation du coude ou encore que l'on autorise les cocontractions, plusieurs combinaisons de commandes peuvent aboutir à une même vitesse désirée.

Dans notre apprentissage, cette redondance se traduit par des équiprobabilités d'atteindre une vitesse désirée pour différentes combinaisons de commandes motrices envoyées aux muscles des articulations épaule/coude. Dès lors, la question suivante se pose : comment faut-il répartir ces différentes solutions ?

Si l'objectif de cette thèse n'est pas de travailler sur les coordinations intrapersonnelles entre différentes articulations, il nous paraît important d'aborder cette notion notamment au travers de cette problématique de redondance qui pose aussi la question de l'entraînement rythmique de plusieurs degrés de liberté.

Afin de pouvoir émettre des hypothèses sur les différentes réponses à cette question, nous avons effectué de nouvelles simulations avec un degré de liberté au niveau de l'épaule et un degré de liberté au niveau du coude (voir Figure 6.38), toujours sans muscles biarticulaires. Les simulations n'ont pas été, cette fois, exhaustives et ont eu uniquement pour objectif d'illustrer le problème de redondance et de permettre de proposer des solutions.

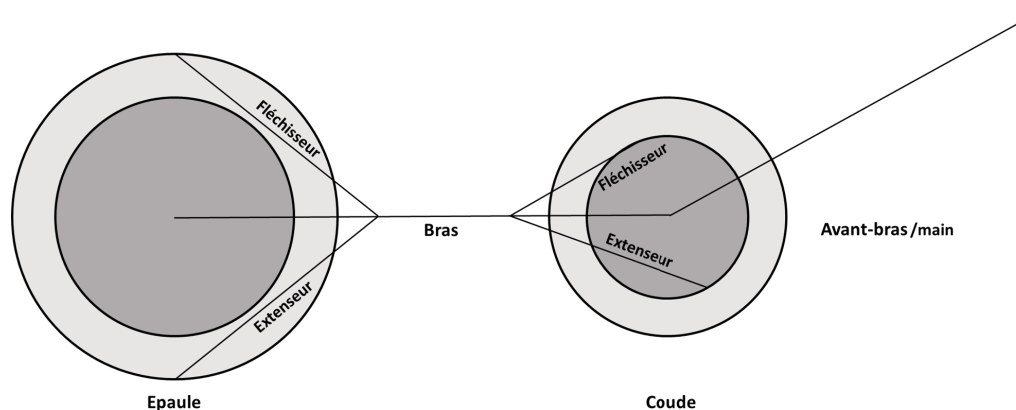


FIGURE 6.38 – Modèle du bras avec deux articulations libres : l'épaule et le coude et 2 paires de muscles agoniste/antagoniste

6.5.1 Exploration à deux degrés de liberté

Afin d'illustrer le problème de redondance par un exemple, nous avons relancé des simulations avec le même protocole que précédemment et dans le même monde simulé que pour l'épaule seule (voir section 6.3.2.2.1). Les simulations ont donc fonctionné à une fréquence de 1000Hz, chacune pendant 50 itérations soit 50ms dans un monde sans forces de frottement ni forces gravitationnelles.

En revanche, nous n'avons testé, pour l'exemple, qu'un seul état proprioceptif initial x_i pour le bras à savoir une position initiale de 0° soit $L^{FL} = L^{EX} = 13.4$ cm et des vitesses musculaires

nulles soit $V^{FL} = V^{EX} = 0$ cm/s.

Les cocontractions ont, quant à elles, été autorisées. Nous avons donc effectué des simulations avec différentes combinaisons de commandes motrices u_j sur le muscle fléchisseur et le muscle extenseur de l'épaule et du coude : $u_j = [u_{ep,j}^{FL}, u_{ep,j}^{EX}, u_{co,j}^{FL}, u_{co,j}^{EX}]$ avec $j \in U$, U étant l'ensemble des combinaisons de commandes possibles et M son cardinal ($M = \text{card}(U)$). $u_{ep/co,j}^{FL,EX}$ représentent respectivement les commandes du muscle fléchisseur et du muscle extenseur de l'épaule suivies de celles du coude. Les commandes motrices, comprises entre 0 et 1, ont été discrétisées avec un pas de 0.1.

Le total de combinaisons possibles s'est donc élevé à 14 641 entraînant autant de simulations. Chaque simulation a été unique, par conséquent en prenant comme a priori sur les commandes leur fréquence d'apparition, les probabilités a priori $P(u_j)$ des vecteurs de commandes motrices sont égales après cette phase d'exploration :

$$P(u_j) = \frac{1}{M}$$

6.5.2 La sélection bayésienne face à la redondance

Nous allons maintenant présenter un exemple afin d'illustrer le problème de redondance. Pour cet exemple, nous avons fixé notre vitesse désirée à 0.2rad/s soit 11.46°/s. Dès lors que nous avons calculé les probabilités a posteriori, nous avons pu constater, que sur l'ensemble des 14 641 combinaisons possibles, de nombreuses avaient des probabilités a posteriori égales, comme illustré ci-dessous Figure 6.39. Cependant, le nombre de solutions équiprobables est dépendant de la précision avec laquelle les probabilités sont représentées. Comme illustré Figure 6.40, plus la précision est grande, plus le nombre de combinaisons de commandes motrices équiprobables diminue.

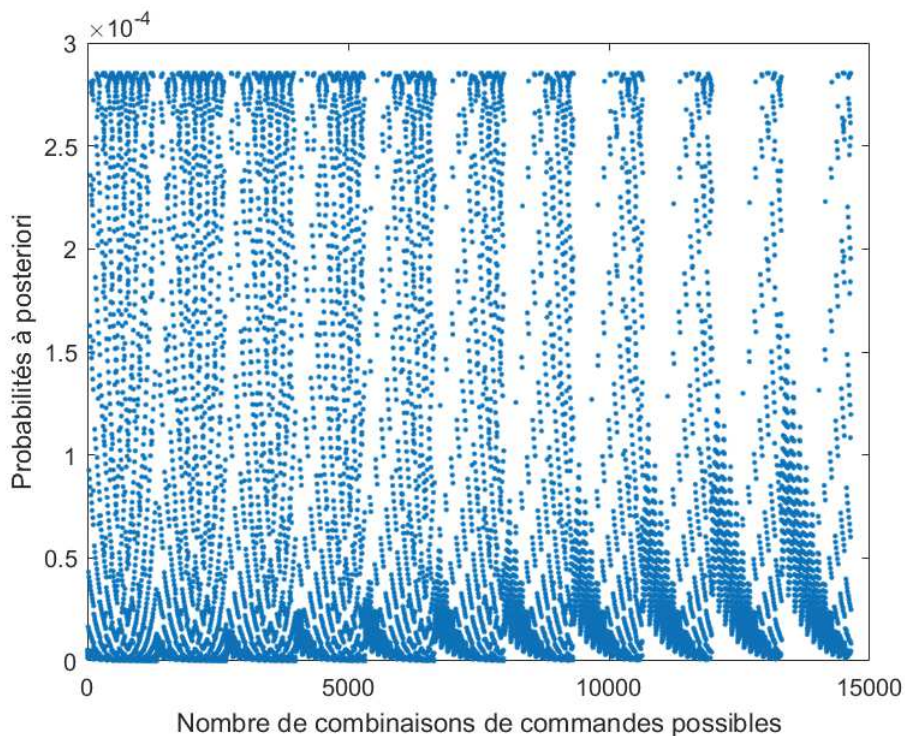


FIGURE 6.39 – Probabilité a posteriori pour une vitesse désirée de 0.2 rad/s.

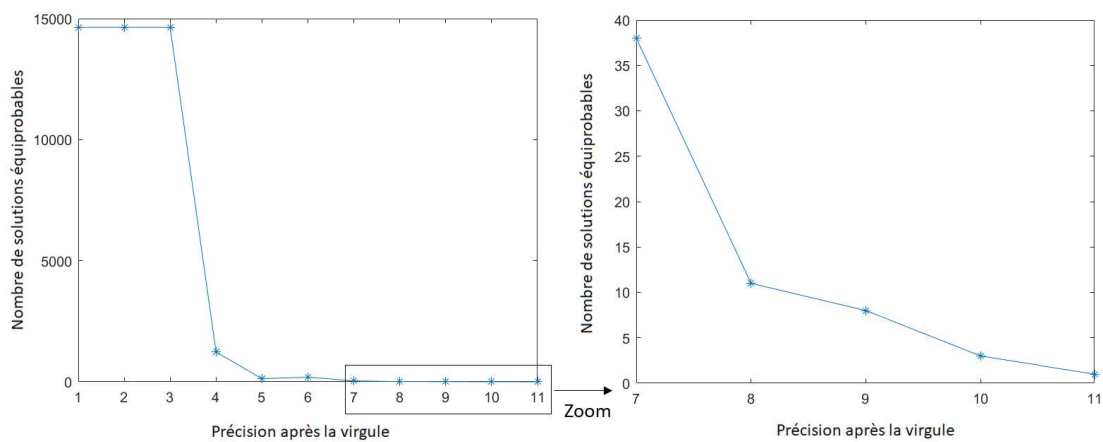


FIGURE 6.40 – Nombre de solutions équiprobables en fonction de la précision des nombres utilisés pour représenter les probabilités a posteriori.

Pour cet exemple, nous avons fixé la précision à 10^{-10} de façon à faire ressortir uniquement trois combinaisons de commandes équiprobables :

Solutions	u_{ep}^{FL}	u_{ep}^{EX}	u_{co}^{FL}	u_{co}^{EX}	vitesse atteinte
1	0.1	0.4	0.9	0.6	0.200026
2	0.5	0.7	0.4	0	0.199960
3	0.6	0.5	1	0.2	0.199999

TABLE 6.1 – Solutions possibles pour une vitesse désirée de 0.2 rad/s

Les trajectoires de la main issues de ces différentes solutions sont représentées Figure 6.41. Les différentes vitesses de la main issues de ces différentes solutions sont représentées Figure 6.42 A.

A la différence de l'apprentissage précédent où les forces s'appliquant sur le bras s'annulaient à partir de la 31 itération, ici, le mouvement du bras applique une force régulière sur l'avant-bras qui lui-même applique une force régulière sur le bras. Les forces ne s'annulant pas, les vitesses ne peuvent pas être stationnaires. Dans cet exemple, on constate donc qu'à partir d'un certain temps, dépendant des commandes qui ont été envoyées, la main se met à ralentir. Comme illustré Figure 6.42 B, qui n'est autre qu'un zoom sur les vitesses, on peut constater que la vitesse désirée ne descend pas en-dessous des 11°/s pendant environ 0.8s pour une vitesse désirée de 11.459156°/s. Ensuite, en fonction des différentes solutions, la vitesse décroît plus ou moins rapidement.

Le timing avec lequel les commandes motrices doivent être envoyées pour maintenir une vitesse désirée est donc fonction de la précision de la vitesse désirée que l'on souhaite atteindre et du temps pendant lequel on souhaite faire perdurer le mouvement à cette vitesse.

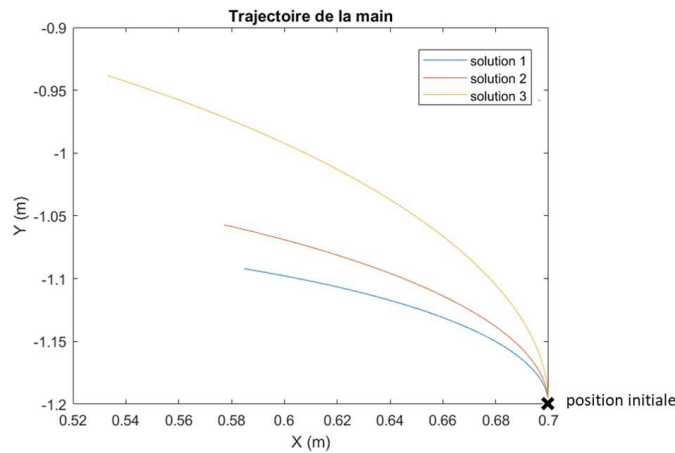


FIGURE 6.41 – Différentes trajectoires de la main pour les différentes solutions jusqu'à ce que le coude atteigne sa butée.

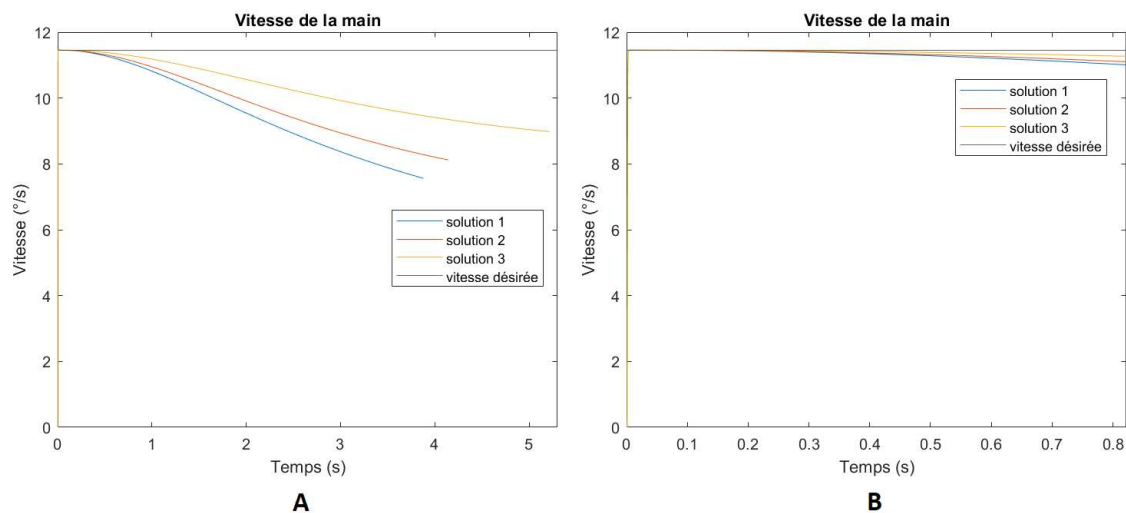


FIGURE 6.42 – (A) Différentes vitesses de la main pour les différentes solutions jusqu'à ce que le coude atteigne sa butée. (B) Zoom sur les différentes vitesses de la main.

Par ailleurs, le système doit être capable de choisir une solution unique parmi les trois solutions équiprobables qui sont proposées. Afin de pouvoir départager ces différentes solutions, nous avons modifié le calcul des probabilités *a priori* des commandes motrices. Dans l'apprentissage précédent, celui-ci correspondait à la fréquence d'apparition de la commande. Les probabilités *a priori* pouvaient donc au mieux ne pas impacter le choix de la commande motrice si celles-ci étaient relativement uniformes ou au pire, dévier le choix de la meilleure commande pour une commande moins efficace mais avec une plus grande fréquence d'apparition.

Pour cet apprentissage, nous avons décidé que les probabilités *a priori* associées cette fois-ci aux différentes combinaisons de commandes motrices seraient dépendantes non pas de leur fréquence d'apparition mais fonction d'un critère de minimisation d'énergie.

Les probabilités *a priori* suivent donc une loi normale centrée sur 0 (énergie dépensée idéale) prenant en compte la somme, notée S_c , des commandes motrices envoyées sur les quatre muscles : $u_j = (u_{ep}^{FL}, u_{ep}^{EX}, u_{co}^{FL}, u_{co}^{EX})$ respectivement le fléchisseur et l'extenseur de l'épaule suivi de celles du coude (voir Équations 6.19 et 6.20).

$$S_c = u_{ep}^{FL} + u_{ep}^{EX} + u_{co}^{FL} + u_{co}^{EX} \quad (6.19)$$

$$P(u_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{u_j^2}{2\sigma^2}} \text{ avec, } \sigma = 0.8 \quad (6.20)$$

La distribution des probabilités a priori associée à l'énergie des commandes utilisées est représentée Figure 6.44 B. Pour calculer les probabilités a posteriori, nous avons alors multiplié les probabilités associées au terme de vraisemblance (Figure 6.44 A) par les probabilités a priori. Le résultat de la multiplication a été normalisé (probabilité a posteriori) et illustré Figure 6.44 C.

On remarque alors que grâce aux probabilités a priori, une seule solution émerge des probabilités a posteriori désormais pour un seuil de précision de 10^{-10} . Le nombre de solutions équiprobables en fonction du seuil de précision est à nouveau présenté Figure 6.43. Cette fois-ci, on peut voir que dès qu'un seuil de précision de 10^{-6} est atteint, une solution unique émerge.

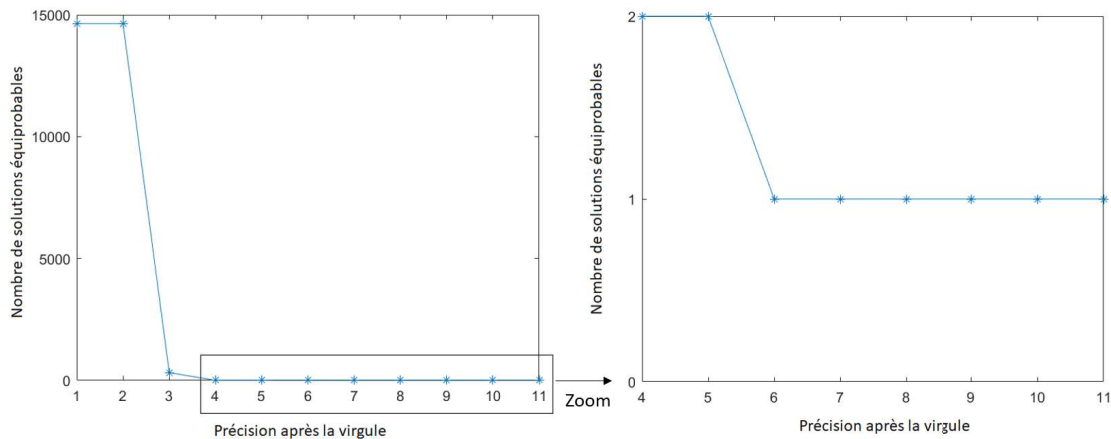


FIGURE 6.43 – Nombre de solutions équiprobables en fonction de la précision des nombres utilisés pour représenter les probabilités a posteriori une fois l'énergie prise en compte.

La solution apparue est une solution différente des trois solutions de départ lorsque l'a priori était uniforme. Les commandes associées à cette solution sont : $(u_{ep}^{FL}, u_{ep}^{EX}, u_{co}^{FL}, u_{co}^{EX}) = (0, 0.5, 0, 0)$.

En effet, la simple activation du muscle de l'épaule a permis à la main d'atteindre en 0.05s la vitesse de 0.203275 rad/s soit 11.646799 °/s pour, rappelons-le, une vitesse désirée de 11.459156°/s. La précision est donc moindre que les trois solutions précédentes mais l'énergie associée aux commandes motrices est considérablement plus faible. La trajectoire ainsi que la vitesse obtenues grâce à cette solution finale sont illustrées Figure 6.45.

Bien qu'il ne s'agisse ici que d'un exemple, on peut constater que l'énergie associée aux commandes motrices pourrait tout à fait faire partie des multiples critères que nous pourrions utiliser afin de départager des solutions équiprobables.

Dans le cadre de ce bras simulé avec épaule et coude, notre modèle arrive bien après la phase d'exploration à envoyer les bonnes commandes motrices pour une vitesse désirée. Par ailleurs, nous avons proposé une solution possible pour le problème de redondance évoqué plus haut.

Néanmoins, nous n'avons pas pu tester ce modèle de bras dans un cadre de coordinations interpersonnelles et d'adaptations rythmiques, la raison est que nous n'avons pas ici un contrôle

capable de coordonner intra-personnellement les différentes articulations. Certes, notre modèle peut trouver à chaque instant la bonne commande motrice pour une vitesse désirée donnée mais il ne sait pas gérer par exemple les angles limites ainsi que l'interdépendance inertielle entre les articulations.

Comme précisé plus haut, l'objectif de nos travaux n'était pas de travailler sur les coordinations motrices intra-personnelles, cet exemple montre donc la nécessité d'avoir un apprentissage des coordinations intrapersonnelles. La question qui se pose alors est le lien et l'inter-dépendance entre ce contrôle intrapersonnel et le contrôle interpersonnel.

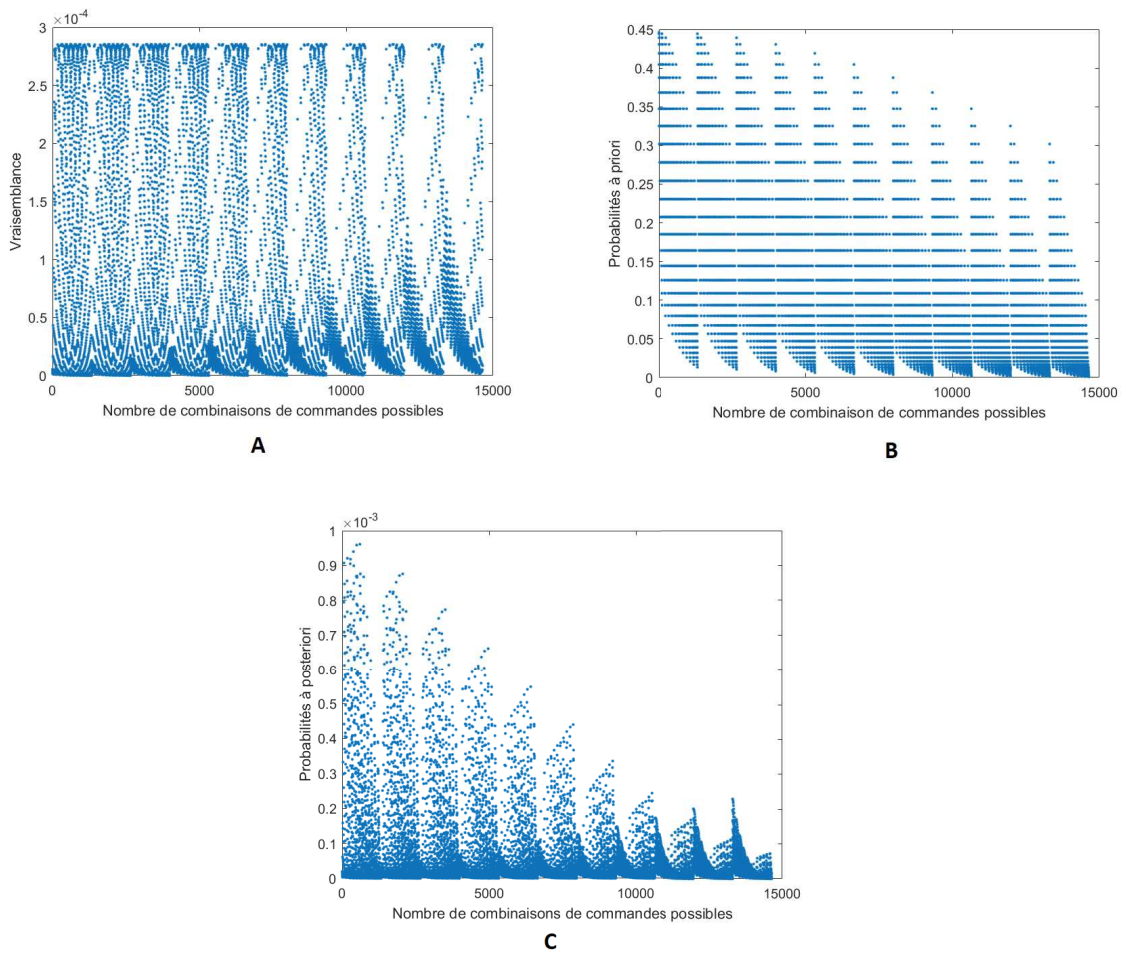


FIGURE 6.44 – (A) Probabilités a posteriori (B) Probabilités de dépenses énergétiques (C) Produit de A et B.

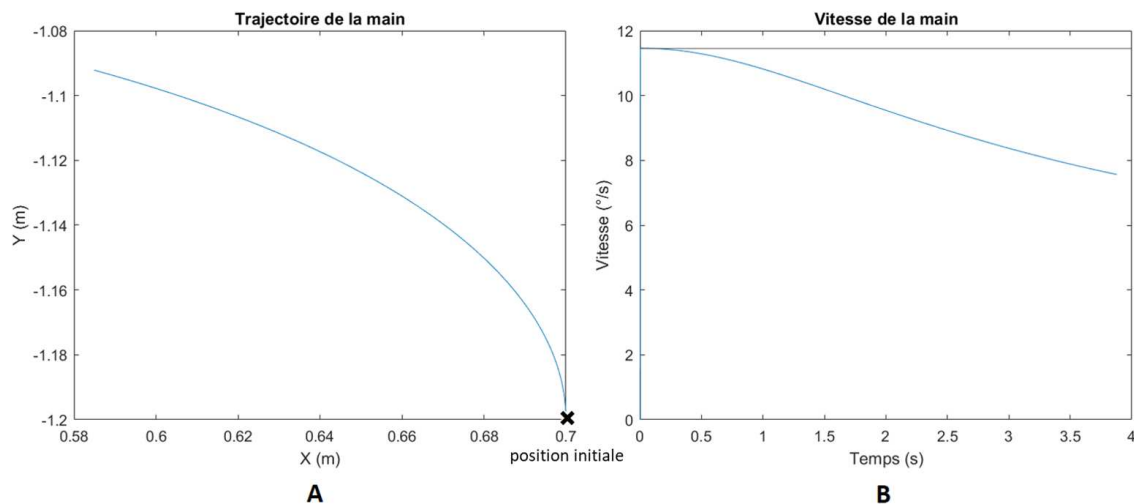


FIGURE 6.45 – (A) Trajectoire de la main (B) Vitesse de la main.

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit un nouveau modèle de coordination interpersonnelle utilisant les effets d'entraînement rythmique d'oscillateurs qui s'inspire de la théorie des systèmes dynamiques.

Toute la question était de pouvoir obtenir un comportement moteur en lien avec les comportements dynamiques des coordinations interpersonnelles (contrôle oscillatoire) en utilisant un contrôle en force des muscles et non pas seulement un contrôle en position ou vitesse des articulations comme c'est le plus souvent le cas dans la littérature.

Notre modèle de contrôle musculaire se base sur une phase d'apprentissage exploratoire qui permet de faire le lien entre les données proprioceptives et les vitesses obtenues et observées d'un bras simulé. En phase d'exploitation, une sélection bayésienne des commandes motrices permet d'obtenir la coordination rythmique du bras simulé avec les signaux d'entraînement rythmique. Dans nos premiers tests, le contrôle du bras était effectué en continu avec des vitesses désirées issues de la sortie de l'oscillateur envoyées continuellement (toutes les 10 ms). Nous nous sommes alors posé la question de la nécessité d'un contrôle continu dans le cas de la coordination interpersonnelle. Nous avons alors montré qu'un contrôle « intermittent » était suffisant pour se coordonner rythmiquement. Ce contrôle intermittent consistait à envoyer au système une vitesse désirée calculée en moyennant les demi-périodes (positives et négatives) de la sortie de l'oscillateur, à chaque changement de direction. Une fois la vitesse désirée atteinte, le système n'envoyait plus de commandes et le contrôle cessait jusqu'à ce qu'une nouvelle vitesse désirée soit envoyée.

Cependant, de par la présence d'inertie, nous avons constaté que les débuts et fins des demi-périodes issues du signal de l'oscillateur (changement de direction de mouvement) devaient être contrôlés finement avec des vitesses désirées envoyées en continu. Ainsi, l'accélération et le ralentissement du mouvement étaient progressifs. Dès que la vitesse moyenne désirée était atteinte, le contrôle pouvait s'arrêter avant de reprendre pour freiner le mouvement et contrer l'inertie.

Il est important de noter que lors de nos tests pour effectuer des gestes rythmiques, le modèle n'avait pas à gérer la redondance du système car celui-ci ne possédait qu'une seule articulation (l'épaule). C'est pourquoi nous avons, dans un exemple, illustré la difficulté d'ajouter l'articulation

du coude. En effet, celle-ci a permis d'apporter de la redondance au système, plusieurs combinaisons de commandes motrices pouvant mener à une même vitesse désirée. Nous avons proposé dans ce même exemple d'utiliser l'énergie que représente l'utilisation des commandes motrices comme un critère de sélection et donc comme fonction de coût afin de départager les différentes solutions, de la même façon que dans la théorie de la décision bayésienne (voir section 3.3.4.4).

Cette fonction de coût a effectivement permis de départager des solutions qui étaient au préalable équiprobables. En revanche, bien que ces solutions amènent à la même vitesse de la main pendant une certaine durée, elles entraînent des positionnements articulaires différents et donc des trajectoires de la main différentes.

L'ajout de l'articulation du coude soulève une question primordiale, celle de gestion de la coordination intrapersonnelle. En effet, dans notre système actuel, la coordination des différents segments que sont le bras, l'avant-bras et la main n'est pas gérée/contrôlée et ne fait pas non plus l'objet d'un apprentissage.

Plusieurs questions peuvent donc être posées telles que :

- Le contrôle responsable de la coordination interpersonnelle est-il indépendant du contrôle responsable de la coordination intrapersonnelle ?
- Faut-il que chaque articulation soit entraînée rythmiquement de manière indépendante ?

La question de la superposition ou non du contrôle de la coordination interpersonnelle sur la coordination intrapersonnelle est d'autant plus pertinente que les humains sont capables de se coordonner rythmiquement tout en réalisant des gestes différents. On pourrait donc imaginer un système responsable de la coordination interpersonnelle qui viendrait se juxtaposer à un système gérant la coordination intrapersonnelle.

Par ailleurs, il est important de noter que notre modèle s'est libéré volontairement de nombreuses contraintes telles que : la gravité et des forces frottement. Or, c'est grâce à l'absence de gravité que le contrôle a pu être intermittent. En effet, si nous avions dû lutter contre la gravité pour maintenir le bras dans une certaine position, le contrôle aurait dû être continu. Pour pallier cette difficulté, certains modèles utilisent le principe de séparation selon lequel les efforts statiques et dynamiques sont traités séparément par le SNC. Le contrôle est alors l'addition de deux composantes : une composante tonique, indépendante de la vitesse, qui est liée à la génération des couples antigravitationnels et une composante phasique, dépendante de la vitesse, qui est liée aux couples dynamiques. Néanmoins, dans un monde où la gravité s'applique, le couple gravitationnel est inséparable des efforts inertiels.

Dans notre modèle, l'inertie joue aussi un rôle important dans notre capacité à effectuer un contrôle intermittent. C'est grâce à cette inertie que le bras arrive à maintenir une vitesse sur un certain laps de temps. Si la gravité était présente, elle pourrait nous forcer à contrôler davantage pour contrer son effet ou bien nous aider à garder une certaine inertie et donc à réduire le nombre de commandes motrices en fonction de la direction du mouvement. La gravité (de même que les forces de frottement) pourrait donc faire partie intégrante de l'apprentissage. De cette façon, la planification et l'exécution des mouvements ne seraient pas décorrélées de la gravité et celle-ci impacterait directement les probabilités liées à l'énergie dépensée.

Au-delà des contraintes que nous venons de rapporter quant à l'apprentissage, il est important de rappeler que le modèle d'imitation de mouvements synchrones est uniquement dédié à la réalisation de mouvements rythmiques. Bien que dans le cas de notre apprentissage, un mouvement discret ne requiert pas d'être contrôlé avec un apprentissage différent d'un mouvement rythmique (le mouvement discret requiert simplement une vitesse désirée nulle en fin de trajectoire), dans le modèle global, les vitesses désirées sont obtenues grâce aux oscillateurs. Or, il est impossible de décomposer un mouvement discret en une somme pondérée de signaux oscillatoires. Une des

solutions que nous pourrions envisager et qui existe dans la littérature pour pallier ce problème, est d'ajouter en plus des primitives rythmiques représentées par les oscillateurs, une composante continue [285].

Ce modèle nous a donc permis de montrer que le rôle des oscillateurs pourrait être de représenter à la fois le minutage du mouvement et les vitesses désirées. Cependant, de nombreuses questions restent ouvertes et de nombreuses pistes sont encore à explorer. En effet, au-delà de l'ajout de contraintes telles que la gravité et les forces de frottement, l'ajout d'une architecture de plus haut niveau capable de permettre la gestion de la planification et de la production de mouvements discrets fait partie des étapes inévitables, tout comme l'ajout d'une architecture permettant de gérer la coordination intrapersonnelle.



7. Conclusion

Les travaux de cette thèse avaient pour objectif de contribuer à une meilleure compréhension des adaptations rythmiques non-intentionnelles grâce à une approche pluridisciplinaire associant études expérimentales et modélisation computationnelle.

La première partie de ce manuscrit, comprenant les trois premiers chapitres, a eu pour objectif principal de présenter un état de l'art regroupant des connaissances appartenant à des champs disciplinaires considérés comme distincts : celui des sciences du mouvement humain et celui de la modélisation du contrôle moteur bio-inspiré.

Dans le premier Chapitre, un état de l'art sur les coordinations interpersonnelles et extrapersonnelles a été présenté. Leur importance lors des interactions sociales, l'aspect non-intentionnel qu'elles peuvent revêtir ainsi que le rôle et l'importance des processus attentionnels pour la qualité de la coordination ont été soulignés. L'aspect bas niveau de l'entraînement rythmique non-intentionnel a lui aussi été mis en évidence.

Cependant, nous avons pu constater que la majorité des études ayant porté sur les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles avaient été réalisées dans le cadre de tâches en laboratoire peu écologiques et que les processus attentionnels associés n'avaient été, à notre connaissance, que très peu étudiés. De plus, nous avons vu que les coordinations non-intentionnelles n'avaient que rarement été prises en compte dans la construction des modèles computationnels de contrôle moteur.

C'est pourquoi nos travaux se sont articulés autour des trois problématiques suivantes :

- L'analyse des comportements moteur en coordinations interpersonnelles non-intentionnelles
- L'étude des processus attentionnels qui en découlent
- La construction d'un modèle de contrôle sensorimoteur capable de rendre compte des résultats obtenus et de simuler un comportement moteur en adéquation avec les dynamiques observables lors des coordinations non-intentionnelles

Dans le cadre de la première problématique, nous avons souhaité vérifier que le caractère bas-niveau des coordinations non-intentionnelles resterait valide dans le cadre d'une tâche motrice plus complexe et dans une situation plus écologique que ce qui avait été précédemment étudié. Parallèlement, nous avons souhaité caractériser l'impact d'un contexte favorisant l'émergence de coordinations interpersonnelles non-intentionnelles sur la qualité des coordinations interpersonnelles. Nous avons donc mené notre première étude expérimentale, objet du Chapitre 4.

Pour ce faire, nous avons utilisé le contexte de l'activité physique en réalisant une étude comparative entre sujets sains et patients atteints de schizophrénie. Ces derniers ont dû réaliser des mouvements de sport avec un robot NAO en présence de conditions favorisant l'émergence de coordinations non-intentionnelles (adaptation des dynamiques d'interaction du robot aux fréquences préférentielles des sujets).

L'intérêt du robot était ici triple. Tout d'abord, son comportement pouvait être contrôlé sans être influencé par ses partenaires d'interaction comme cela aurait été inévitablement le cas avec un humain. D'autre part, les patients ayant des difficultés attentionnelles, la nature d'agent social simplifié du robot permettait de réduire considérablement la multitude de signaux sociaux naturels (mouvements des yeux, lèvres etc.), qui sont autant de signaux à traiter lors d'une interaction en plus de la tâche principale. Pour finir, bien que nous aurions pu nous tourner vers des agents sociaux simplifiés tels que des avatars dont la portabilité peut s'avérer moins fastidieuse, la présence physique du robot a l'avantage d'augmenter le degré de confiance entre les partenaires tout en gardant la présence d'un agent (importante source de « véracité » pour les patients).

Deux conditions ont alors été comparées, la première dans laquelle le robot NAO effectuait les mouvements à la fréquence préférentielle des participants et la deuxième où les mouvements du robot s'adaptaient en temps réel au rythme des participants grâce au modèle d'entraînement rythmique (condition bidirectionnelle).

Nous avons alors montré que les patients SZ présentaient une plus faible coordination intrapersonnelle que les sujets contrôles et qu'ils avaient des difficultés à garder un rythme stable pour un tempo donné. En revanche, du point de vue de la coordination interpersonnelle, les patients se sont comportés comme les sujets contrôles dans des conditions favorisant la coordination interpersonnelle non-intentionnelle. Ce résultat nous a donc conforté sur la nature bas-niveau des mécanismes responsables de la coordination non-intentionnelle. En effet, malgré leur déficit attentionnel et leur déficit interactionnel, les patients n'ont pas présenté de difficulté à se coordonner non-intentionnellement.

De plus, notre étude a pu confirmer l'importance de la bidirectionnalité de la coordination interpersonnelle pour les sujets contrôles comme pour les patients, condition pour laquelle la coordination a été la meilleure. Ainsi, le modèle d'entraînement rythmique utilisé pour contrôler le robot et permettant la bidirectionnalité a pu être de nouveau validé dans une situation à la fois écologique et avec un mouvement plus complexe (squat).

Cependant, plusieurs limitations peuvent être soulignées. Tout d'abord, bien que nous ayons favorisé la coordination non-intentionnelle (en utilisant les fréquences préférentielles) nous ne pouvons pas assurer dans notre protocole la non-intentionnalité des sujets. En effet, il a été demandé aux participants en fin d'expérience s'ils avaient eu l'impression que Nao se synchronisait à eux (et si oui, lors de quel essai) mais pas s'ils avaient délibérément essayé de se synchroniser eux-mêmes avec le robot. De plus, les seules réponses des participants qui ont été enregistrées concernaient la condition bidirectionnelle. Autrement dit, nous n'avons pas pu étudier les retours des participants pour la condition à fréquence fixe. Or, il aurait été intéressant d'avoir le ressenti des sujets contrôles et des patients à des fins de comparaison entre groupes et entre conditions.

Par ailleurs, l'ajout d'une condition ou de plusieurs conditions, où le robot NAO aurait adopté des fréquences plus élevées (ou plus basses) que la fréquence préférentielle des participants aurait permis d'analyser plus en détails la stabilité de la coordination interpersonnelle des patients SZ. En effet, nous avons utilisé la fréquence préférentielle des participants car nous savions que celle-ci permettrait de favoriser nos chances de voir apparaître la coordination non-intentionnelle. En revanche, dans une précédente étude menée par *Richardson et al.*, (2005), il a été montré que l'entraînement rythmique pouvait permettre des accrochages de phase tant que la fréquence de

l'interaction restait comprise entre plus ou moins 10% de la fréquence préférentielle des sujets (sujets sains) [280].

Il serait donc intéressant de valider à nouveau ce résultat notamment pour les patients ainsi que de tester si une augmentation par paliers de la fréquence pourrait permettre de repousser cette valeur de 10%. Si cela était le cas ou si tout du moins les patients démontraient la même aptitude que les contrôles à accélérer leurs mouvements jusqu'à 10% (ou plus) de leur fréquence préférentielle, ce résultat pourrait être utilisé dans des protocoles thérapeutiques avec des patients SZ de façon à améliorer au mieux leur condition physique et leur capacité de synchronisation. En effet, au-delà des aspects théoriques qu'apporte cette étude sur les coordinations interpersonnelles non-intentionnelles, celle-ci peut aussi être vue comme une preuve de concept sur la manière dont les robots adaptatifs pourraient être utilisés dans des protocoles thérapeutiques avec des patients SZ. Ils pourraient par exemple être utilisés pour aider les patients SZ à réaliser une activité physique et à améliorer, sur le long terme, leur coordination interpersonnelle, voir leur coordination intrapersonnelle.

Il serait donc intéressant de prolonger ces études sur un moyen/long terme de façon à pouvoir juger de la motivation des patients à pratiquer une activité physique avec un robot. De plus, l'utilisation de certains feedback sociaux, verbaux ou encore expressifs, pourraient s'ajouter à la coordination du robot avec les patients. Cela permettrait de réaliser des études complémentaires en vue de mettre en place des outils robotiques adaptatifs complets au service de meilleurs protocoles cliniques. La schizophrénie n'est d'ailleurs pas la seule pathologie pouvant profiter des robots adaptatifs, leur utilisation est déjà à l'étude dans le cas d'interactions avec des enfants atteints de Troubles du Spectre Autistique (TSA) à des fins de réhabilitation, de traitement ou encore de diagnostic. L'utilisation de l'adaptation rythmique cette fois-ci au sens large a par ailleurs déjà fait ses preuves chez les patients parkinsoniens ayant un défaut d'automatisation du mouvement. En effet, il a été montré que la stimulation rythmique auditive permettait de compenser dans une certaine mesure la perte des mouvements automatiques et rythmiques chez ces patients [48, 47].

Dans notre deuxième étude, objet du Chapitre 5, nous nous sommes intéressés à la charge attentionnelle associée aux coordinations non-intentionnelles. En effet, aucune étude n'avait, à notre connaissance, soulevé la question du coût des coordinations non-intentionnelles sur les processus attentionnels. Pour ce faire, nous avons réalisé une expérience afin d'évaluer l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par un stimulus visuel dans le cadre d'une forte charge attentionnelle visuelle. Pour répondre à cet objectif, nous avons mis en place une expérience où l'attention des participants a été mise à l'épreuve via un jeu multi-tâches (trois tâches) alors que les conditions nécessaires à l'apparition de la coordination non-intentionnelle étaient favorisées. Les participants devaient résoudre conjointement plusieurs tâches mettant à l'épreuve leurs capacités attentionnelles : une tâche de suivi, une tâche de temps de réaction à des alarmes de différentes modalités et une tâche de coordination non-intentionnelle à la fréquence préférentielle des participants (synchronisation de la variation d'intensité lumineuse du fond de l'interface de jeu).

Nous avons alors pu montrer que la coordination non-intentionnelle avait un effet bénéfique sur les ressources attentionnelles (plus faible temps de réaction), tout du moins dans le cas d'un stimulus visuel à la fréquence préférentielle des participants. Nous avons aussi pu confirmer que la vision focale n'était pas nécessaire pour se synchroniser non-intentionnellement avec un stimulus, la vision périphérique étant suffisante. A nouveau, ces résultats sont en faveur d'une nature bas niveau des coordinations non-intentionnelles qui ne requiert pas particulièrement de ressources attentionnelles.

En revanche, nous n'avons comparé la synchronisation de la variation d'intensité lumineuse du fond de l'interface que lors de deux conditions. Or, il serait pertinent de comparer nos résultats dans des conditions où le fond prendrait des fréquences plus éloignées de la fréquence préférentielle

des participants afin d'évaluer l'impact éventuel de la différence de fréquence sur les processus attentionnels. De plus, notre étude s'est concentrée sur la synchronisation non-intentionnelle induite par un stimulus visuel. Or, tester l'impact de la coordination non-intentionnelle induite par exemple par la modalité auditive permettrait de comparer les résultats. On peut imaginer que la combinaison des deux modalités pourrait réduire davantage la charge cognitive.

Par ailleurs, notre mesure de la charge attentionnelle n'a reposé que sur l'étude des temps de réaction des participants. Pour aller encore plus loin, des mesures effectuées par des techniques d'EEG déjà existantes et plus précises, seraient d'une grande aide et mériteraient d'être introduites dans de prochains protocoles visant à étudier processus attentionnels et synchronisation non-intentionnelle. Nous pourrions alors avoir une mesure de la charge attentionnelle à chaque instant et voir son éventuelle évolution. Nous avons à cet effet démarré une collaboration avec Manuel Varlet affilié à la *Western Sydney University*, spécialiste des processus perceptivo-moteur sous-jacents les coordinations interpersonnelles et utilisant des techniques EEG. Nous avons alors démarré l'élaboration d'une nouvelle étude psycho-expérimentale qu'on souhaiterait mener à très court terme.

Cette étude représente donc un premier pas quant à l'étude des processus attentionnels lors des coordinations non-intentionnelles. Nous avons utilisé un cadre et une tâche peu écologique de façon à pouvoir gérer et mesurer le plus facilement possible les paramètres relatifs à la synchronisation à travers notre interface. Il serait intéressant dans le futur de pouvoir étudier ces processus attentionnels lors des coordinations non-intentionnelles dans un contexte social bien plus écologique. Ce dernier point soulève des questions déjà à l'étude dans le cadre des coordinations non-intentionnelles lors de tâches sociales à savoir : Comment s'assurer que le non-intentionnel est bien présent ? Comment mesurer la coordination en prenant en compte les différentes échelles de temps à laquelle celle-ci apparaît ? On pourra citer à titre d'exemple l'étude réalisée par *Schmidt et al., (2019)*, dont le but était de mieux cerner les processus dynamiques responsables de la coordination spontanée lors d'interaction sociale dites « naturelles » [303]. Les auteurs ont mesuré le degré de synchronie de dyades se racontant mutuellement une série de « knock-knock jokes » grâce à des analyses de la phase relative (indicateur « local » du degré de coordination) et à l'aide de mesures fractales et multi-fractales (indicateurs « globaux » du degré de coordination) du mouvement des participants. Les auteurs ont alors pu mettre en évidence l'existence de signature fractale et multi-fractale rendant compte de la façon dont la variabilité de la coordination interpersonnelle est structurée à différentes échelles de temps. Ils en ont alors déduit que la fluidité observée lors des échanges verbaux était maintenue par des processus de synchronisation locaux (représentés par la cohérence spectrale et la phase relative) et globaux (signature fractale et multi-fractale). L'étude et la caractérisation de ces dynamiques de synchronisation multi-échelles sont essentielles pour être en mesure d'extraire la ou les fréquences porteuses de l'interaction. En effet, ces fréquences pourraient être utilisées pour concevoir des IHM (ou IHR) capables de s'adapter à différents contextes sociaux. Il en est de même pour les processus attentionnels associés qui pourraient être étudiés conjointement et pris en compte dans la conception des IHM futurs de façon à réduire, si possible, la charge attentionnelle des utilisateurs.

Nos deux premières études nous ont confortés sur l'aspect bas-niveau des coordinations non-intentionnelles et sur la pertinence de modéliser la dynamique des agents par des oscillateurs comme proposé dans la théorie des systèmes dynamiques. En effet, cette dernière défend l'idée qu'un contrôle cognitif, centralisé et exhaustif de la motricité n'est pas nécessaire dans la mesure où les caractéristiques principales du comportement moteur notamment dans le cas des coordinations intra et interpersonnelles peuvent être vues comme la résultante de processus d'auto-organisation. La complexité de la motricité émergerait donc spontanément de l'interaction des éléments consti-

tuant le système, c'est-à-dire sans planification au préalable. Il s'agirait donc d'un processus de bas niveau. La synchronie, intentionnelle ou non, est alors perçue comme la résultante d'effets d'entraînement rythmique mutuels entre deux systèmes (ou agents) liés par un contact perceptif. Dans le cas des coordinations interpersonnelles, le système est alors souvent modélisé comme un ensemble d'oscillateurs fonctionnant simultanément et s'influençant réciproquement.

En revanche, si la théorie des systèmes dynamiques est une approche qui permet de modéliser les dynamiques observées lors des coordinations intra et interpersonnelles, cette dernière s'en tient à un niveau macroscopique et comportemental en privilégiant l'étude de la dynamique de variables collectives à l'étude des dynamiques des composants du système (muscles, neurones etc.).

Les modèles computationnels qui s'inspirent de cette théorie pour modéliser les coordinations interpersonnelles qu'elles soient intentionnelles ou non, à l'aide d'oscillateurs, sont eux aussi des modèles comportementaux qui s'abstraient de la dynamique du système musculo-squelettique pour contrôler directement les articulations, soit en position, soit en vitesse. C'est par exemple le cas du modèle d'entraînement rythmique développé par *Hasnain et al.*, (2012) dans le cadre de travaux précédents au laboratoire ETIS [120]. Celui-ci avait permis de montrer que l'utilisation d'un simple oscillateur neuronal capable d'être entraîné pouvait permettre d'observer l'effet de l'entraînement rythmique non-intentionnel et permettre la synchronisation de mouvements oscillatoires entre un robot et un humain. La sortie de l'oscillateur était alors directement envoyée comme commande en position sur l'articulation du robot ne donnant de ce fait aucune piste biologiquement plausible sur la nature du lien entre oscillateur et commandes motrices. Rappelons qu'il a été montré par *Churchland et al.*, (2012) qu'une forte composante oscillatoire était présente en sortie du cortex moteur pour des mouvements de préhension chez le primate [54]. En revanche, le rôle de ces oscillations dans l'exécution motrice n'a encore jamais été clairement défini.

Notre but a alors été de composer avec l'ajout d'un modèle musculaire au modèle d'entraînement rythmique initialement développé par *Hasnain et al.*, 2012 de façon à établir le lien entre la dynamique interne du système à savoir la sortie de l'oscillateur et les commandes motrices musculaires [120].

Nous avons alors émis deux hypothèses concernant le lien entre la sortie de l'oscillateur (ainsi synchronisé au signal sensoriel d'entraînement) et les commandes musculaires :

- La sortie de l'oscillateur représenterait les commandes motrices du système musculo-squelettique
- Il existerait un système intermédiaire qui traduirait la sortie de l'oscillateur en commande motrice avant de l'envoyer au système musculo-squelettique

Nous avons alors testé notre première hypothèse en utilisant la sortie de l'oscillateur directement comme commande motrice. Or, de par les non-linéarités régissant la dynamique du système musculaire et la présence inévitable de l'inertie, aucune coordination interpersonnelle n'a pu être réalisée de cette façon car le contrôle et la gestion de la phase des séquences de commandes motrices deviennent vite très ardues. Nous avons donc conclu que la dynamique interne du système à savoir, l'oscillateur, ne pouvait pas à lui seul représenter directement les commandes motrices. Bien entendu, on aurait pu penser à des solutions telle que l'utilisation d'une batterie d'oscillateurs (pour gérer différentes phases), néanmoins, le système de contrôle deviendrait vite très complexe et en contradiction avec le caractère spontané, rapide et de bas niveau des coordinations interpersonnelles non-intentionnelles.

Nous avons alors testé notre deuxième hypothèse. La sortie de l'oscillateur ne pouvant pas représenter les commandes motrices, il nous a fallu nous interroger à nouveau sur ce que celle-ci

pouvait représenter. Intuitivement, on peut imaginer que l'oscillateur entraîné rythmiquement soit un minuteur (« Timer ») représentatif de la cadence ou du rythme du mouvement à réaliser. Cependant, si ce dernier est uniquement un minuteur du mouvement, cela implique que les données cinématiques (position, vitesse) sont gérées parallèlement par un système autre qui viendrait asservir le contrôle des muscles à la cadence donnée par l'oscillateur. Si cette hypothèse peut paraître plausible, elle n'est pas simplificatrice, elle impose une double gestion du contrôle rythmique et ne tire pas profit du fait que l'oscillateur entraîné s'adapte non seulement à la fréquence et phase du signal sensoriel d'entraînement mais également à son amplitude.

Par ailleurs, comme expliqué plus tôt, les résultats obtenus concernant la synchronisation non-intentionnelle dans la littérature ainsi que dans nos deux précédentes expériences, indiquaient que la vision focale n'était pas nécessaire pour permettre une adaptation rythmique. Dans le cas de la vision périphérique, il était difficilement envisageable d'utiliser l'information de position. En revanche, la dynamique du mouvement qui est, elle, une information essentielle pour pouvoir se synchroniser sur un signal d'entrée est une information acquérable par la vision périphérique. Par conséquent, l'hypothèse que nous avons défendue et dont nous avons fait une preuve de concept est celle selon laquelle la sortie de l'oscillateur représenterait à la fois le minutage et la vitesse désirée du mouvement.

Il nous a donc fallu établir un lien entre commandes motrices et vitesses du bras de façon à pouvoir, avec notre contrôle en force, atteindre les vitesses désirées issues de l'oscillateur. Pour ce faire, nous nous sommes tournés vers des méthodes de contrôle moteur bio-inspirées détaillées dans le Chapitre 3. Chacune des méthodes présentées (apprentissage par renforcement, contrôle optimal etc.) auraient pu être appliquées à la résolution de notre problème. Cependant, nous avons décidé de nous tourner uniquement vers des méthodes ayant recours à de l'apprentissage avec exploration, de façon à se rapprocher d'une solution biologiquement plausible. Nous avons alors décidé de poser l'hypothèse d'un apprentissage bayésien, qui, d'un point de vue comportemental a, à de maintes reprises, pu expliquer les stratégies utilisées par le cerveau pour intégrer des informations et prendre des décisions.

Notre modèle d'apprentissage bayésien nous a donc permis d'établir le lien entre commandes motrices et vitesses observées du bras.

Nous avons alors montré que notre apprentissage relié au modèle d'entraînement rythmique pouvait être utilisé pour réaliser des gestes rythmiques à une ou deux dimensions, en utilisant l'articulation de l'épaule. De plus, notre système est capable de se synchroniser en phase ou anti-phase sur le signal d'entraînement. En revanche, le choix du pattern de coordination (phase ou anti-phase) est ici dicté par le choix au préalable du sens du mouvement pour lequel le flot optique d'entrée est positif ou négatif. Notre système est donc, à ce stade, incapable, de lui-même, de rendre de compte de phénomènes d'hystérèses ou encore de fluctuations critiques comme décrit dans la théorie des systèmes dynamiques.

Dans nos premiers tests, le contrôle du bras était effectué en continu avec des vitesses désirées issues de la sortie de l'oscillateur envoyées continuellement (toutes les 10 ms). Nous nous sommes alors posé la question de la nécessité d'un contrôle continu dans le cas de la coordination interpersonnelle et plus particulièrement pour des gestes avec un seul degré de liberté.

Nous avons alors montré qu'un contrôle « intermittent » était suffisant pour se coordonner rythmiquement. Ce contrôle intermittent consistait à envoyer au système une vitesse désirée calculée en moyennant les demis périodes (positives et négatives) de la sortie de l'oscillateur, à chaque changement de direction. Une fois la vitesse désirée atteinte, le système n'envoyait plus de commandes et le contrôle cessait jusqu'à ce qu'une nouvelle vitesse désirée soit envoyée.

Cependant, de par la présence d'inertie, nous avons constaté que les débuts et fins des demies

périodes issues du signal de l'oscillateur (qui correspondent aux changements de direction de mouvement) devaient être contrôlés finement avec des vitesses désirées envoyées en continue. Ainsi, l'accélération et le ralentissement du mouvement étaient progressifs. Dès que la vitesse moyenne désirée était atteinte, le contrôle pouvait s'arrêter avant de reprendre pour freiner le mouvement et contrer l'inertie.

Ce contrôle intermittent est en revanche à l'origine d'un retard d'une période au démarrage du mouvement car il faut attendre le calcul des deux premières vitesses désirées moyennes (positive et négative) avant de pouvoir démarrer le mouvement.

Pour pallier ces difficultés, une solution serait de contrôler l'initiation (première période) et la fin du mouvement de façon continue et précise. Autrement dit, pendant la première période du mouvement, les vitesses seraient envoyées en continu comme dans notre premier exemple (voir section 6.3.2.2.2) de façon à ce qu'aucun retard ne soit remarqué puis, une fois un cycle passé, le contrôle intermittent pourrait alors prendre le relais.

Ces différentes solutions rejoignent et soulèvent différentes interrogations déjà débattues dans la littérature à savoir quelles sont les différences qui existent entre le contrôle de mouvements rythmiques et celui de mouvements discrets aussi bien au niveau de la planification que de la réalisation. On pourra citer notamment les travaux de *Van Mourik & Beek, (2004)* qui ont étudié les phases de démarrage et d'arrêt des mouvements rythmiques apportant des résultats favorables quant à l'hypothèse selon laquelle les mouvements rythmiques seraient initiés par une succession de contrôles discrets suivis d'un contrôle rythmique avant d'être terminés par des contrôles discrets [238].

Notre modèle actuel n'est dédié qu'à la production de mouvements rythmiques. Or, notre apprentissage n'est pas en contradiction avec la production de mouvements discrets exigeant une vitesse nulle en fin de trajectoire. En revanche, le fait que nos vitesses désirées soient obtenues grâce aux oscillateurs est, avec l'architecture actuelle, incompatible avec la production de mouvements discrets. En effet, il est impossible de décomposer un mouvement discret en une somme pondérée de signaux oscillatoires. Une des solutions que nous avons précédemment citée et qui existe dans la littérature, est d'ajouter en plus des primitives rythmiques représentées par les oscillateurs, une composante continue [285]. Cependant, rappelons que dans l'étude menée par *Churchland et al., (2012)*, une composante oscillatoire avait été observé en sortie du cortex moteur du singe pour gestes discrets et que cette composante était présente au milieu des mouvements tandis que le démarrage et l'arrêt étaient régis par des ordres discrets. La question du rôle de ces oscillations dans la production de gestes discrets est donc une question essentielle et inévitable qu'il faudra adresser pour étendre le modèle au gestes discrets.

Par ailleurs, notre modèle est actuellement incapable de mémoriser une trajectoire afin de la reproduire. Dès lors que l'interaction se termine et le signal d'entraînement disparaît, l'oscillateur ou les oscillateurs dans le cas de gestes à deux dimensions, retournent à leur fréquence de base. Dans le cas des modèles d'entraînement rythmique, une solution a par exemple été proposée dans le cadre de la thèse d'*Eva Ansermin*. Celle-ci consiste à ajouter un banc secondaire et un apprentissage d'oscillateurs permettant de ramener les différentes fréquences composant le signal à reproduire aux fréquences propres les plus proches disponibles dans la base de primitives motrices. Ce mécanisme supplémentaire permet alors au robot de rejouer des trajectoires avec ses fréquences propres. Il a notamment été utilisé lors de tâche de passage d'objet.

Il est aussi important de noter qu'afin de réduire la complexité de notre apprentissage, nous avons appris séparément les commandes permettant d'atteindre des vitesses sur l'axe horizontal et les commandes permettant d'atteindre des vitesses sur l'axe vertical. Pour réaliser nos gestes

en deux dimensions, nous avons alors utilisé ces deux apprentissages distincts pour contrôler la vitesse du bras sur les deux dimensions séparément.

Or, il serait intéressant de compléter notre apprentissage en réalisant des cocontractions pour apprendre la vitesse résultante (norme et direction) et non plus séparément la vitesse verticale et la vitesse horizontale. On aurait alors, pour une cocontraction, la norme de la vitesse et la direction du vecteur vitesse soit la direction du mouvement. Cette idée a par exemple déjà été exploitée dans le modèle d'imitation immédiate développé par *Braud et al.*, (2014). Les directions de mouvements étaient alors extraites par des neurones directionnels puis associées à des actions motrices lors d'une phase de babillage avant d'être utilisées pour effectuer de l'imitation immédiate de gestes à deux degrés de liberté [41].

Nous avons aussi illustré par un exemple, la difficulté d'ajouter l'articulation du coude, amenant de la redondance dans le système (plusieurs combinaisons de commandes motrices pouvant mener à une même vitesse désirée). Nous avons alors proposé dans ce même exemple d'utiliser l'énergie que représente l'utilisation des commandes motrices comme un critère de sélection et donc comme fonction de coût afin de départager les différentes solutions, de la même façon que dans la théorie de la décision bayésienne. En revanche, bien que ces solutions amènent à la même vitesse de la main pendant une certaine durée, elles entraînent des positionnements articulaires différents et donc des trajectoires de la main différentes. L'ajout de l'articulation du coude amène donc une question primordiale, celle de la gestion de la coordination intrapersonnelle. En effet, dans notre système actuel, la coordination des 6 degrés de liberté du bras n'est pas gérée/contrôlée et ne fait pas l'objet d'un apprentissage. Plusieurs questions peuvent donc être soulevées telles que :

- Le contrôle responsable de la coordination interpersonnelle est-il indépendant du contrôle responsable de la coordination intrapersonnelle ?
- Faut-il que chaque degré de liberté soit entraîné rythmiquement de manière indépendante ?

La question de la superposition ou non du contrôle de la coordination interpersonnelle sur la coordination intrapersonnelle est d'autant plus pertinente que les humains sont capables de se coordonner rythmiquement tout en réalisant des gestes différents. On pourrait donc imaginer un système responsable la coordination interpersonnelle qui viendrait se juxtaposer à un système gérant la coordination intrapersonnelle.

Certains auteurs se sont déjà attaqués à la problématique de la coordination intrapersonnelle à l'aide d'oscillateurs. On peut citer à titre d'exemple, les travaux de *Williamson*, (1998,2003), qui a étudié la coordination intrapersonnelle d'un bras robotique articulé [373, 374]. Dans son modèle, chaque articulation est contrôlée indépendamment par un oscillateur neuronal de *Matsuoka* [220]. L'entrée des différents oscillateurs n'est autre que la position de l'articulation concernée et la sortie des oscillateurs correspond quant à elle à la position désirée (ou encore le torque désiré) de l'articulation. Les oscillateurs neuronaux de *Matsuoka* sont capables de se synchroniser sur une large plage de fréquence. Aussi, la coordination du bras est atteinte par le couplage des oscillateurs grâce à la dynamique du bras. Autrement dit, le mouvement induit par chacun des oscillateurs au niveau de leur articulation respective influence le mouvement des autres articulations. Les oscillateurs exploitent donc un couplage mécanique pour se coordonner entre eux à la manière des pendules de Huygens. Dans ce cas précis, la coordination intrapersonnelle peut être vue comme le résultat de processus d'auto-organisation comme défendu dans la théorie des systèmes dynamiques. Maintenant, si l'on imagine qu'un signal extérieur vient entraîner rythmiquement un système comme celui-ci, la question du choix des oscillateurs à entraîner devient importante. Est-ce qu'entraîner un seul oscillateur est suffisant ? Faut-il que tous soient entraînés ? Dans le cas où chaque degré de liberté est entraîné séparément, comment gérer les problèmes de phasage éventuels entre les différentes articulations ? Ces différentes questions restent encore à être abordées et approfondies.

Par ailleurs, si la théorie des systèmes dynamiques postule que le comportement d'un système

complexe émerge d'un réseau de contraintes, liées soit à la tâche, soit à l'organisme, soit à l'environnement [246], il est important de noter que notre modèle s'est libéré volontairement de nombreuses contraintes. En effet, nous n'avons introduit dans nos simulations, ni la gravité, ni les forces de frottement, ni même le bruit qui sont d'autant de contraintes qui peuvent impacter l'exécution des mouvements.

La gestion de la gravité dans le contrôle moteur humain fait encore office de nombreux débats et la grande majorité des modèles computationnels considèrent que celle-ci est gérée par un système parallèle comme le suggère le principe de superposition. Or, ce principe est aujourd'hui remis en question par des études suggérant que le cerveau utiliserait une représentation à la fois multimodale (visuelle, vestibulaire, somatosensorielle, etc.) mais aussi flexible de l'effet de la gravité sur le corps et sur les mouvements [372]. Le système nerveux développerait des stratégies non pas uniquement pour s'opposer aux effets de la gravité mais pour en tirer profit lors de l'exécution de nombreux mouvements. Par conséquent, il sera important d'étudier dans des travaux futurs ces différentes approches quant à la gestion de la gravité. Celle-ci pourrait par exemple faire partie intégrante de l'apprentissage initial (de la même façon que les forces de frottements). De cette façon, la planification et l'exécution des mouvements ne seraient pas décorrélées de la gravité et celle-ci impacterait directement les probabilités liées à l'énergie dépensée.

De plus, il serait aussi intéressant d'introduire des mécanismes réflexes qui font partie intégrante des processus bas-niveau ayant un impact sur le contrôle moteur. Ces derniers pourraient être un atout précieux pour la gestion des conditions limites telles que les angles et les vitesses limites à ne pas dépasser pour protéger les articulations. Nous avons d'ailleurs essayé d'intégrer un modèle de modulation des réflexes spinaux développé par *Stienen et al.*, (2007) à notre modèle d'activation musculaire, malheureusement sans succès, les deux modèles évoluant à une granularité de modélisation différente [336]. Pour intégrer ces mécanismes réflexes de très bas-niveau, il est très certainement nécessaire d'utiliser un modèle musculaire plus complexe et plus précis que celui que nous avons utilisé.

Ce modèle nous a donc permis de tester nos deux hypothèses concernant le rôle des oscillateurs dans la réalisation d'un mouvement rythmique contrôlé en force. Nous avons montré que ces derniers pourraient représenter à la fois le minutage du mouvement mais aussi les vitesses désirées. Cependant, de nombreuses questions restent ouvertes et de nombreuses pistes sont encore à explorer. En effet, au-delà de l'ajout de contraintes telles que la gravité et les forces de frottements, des mécanismes réflexes, l'ajout d'une architecture de plus haut niveau capable de permettre la gestion de la planification et de la production de mouvements discrets fait partie des étapes inévitables tout comme l'ajout d'une architecture permettant l'apprentissage et la mémorisation de gestes (apprentissage de séquences motrices).

Si nos travaux nous ont permis de répondre dans une certaine mesure à nos problématiques de départ, ils auront soulevé de nombreuses questions qu'il n'aura pas été possible d'aborder dans le temps imparti. Le but de ces travaux était aussi d'établir un lien entre les recherches appartenant au champ disciplinaire des sciences du mouvement humain et celui du contrôle moteur bio-inspiré. En effet, l'interdisciplinarité a un rôle important à jouer face à la richesse et à la complexité des questions que soulève la compréhension du contrôle moteur chez l'humain. Elle permet de réunir et de confronter les différents points de vue et les différents éléments de problématisation de façon à offrir de nouvelles possibilités d'interprétation. Nous espérons donc que cette thèse aura permis de mettre en valeur tout l'intérêt d'une approche pluridisciplinaire en répondant à un certain nombre de questions tout en soulevant de nouvelles ouvrant la voie à de nouvelles pistes de recherches.

Annexes

A. Calcul des longueurs musculaires et des bras de levier

Les différentes longueurs des 6 muscles dont dispose le bras sont indiquées sur la Figure A.1, où le bras y est représenté dans sa position initiale. Les constantes R_1 , R_2 , R_3 , att_{ep} et att_{co} ont pour valeurs respectives : 5.1 cm, 3.4 cm, 1.7 cm, 12.4 cm et 15 cm.

A.0.1 Muscles mono-articulaires

La longueur des muscles mono-articulaires est défini par le théorème d'Al-Kashi, qui, pour un triangle quelconque, établit la relation entre la longueur d'un côté à celles des deux autres et au cosinus de l'angle formé par ces deux côtés :

$$a^2 = b^2 + c^2 - 2 * b * c * \cos(\alpha)$$

Avec, a, b et c les longueur du triangle et α l'angle opposé au segment a.

1. Longueur des muscles mono-articulaires de l'épaule l_1 et l_2 (Figure A.2)

$$\begin{cases} l_1 = \sqrt{R_1^2 + att_{ep}^2 - 2 * R_1 * att_{ep} * \cos(\frac{\pi}{2} - \theta_1)} \\ l_2 = \sqrt{R_1^2 + att_{ep}^2 - 2 * R_1 * att_{ep} * \cos(\frac{\pi}{2} + \theta_1)} \end{cases}$$

2. Bras de levier des muscles mono-articulaires de l'épaule γ_{ep}^{FL} et γ_{ep}^{EX} (Figure A.2)

$$\begin{cases} \gamma_{ep}^{FL} = \frac{\sqrt{2 * p * (p - l_1) * (p - att_{ep}) * (p - R_1)}}{l_1}, p = \frac{(l_1 + att_{ep} + R_1)}{2} \\ \gamma_{ep}^{EX} = \frac{\sqrt{2 * p * (p - l_2) * (p - att_{ep}) * (p - R_1)}}{l_2}, p = \frac{(l_2 + att_{ep} + R_1)}{2} \end{cases}$$

3. Longueur des muscles mono-articulaires du coude l_3 et l_4 (Figure A.3)

$$\begin{cases} l_3 = \sqrt{R_3^2 + att_{co}^2 - 2 * R_3 * att_{co} * \cos(\frac{\pi}{2} - \theta_2)} \\ l_4 = \sqrt{R_3^2 + att_{co}^2 - 2 * R_3 * att_{co} * \cos(\frac{\pi}{2} + \theta_2)} \end{cases}$$

4. Bras de levier des muscles mono-articulaires du coude γ_{co}^{FL} et γ_{co}^{EX} (Figure A.3)

$$\begin{cases} \gamma_{co}^{FL} = \frac{\sqrt{2 * p * (p - l_3) * (p - att_{co}) * (p - R_3)}}{l_3}, p = \frac{(l_3 + att_{co} + R_3)}{2} \\ \gamma_{co}^{EX} = \frac{\sqrt{2 * p * (p - l_4) * (p - att_{co}) * (p - R_3)}}{l_4}, p = \frac{(l_4 + att_{co} + R_3)}{2} \end{cases}$$

Avec $att_{ep/co}$ la distance entre le centre de l'épaule/coude et l'attache du muscle sur le bras.

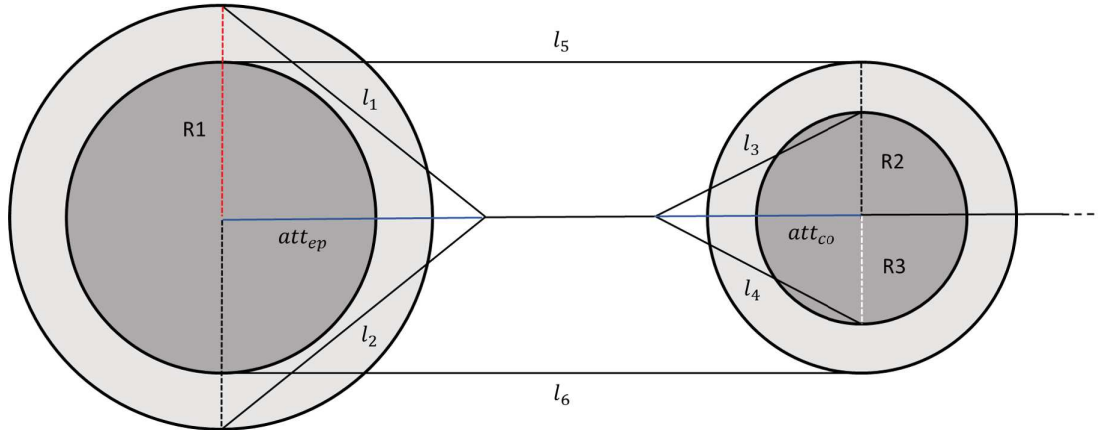


FIGURE A.1 – Schéma du bras simulé avec l_i pour $i \in 1, \dots, 6$, les longueurs des différents muscles et R_1, R_2, R_3 les différents rayons d'attache des muscles.

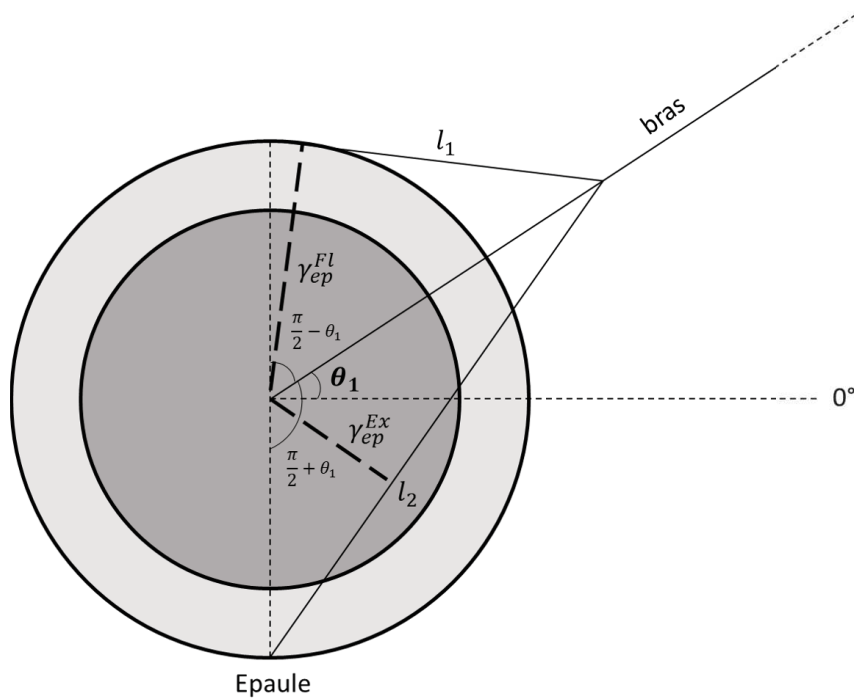


FIGURE A.2 – Vue détaillée des muscles mono-articulaires de l'épaule

A.0.2 Muscles bi-articulaires

Dans le cas des muscles bi-articulaires, il faut distinguer trois cas différents :

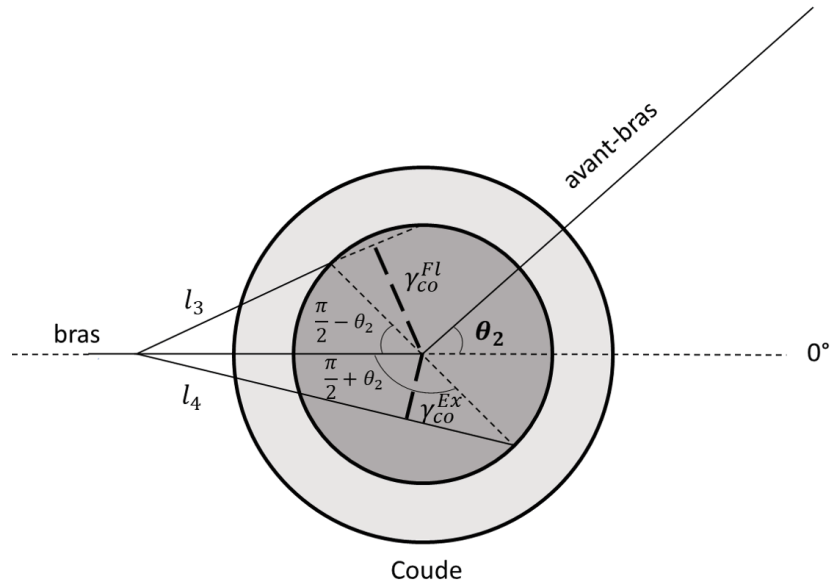


FIGURE A.3 – Vue détaillée des muscles mono-articulaires du coude

1. Cas n°1 où $\theta_1 < \theta_2$ (Figure A.4)
2. Cas n°2 où $\theta_1 = \theta_2$ (Figure A.5)
3. Cas n°3 où $\theta_1 > \theta_2$ (Figure A.6)

Les longueurs à déterminer pour calculer la longueur de l_5 sont les suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} opp_1 = R_2 \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_1\right) \\ opp_2 = R_2 \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_2\right) \\ adj_1 = R_2 \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta_1\right) \\ adj_2 = R_2 \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta_2\right) \\ L' = L - adj_1 - adj_2 \end{array} \right.$$

Dans le **cas n°1**, les Longueurs de l_5 , h_5 et de h_6 se calculent comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} l_5 = \sqrt{L'^2 + (opp_1 - opp_2)^2} \\ h_5 = R_2 * \sin(\pi - \theta_1' - \theta_1'') \\ h_6 = R_2 * \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_1' - \theta_3\right) = R_2 * \sin(\theta_1' - \theta_2) \end{array} \right.$$

Avec : $\left\{ \begin{array}{l} \theta_1' = \arctan\left(\frac{L'}{R_2}\right) \\ \theta_1'' = \theta_1 \end{array} \right.$

Dans le **cas n°2**, les longueurs de l_5 , h_5 et de h_6 se calculent comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} l_5 = L' = L - adj_1 - adj_2 \\ h_5 = h_6 = R_2 * \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_{1ou2}\right) \end{array} \right.$$

Dans le **cas n°3**, les longueurs de l_5 et de h_5 se calculent comme suit :

$$\begin{cases} l_5 = \sqrt{L^2 + (opp2 - opp1)^2} \\ h_5 = R_2 \sin(\theta_{l'} - \theta_1) \\ h_6 = R_2 \sin(\pi - \theta_{l'} - \theta_{l''}) \end{cases}$$

Avec : $\theta_{l''} = \theta_2$

Pour le muscle bi-articulaire extenseur, les longueurs et bras de levier se calculent comme suit (Figure A.7) :

$$\begin{aligned} diag_1^2 &= L^2 + R_2^2 - 2 * L * R_2 * \cos(\theta_4) \\ diag_1 &= \sqrt{L^2 + R_2^2 - 2 * L * R_2 * \cos(\theta_4)} \\ diag_2 &= \sqrt{L^2 + R_2^2 - 2 * L * R_2 * \cos(\theta_3)} \\ \theta_5 &= \text{acos}\left(\frac{-diag_1^2 + l_6 + R_2^2}{2 * l_6 * R_2}\right) \\ \theta_6 &= \text{acos}\left(\frac{-diag_2^2 + l_6 + R_2^2}{2 * l_6 * R_2}\right) \\ h_7 &= R_2 \sin(\theta_5) \\ h_8 &= R_2 \sin(\theta_6) \\ l_5 + l_6 &= \text{const} \end{aligned}$$

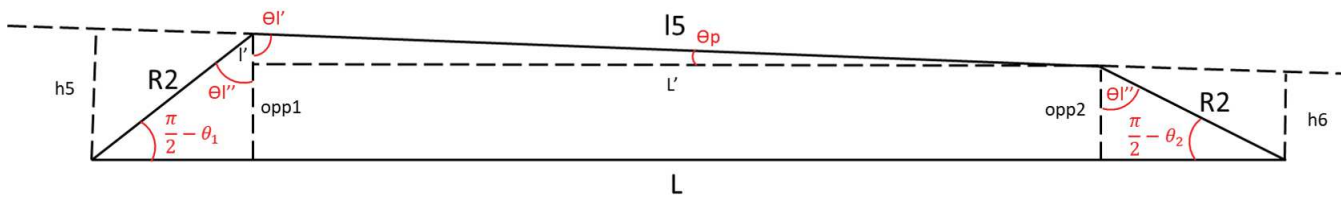


FIGURE A.4 – Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°1 : $\theta_1 < \theta_2$



FIGURE A.5 – Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°2 : $\theta_1 = \theta_2$

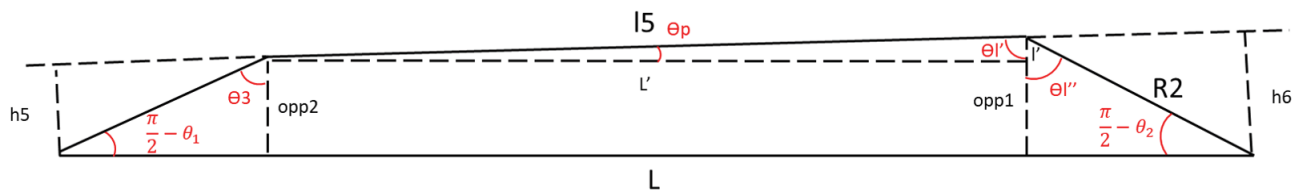


FIGURE A.6 – Muscle fléchisseur bi-articulaire - cas n°3 : $\theta_1 > \theta_2$

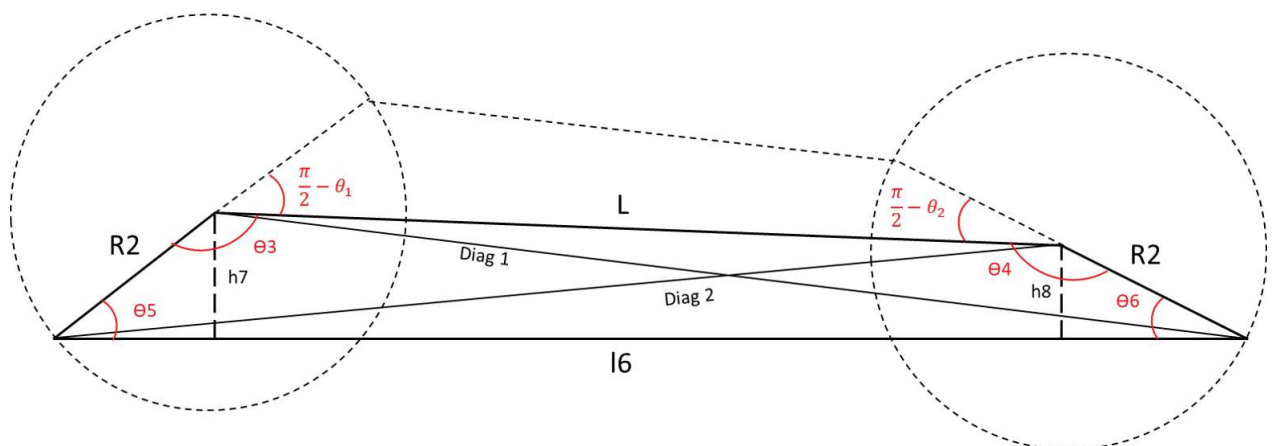


FIGURE A.7 – Muscle extenseur bi-articulaire

B. Paramètres du modèle de contrôle en force

L'ensemble de paramètres des fonctions F_a , F_p , F_L et F_V ont été repris de *Guigon et al., 2007* [109].

Force F_V	
a_1	0.17
b_1	-0.69
a_2	$-5.34 * L^2 + 8.41 * L - 4.7$
b_2	0.18
Force F_L	
β	2.3
ω	1.26
ρ	1.62
Force F_p	
c_2	-0.02
k_2	-18.7
L_{r2}	0.79
Force F_a	
v	0.05
u	$0 \leq u \leq 1$

TABLE B.1 – Récapitulatif des constantes pour le calcul de F_V , F_L , F_p et F_a

Pour le calcul final de la force F , la valeur du facteur de mise à l'échelle de la tension Γ est de $31.38N/cm^2$. La valeur de PCSA (section transversale du muscle) pour le muscle fléchisseur est de $22 cm^2$. Nous avons repris cette valeur du modèle de *Li, (2006)* du bras humain [207]. Dans ce modèle, la valeur de PCSA représente à la fois le muscle deltoïde, le muscle pectoralis majeur ainsi que le muscle coracobrachialis (voir Chapitre 3 section 3.1 Figure 3.2).

De façon à simplifier l'apprentissage, les muscles extenseurs possèdent la même valeur de PCSA que leur muscle fléchisseur agoniste.



Bibliographie

- [1] Abend, W., Bizzi, E., Morasso, P. : Human arm trajectory formation. *Brain : a journal of neurology* **105**(Pt 2), 331–348 (1982). DOI 10.1093/brain/105.2.331
- [2] Abernethy, B. : Dual-task methodology and motor skills research : Some applications and methodological constraints. *Journal of Human Movement Studies* **14**(3), 101 – 132 (1988)
- [3] Abernethy, B., Maxwell, J.P., Masters, R.S.W., Kamp, J.V.D. : Attentional processes in skill learning and expert performance, chap. 11. John Wiley & Sons (2007). DOI 10.1002/9781118270011.ch11
- [4] Adams, W.J., Graf, E.W., Ernst, M.O. : Experience can change the 'light-from-above' prior. *Nature Neuroscience* **7**(10), 1057–1058 (2004). DOI 10.1038/nn1312
- [5] Agüero, C., Koenig, N., Chen, I., Boyer, H., Peters, S., Hsu, J., Gerkey, B., Paepcke, S., Rivero, J., Manzo, J., Krotkov, E., Pratt, G. : Inside the virtual robotics challenge : Simulating real-time robotic disaster response. *Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on* **12**(2), 494–506 (2015). DOI 10.1109/TASE.2014.2368997
- [6] Alahbabi, M., Almazroei, F., Almarzoqi, M., Almeheri, A., Alkabi, M., Nuaimi, A.A., Cappuccio, M., Alnajjar, F. : Avatar based interaction therapy : A potential therapeutic approach for children with autism. In : 2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), pp. 480–484 (2017). DOI 10.1109/ICMA.2017.8015864
- [7] Amazeen, P., Schmidt, R., Turvey, M. : Frequency detuning of the phase entrainment dynamics of visually coupled rhythmic movements. *Biological cybernetics* **72**(6), 511 – 518 (1995). DOI 10.1007/bf00199893
- [8] Anand, A.S., Zhao, G., Roth, H., Seyfarth, A. : A deep reinforcement learning based approach towards generating human walking behavior with a neuromuscular model. In : 2019 IEEE-RAS 19th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), pp. 537–543 (2019). DOI 10.1109/Humanoids43949.2019.9035034
- [9] Andrieu, C., DOUCET, A., SINGH, S., TADIC, V. : Particle methods for change detection, system identification, and control. *Proceedings of the IEEE* **92**(3), 423–438 (2004). DOI 10.1109/JPROC.2003.823142
- [10] Ansermin, E., Mostafaoui, G., Beausse, N., Gaussier, P. : Learning to synchronously imitate gestures using entrainment effect. In : From Animals to Animats in International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB) (2016). DOI 10.1007/978-3-319-43488-9_20

- [11] Ansermin, E., Mostafaoui, G., Sargentini, X., Gaussier, P. : Unintentional entrainment effect in a context of human robot interaction : An experimental study. In : 2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive (2017). DOI 10.1109/ROMAN.2017.8172442
- [12] Anzalone, S., Tanet, A., Pallanca, O., Cohen, D., Chetouani, M. : A humanoid robot controlled by neurofeedback to reinforce attention in autism spectrum disorder. In : Proceedings of the 3rd Italian Workshop on Artificial Intelligence and Robotics (2016). URL <https://hal.sorbonne-universite.fr/hal-02422951>
- [13] Argyle, M., Salter, V., Nicholson, H., Williams, M., Burgess, P. : The communication of inferior and superior attitudes by verbal and non-verbal signals. *British Journal of Social and Clinical Psychology* **9**(3), 222 – 231 (1970). DOI 10.1111/j.2044-8260.1970.tb00668.x
- [14] Armstrong, A., Issartel, J., Varlet, M., Marin, L. : The supplementation of spatial information improves coordination. *Neuroscience Letters* **548**, 212 – 216 (2013). DOI 10.1016/j.neulet.2013.05.013
- [15] Atkeson, C.G., Moore, A.W., Schaal, S. : Locally weighted learning. *Artificial Intelligence Review* **11**(1), 11–73 (1997). DOI 10.1023/A:1006559212014
- [16] Aubin, L., Mostafaoui, G., Amiel, C., Serré, H., Capdevielle, D., de Menibus, M.H., Boiché, J., Schmidt, R., Raffard, S., Marin, L. : Study of coordination between patients with schizophrenia and socially assistive robot during physical activity. *Int J of Soc Robotics* (2021). DOI 10.1007/s12369-021-00750-4
- [17] Ayers, J., Carpenter, G., Currie, S., Kinch, J. : Which behavior does the lamprey central motor program mediate ? *Science* **221**(4617), 1312–1314 (1983). DOI 10.1126/science.6137060
- [18] Bahrick, L.E., Watson, J.S. : Detection of intermodal proprioceptive - visual contingency as a potential basis of self-perception in infancy. *Developmental Psychology* **21**(6), 963 – 973 (1985). DOI 10.1037/0012-1649.21.6.963
- [19] Bailenson, J.N., Yee, N. : Digital chameleons : automatic assimilation of nonverbal gestures in immersive virtual environments. *Psychological science* **16**(10), 814 – 819 (2005). DOI 10.1111/j.1467-9280.2005.01619.x
- [20] Baldissera, F., Cavallari, P., Marini, G., Tassone, G. : Differential control of in-phase and anti-phase coupling of rhythmic movements of ipsilateral hand and foot. *Experimental Brain Research* **83**(2), 375–380 (1991). DOI 10.1007/BF00231161
- [21] Baldissera, F., Cavallari, P., Marini, G., Tassone, G. : Differential control of in-phase and anti-phase coupling of rhythmic movements of ipsilateral hand and foot. *Experimental Brain Research* **83**, 375–380 (2004)
- [22] Barakova, E.I., Bajracharya, P., Willemsen, M., Lourens, T., Huskens, B. : Long-term lego therapy with humanoid robot for children with asd. *Expert Systems* (2014). DOI 10.1111/exsy.12098
- [23] Bardy, B., Marin, L., Stoffregen, T., Bootsma, R. : Postural coordination modes considered as emergent phenomena. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* **25**(5), 1284 – 1301 (1999). DOI 10.1037/0096-1523.25.5.1284
- [24] Bardy, B.G., Oullier, O., Bootsma, R.J., Stoffregen, T.A. : Dynamics of human postural transitions. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* **28**(3), 499–514 (2002). DOI 10.1037/0096-1523.28.3.499
- [25] Barto, R.S.A.G. : Reinforcement Learning. An Introduction. MIT Press (1998)
- [26] Bastian, A.J. : Learning to predict the future : the cerebellum adapts feedforward movement control. *Current opinion in neurobiology* **16**(6), 645 – 649 (2006). DOI 10.1016/j.conb.2006.08.016

- [27] Büchler, D., Calandra, R., Schölkopf, B., Peters, J. : Control of musculoskeletal systems using learned dynamics models. *IEEE Robotics and Automation Letters* **3**(4), 3161–3168 (2018). DOI 10.1109/LRA.2018.2849601
- [28] Beek, P., Peper, C., Daffertshofer, A. : Modeling rhythmic interlimb coordination : Beyond the haken–kelso–bunz model. *Brain and Cognition* **48**(1), 149–165 (2002). DOI 10.1006/brcg.2001.1310
- [29] Bellingham, M.C. : Driving respiration : the respiratory central pattern generator. *Clinical and experimental pharmacology & physiology* **25**(10), 847 – 856 (1998). DOI 10.1111/j.1440-1681.1998.tb02166.x
- [30] Bellman, R.E. : *Dynamic Programming* (1957)
- [31] Bernieri, F.J. : Coordinated movement and rapport in teacher-student interactions. *Journal of Nonverbal Behavior* **12**(2), 120 – 138 (1988). DOI 10.1007/BF00986930
- [32] Bernieri, F.J., Davis, J.M., Rosenthal, R., Knee, C.R. : Interactional synchrony and rapport : Measuring synchrony in displays devoid of sound and facial affect. *Personality and Social Psychology Bulletin* **20**(3), 303 – 311 (1994). DOI 10.1177/0146167294203008
- [33] Bernieri, F.J., Reznick, J.S., Rosenthal, R. : Synchrony, pseudosynchrony, and dissynchrony : Measuring the entrainment process in mother-infant interactions. *Journal of Personality and Social Psychology* **54**(2), 243–253 (1988). DOI 10.1037/0022-3514.54.2.243
- [34] Bernieri, F.J., Rosenthal, R. : Interpersonal coordination : behavior matching and interactional synchrony. In : R.S.F.B.R. (Eds.) (ed.) *Studies in emotion & social interaction, Fundamentals of nonverbal behavior*, pp. 401 – 432. Cambridge University Press (1991)
- [35] Berniker, M., Kording, K. : Bayesian approaches to sensory integration for motor control. *Wiley interdisciplinary reviews. Cognitive science* **2**(4), 419 – 428 (2011). DOI 10.1002/wcs.125
- [36] Bernstein, N. : *The Coordination and Regulation of Movements*. Oxford, New York, Pergamon Press (1967)
- [37] Berret, B., Darlot, C., Jean, F., Pozzo, T., Papaxanthis, C., Gauthier, J.P. : The inactivation principle : Mathematical solutions minimizing the absolute work and biological implications for the planning of arm movements. *PLoS Computational Biology* **4**(10), e1000194 (2008). DOI 10.1371/journal.pcbi.1000194
- [38] Bertsekas, D.P. : *Dynamic Programming and Optimal Control, Vol. II, 3rd edn*. Athena Scientific (2007)
- [39] Bioulac, B., Burbaud, P., Cazalets, J.R., Gross, C., Michelet, T. : Fonctions motrices. *EMC - Kinésithérapie* **1**(4), 183–233 (2005). DOI <https://doi.org/10.1016/j.emckns.2005.10.001>
- [40] Brass, M., Bekkering, H., Prinz, W. : Movement observation affects movement execution in a simple response task. *Acta psychologica* **106**(1-2), 3 – 22 (2001). DOI 10.1016/S0001-6918(00)00024-X
- [41] Braud, R., Mostafaoui, G., Karaouzene, A., Gaussier, P. : Simulating the Emergence of Early Physical and Social Interactions : A Developmental Route through Low Level Visuomotor Learning. In : *13th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior "From Animals to Animats 13"*, pp. 154 – 165. Springer (2014). DOI 10.1007/978-3-319-08864-8_15
- [42] Brown, I.E., Scott, S.H., Loeb, G.E. : Mechanics of feline soleus : Ii. design and validation of a mathematical model. *Journal of Muscle Research & Cell Motility* **17**, 221 – 233 (1996)
- [43] Brown, T.G. : The intrinsic factors in the act of progression in the mammal. In : *Proceedings of the Royal Society London, vol. 84*, pp. 308 – 319 (1911). DOI 10.1098/rspb.1911.0077

- [44] Buchanan, J.J., Park, J.H., Ryu, Y.U., Shea, C.H. : Discrete and cyclical units of action in a mixed target pair aiming task. *Experimental brain research* **150**(4), 473 – 489 (2003). DOI 10.1007/s00221-003-1471-z
- [45] Buck, J. : Synchronous rhythmic flashing of fireflies. ii. *The Quarterly review of biology* **63**(3), 265 – 289 (1988). DOI 10.1086/415929
- [46] Bueckers, M.J., Bogaerts, H.P., Swinnen, S.P., Helsen, W.F. : The synchronization of human arm movements to external events. *Neurosci Lett.* **290**(3), 181 – 184 (2000). DOI 10.1016/S0304-3940(00)01350-1
- [47] Bukowska, A.A., Krężałek, P., Mirek, E., Bujas, P., Marchewka, A. : Neurologic music therapy training for mobility and stability rehabilitation with parkinson's disease - a pilot study. *Frontiers in human neuroscience* **9**, 710–710 (2016). DOI 10.3389/fnhum.2015.00710
- [48] Calabrò, R., Naro, A., Filoni, S., Pullia, M., Billeri, L., Tomasello, P., Portaro, S., di Lorenzo, G., Tomaino, C., Bramanti, P. : Walking to your right music : a randomized controlled trial on the novel use of treadmill plus music in parkinson's disease. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* **16**(68) (2019). DOI 10.1186/s12984-019-0533-9
- [49] Calderone, D.J., Lakatos, P., Butler, P.D., Castellanos, F.X. : Entrainment of neural oscillations as a modifiable substrate of attention. *Trends Cogn Sci.* **18**(6), 300 – 309 (2014). DOI 10.1016/j.tics.2014.02.005
- [50] Calinon, S., Guenter, F., Billard, A. : On learning, representing, and generalizing a task in a humanoid robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* **37**(2), 286–298 (2007). DOI 10.1109/TSMCB.2006.886952
- [51] Chan, J.L., DeSouza, J.F.X. : The effects of attentional load on saccadic task switching. *Exp Brain Res.* **227**(3), 301 – 309 (2013). DOI 10.1007/s00221-013-3452-1
- [52] Chartrand, L.T., Bargh, J.A. : The chameleon effect : the perception-behavior link and social interaction. *Journal of personality and social psychology* **76**(6), 893 – 910 (1999). DOI 10.1037//0022-3514.76.6.893
- [53] Chen, G., Qi, P., Guo, Z., Yu, H. : Gait-event-based synchronization method for gait rehabilitation robots via a bioinspired adaptive oscillator. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **64**, 1345–1356 (2017)
- [54] Churchland, M.M., Cunningham, J.P., Kaufman, M.T., Foster, J.D., Nuyujukian, P., Ryu, S.I., Shenoy, K.V. : Neural population dynamics during reaching. *Nature* **487**, 51 – 56 (2012). DOI 10.1038/nature11129
- [55] Ciolacu, M.V. : Facial expressions and non verbal communication. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* **127**, 878 – 882 (2014). DOI 10.1016/j.sbspro.2014.03.372
- [56] Clayton, M., Sager, R., Will, U. : In time with the music : the concept of entrainment and its significance for ethnomusicology. *European meetings in ethnomusicology* **11**, 3 – 142 (2005)
- [57] Cock, V.C.D., de Verbizier, D., Picot, M.C., Damm, L., Abril, B., Galtier, F., Driss, V., Lebrun, C., Pageot, N., Giordano, A., Gonzalvez, C., Homeyer, P., Carlander, B., Castelnovo, G., Geny, C., Bardy, B., Bella, S.D. : Rhythm disturbances as a potential early marker of parkinson's disease in idiopathic rem sleep behavior disorder. *Annals of Clinical and Translational Neurology* **7**(3), 280 – 287 (2020). DOI 10.1002/acn3.50982
- [58] Coey, C., Varlet, M., Schmidt, R.C., Richardson, M.J. : Effects of movement stability and congruency on the emergence of spontaneous interpersonal coordination. *Experimental Brain Research* **211**(3-4), 483 – 493 (2011). DOI 10.1007/s00221-011-2689-9

- [59] Cohen, L., Khoramshahi, M., Salesse, R.N., Bortolon, C., Słowiński, P., Zhai, C., Tsaneva-Atanasova, K., Di Bernardo, M., Capdevielle, D., Marin, L., Schmidt, R.C., Bardy, B.G., Billard, A., Raffard, S. : Influence of facial feedback during a cooperative human-robot task in schizophrenia. *Scientific Reports* **7**(1), 15023 (2017). DOI 10.1038/s41598-017-14773-3
- [60] Colas, F., Diard, J., Bessiere, P. : Common bayesian models for common cognitive issues. *Acta Biotheoretica* **58**(2-3), 191–216 (2010). DOI 10.1007/s10441-010-9101-1
- [61] Condon, W.S. : Cultural microrhythms. In : M.E.D. (Ed.) (ed.) *Interaction rhythms : Periodicity in communicative behavior*, pp. 53 – 77. New York : Human Sciences Press. (1982)
- [62] Condon, W.S., Sander, L.W. : Neonate movement is synchronized with adult speech : Interactional participation and language acquisition. *Science* **183**(4120), 99–101 (1974). DOI 10.1126/science.183.4120.99
- [63] Craighero, L., Bello, A., Fadiga, L., Rizzolatti, G. : Hand action preparation influences the responses to hand pictures. *Neuropsychologia* **40**(5), 492–502 (2002). DOI [https://doi.org/10.1016/S0028-3932\(01\)00134-8](https://doi.org/10.1016/S0028-3932(01)00134-8)
- [64] Crick, C., Munz, M., Scassellati, B. : Synchronization in social tasks : Robotic drumming. In : ROMAN 2006 - The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, pp. 97–102 (2006). DOI 10.1109/ROMAN.2006.314401
- [65] Danner, S.M., Hofstoetter, U.S., Freundl, B., Binder, H., Mayr, W., Rattay, F., Minassian, K. : Human spinal locomotor control is based on flexibly organized burst generators. *Brain* **138**(3), 577–588 (2015). DOI 10.1093/brain/awu372
- [66] Davalos, D.B., Kisley, M.A., Ross, R.G. : Effects of interval duration on temporal processing in schizophrenia. *Brain and cognition* (2003). DOI 10.1016/s0278-2626(03)00157-x
- [67] Degallier, S., Ijspeert, A. : Modeling discrete and rhythmic movements through motor primitives : a review. *Biological Cybernetics* (2010). DOI 10.1007/s00422-010-0403-9
- [68] Degallier, S., Santos, C.P., Righetti, L., Ijspeert, A. : Movement generation using dynamical systems : a humanoid robot performing a drumming task. In : 2006 6th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, pp. 512–517 (2006). DOI 10.1109/ICHR.2006.321321
- [69] Degnan, A., Berry, K., Sweet, D., Abel, K., Crossley, N., Edge, D. : Social networks and symptomatic and functional outcomes in schizophrenia : a systematic review and meta-analysis. *Soc Psychiatry Psychiatr Epidemiol.* (2018). DOI 10.1007/s00127-018-1552-8
- [70] Del-Monte, J., Capdevielle, D., Varlet, M., Marin, L., Schmidt, R., Salesse, R., Bardy, B., Boulenger, J.P., Gély-Nargeot, M.C., Attal, J., Raffard, S. : Social motor coordination in unaffected relatives of schizophrenia patients : a potential intermediate phenotype. *Front. Behav. Neurosci.* (2013). DOI 10.3389/fnbeh.2013.00137
- [71] Del-Monte, J., Raffard, S., Salesse, R.N., Marin, L., Schmidt, R.C., Varlet, M., Bardy, B.G., Boulenger, J.P., Gély-Nargeot, M.C., Capdevielle, D. : Nonverbal expressive behaviour in schizophrenia and social phobia. *Psychiatry Res.* (2013). DOI 10.1016/j.psychres.2013.05.034
- [72] Delaherche, E., Dumas, G., Nadel, J., Chetouani, M. : Automatic measure of imitation during social interaction : A behavioral and hyperscanning-*eeg* benchmark. *Pattern Recognition Letters* **66**, 118–126 (2015). DOI <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2014.09.002>. *Pattern Recognition in Human Computer Interaction*
- [73] Desai, R. : A brief overview of human and robot motor learning. Tech. Rep. CMU-RI-TR-15-24, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA (2015)

- [74] Diedrich, F., Warren, W. : Why change gaits ? dynamics of the walk-run transition. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance* **21**(1), 183 – 202 (1995). DOI 10.1037//0096-1523.21.1.183
- [75] Diedrich, F.J., Warren, W.H. : The dynamics of gait transitions : effects of grade and load. *Journal of motor behavior* **30**(1), 60 – 78 (1998). DOI 10.1080/00222899809601323
- [76] Diedrichsen, J., Criscimagna-Hemminger, S.E., Shadmehr, R. : Dissociating timing and coordination as functions of the cerebellum. *Journal of Neuroscience* **27**(23), 6291–6301 (2007). DOI 10.1523/JNEUROSCI.0061-07.2007
- [77] Dijkstra, T.M., Schöner, G., Giese, M.A., Gielen, C.C. : Frequency dependence of the action-perception cycle for postural control in a moving visual environment : relative phase dynamics. *Biol Cybern.* **71**(6), 489 – 501 (1994). DOI 10.1007/BF0019846
- [78] Dodell-Feder, D., Tully, L.M., Hooker, C.I. : Social impairment in schizophrenia : new approaches for treating a persistent problem. *Curr Opin Psychiatry.* (2015). DOI 10.1097/YCO.0000000000000154
- [79] Dominici, N., Ivanenko, Y., Cappellini, G., D’Avella, A., Mondì, V., Cicchese, M., Fabiano, A., Silei, T., Di Paolo, A., Giannini, C., Poppele, R., Lacquaniti, F. : Locomotor primitives in newborn babies and their development. *Science* **334**(6058), 997 – 999 (2011). DOI 10.1126/science.1210617
- [80] Donchin, O., Rabe, K., Diedrichsen, J., Lally, N., Schoch, B., Gizewski, E.R., Timmann, D. : Cerebellar regions involved in adaptation to force field and visuomotor perturbation. *Journal of neurophysiology* **107**(1), 134 – 147 (2012). DOI 10.1152/jn.00007.2011
- [81] Dumas, G., Nadel, J., Soussignan, R., Martinerie, J., Garnero, L. : Inter-brain synchronization during social interaction. *PloS one* **5**(8), 133–149 (2010). DOI 10.1371/journal.pone.0012166
- [82] Elvevag, B., McCormack, T., Gilbert, A., Brown, G.D.A., Weinberger, D.R., Goldberg, T.E. : Duration judgements in patients with schizophrenia. *Psychol Med.* (2003). DOI 10.1017/s0033291703008122
- [83] Ernst, M.O., Banks, M.S. : Humans integrate visual and haptic information in a statistically optimal fashion. *Nature* **415**(6870), 429—433 (2002). DOI 10.1038/415429a
- [84] Fadiga, L., Fogassi, L., Pavesi, G., Rizzolatti, G. : Motor facilitation during action observation : a magnetic stimulation study. *Journal of neurophysiology* **73**(6), 2608—2611 (1995). DOI 10.1152/jn.1995.73.6.2608
- [85] Feldman, R. : Parent - infant synchrony biological foundations and developmental outcomes. *Current directions in psychological science* **16**(6), 340 – 345 (2007). DOI 10.1111/j.1467-8721.2007.00532.x
- [86] Feldman, R., Eidelman, A.I. : Parent-infant synchrony and the social-emotional development of triplets. *Developmental Psychology* **40**(6), 1133–1147 (2004). DOI 10.1037/0012-1649.40.6.1133
- [87] Fischer, F., Bachinski, M., Klar, M., Fleig, A., Müller, J. : Reinforcement learning control of a biomechanical model of the upper extremity (2020)
- [88] Fischer, R., Georgescu, J.M.L., Koeroglu, S., de C Hamilton, A.F., Vogeley, K., Falter-Wagner, C.M., Tschacher, W. : Reduced nonverbal interpersonal synchrony in autism spectrum disorder independent of partner diagnosis : a motion energy study. *Molecular Autism* **11**(1), 11 (2020). DOI 10.1186/s13229-019-0305-1
- [89] Fischer, R., Miller, J. : Differential redundancy gain in onset detection versus offset detection. *Perception & Psychophysics* **79**(3), 431 – 436 (2008). DOI 10.3758/PP.70.3.431

- [90] Fitts, P.M. : The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology* **47**(6), 381 – 391 (1954). DOI 10.1037/h0055392
- [91] Flash, T., Hogans, N. : The coordination of arm movements : An experimentally confirmed mathematical model. *Journal of neuroscience* **5**, 1688 – 1703 (1985)
- [92] Forsberg, H. : Ontogeny of human locomotor control. i. infant stepping, supported locomotion and transition to independent locomotion. *Experimental brain research* **57**(3), 480 – 493 (1985). DOI 10.1007/bf00237835
- [93] Franklin, D.W., Wolpert, D.M. : Computational mechanisms of sensorimotor control. *Neuron* **72**(3), 425 – 442 (2011). DOI 10.1016/j.neuron.2011.10.006
- [94] Freitas, H., Costa, P., Silva, V., da Silva Pereira, A.P., Soares, F., Esteves, J.S. : Using a humanoid robot as the promoter of the interaction with children in the context of educational games. *International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics* (2017)
- [95] Fuchs, A., V.K. Jirsa, H.H., Kelso, J.A.S. : Extending the hkb model of coordinated movement to oscillators with different eigenfrequencies. *Biological Cybernetics* volume **74**, 21 – 30 (1996). DOI 10.1007/BF00199134
- [96] Fuglevand, A.J., Winter, D.A., Patla, A.E. : Models of recruitment and rate coding organization in motor-unit pools. *Journal of Neurophysiology* **70**(6), 2470–2488 (1993). DOI 10.1152/jn.1993.70.6.2470
- [97] Fujimoto, S., van Hoof, H., Meger, D. : Addressing function approximation error in actor-critic methods (2018)
- [98] Gallese, V., Fadiga, L., Fogassi, L., Rizzolatti, G. : Action recognition in the premotor cortex. *Brain : a journal of neurology* **119** (Pt 2), 593 – 609 (1996). DOI 10.1093/brain/119.2.593
- [99] Gams, A., Ijspeert, A., Schaal, S., Lenarcic, J. : On-line learning and modulation of periodic movements with nonlinear dynamical systems. *Autonomous Robots* **27**, 3–23 (2009)
- [100] Gergely, G., Watson, J. : Early socio-emotional development : Contingency perception and the social-biofeedback model (1999)
- [101] Gogate, L.J., Bahrick, L.E. : Intersensory redundancy facilitates learning of arbitrary relations between vowel sounds and objects in seven-month-old infants. *Journal of Experimental Child Psychology* **69**(2), 133–149 (1998). DOI doi.org/10.1006/jecp.1998.2438
- [102] Goldberg, D.E. : *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, 1st edn. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., USA (1989)
- [103] Gonzalez, R.V., Hutchins, E.L., Barr, R.E., Abraham, L.D. : Development and evaluation of a musculoskeletal model of the elbow joint complex. *Journal of Biomechanical Engineering* **118**(1), 32–40 (1996). DOI 10.1115/1.2795943
- [104] Goodwin, G.C., Sin, K.S. : *Adaptive Filtering Prediction and Control*. Englewood Cliffs, N.J. : Prentice-Hall (1984)
- [105] Green, M.F., Horan, W.P., Lee, J. : Social cognition in schizophrenia. *Nat Rev Neurosci.* (2015). DOI 10.1038/nrn4005
- [106] Green, M.F., Kern, R.S., Braff, D.L., Mintz, J. : Neurocognitive deficits and functional outcome in schizophrenia : are we measuring the "right stuff" ? *Schizophr Bull.* (2000). DOI 10.1093/oxfordjournals.schbul.a033430
- [107] Guang, H., Ji, L. : Bayesian state estimation in sensorimotor systems with particle filtering. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* **28**(7), 1528–1538 (2020). DOI 10.1109/TNSRE.2020.2996963

- [108] Guiard, Y. : Fitts' law in the discrete vs. cyclical paradigm. *Human Movement Science* **16**(1), 97–131 (1997). DOI 10.1016/S0167-9457(96)00045-0
- [109] Guigon, E., Baraduc, P., Desmurget, M. : Coding of movement- and force-related information in primate primary motor cortex : a computational approach. *The European journal of neuroscience* **26**(1), 250 – 260 (2007). DOI 10.1111/j.1460-9568.2007.05634.x
- [110] H., J.A.M., de Lope Asiaín, J. : A distributed reinforcement learning control architecture for multi-link robots - experimental validation. In : J. Zaytoon, J. Ferrier, J. Andrade-Cetto, J. Filipe (eds.) *ICINCO 2007, Proceedings of the Fourth International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, Intelligent Control Systems and Optimization*, Angers, France, May 9-12, 2007, pp. 192–197. INSTICC Press (2007)
- [111] Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., Levine, S. : *Soft actor-critic : Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor* (2018)
- [112] Hage, S.R. : Chapter 8.2 - localization of the central pattern generator for vocalization. In : S.M. Brudzynski (ed.) *Handbook of Mammalian Vocalization, Handbook of Behavioral Neuroscience*, vol. 19, pp. 329–337. Elsevier (2010). DOI 10.1016/B978-0-12-374593-4.00031-0
- [113] Haith, A., Krakauer, J. : Model-based and model-free mechanisms of human motor learning, pp. 1 – 21. *Advances in Experimental Medicine and Biology*. Springer New York LLC (2013). DOI 10.1007/978-1-4614-5465-6_1
- [114] Hajnal, A., Richardson, M.J., Harrison, S.J., Schmidt, R.C. : Location but not amount of stimulus occlusion influences the stability of visuomotor coordination. *Exp Brain Res.* **221**(3), 351–355 (2012). DOI 10.1007/s00221-009-1982-3
- [115] Haken, H. : *Synergetics : An Introduction Nonequilibrium Phase Transitions and Self-Organization in Physics, Chemistry and Biology* (3rd ed.). Berlin : Springer-Verlag (1983)
- [116] Haken, H., Kelso, S., Bunz, H. : A theoretical model of phase transitions in human hand movements. *Biological Cybernetics* (1985). DOI 10.1007/BF00336922
- [117] Hall, T.M., de Carvalho, F., Jackson, A. : A common structure underlies low-frequency cortical dynamics in movement, sleep, and sedation. *Neuron* **83**(5), 1185 – 1199 (2014). DOI 10.1016/j.neuron.2014.07.022
- [118] Harris, C.M., Wolpert, D.M. : Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature* **394**(6695), 780–784 (1998). DOI 10.1038/29528
- [119] Hart, C.B., Giszter, S.F. : Modular premotor drives and unit bursts as primitives for frog motor behaviors. *Journal of Neuroscience* **24**(22), 5269–5282 (2004). DOI 10.1523/JNEUROSCI.5626-03.2004
- [120] Hasnain, S.K., Mostafaoui, G., Gaussier, P. : A synchrony-based perspective for partner selection and attentional mechanism in human-robot interaction. *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics* **3**(3), 156 – 171 (2012). DOI 10.2478/s13230-013-0111-y
- [121] Hasnain, S.K., Mostafaoui, G., Salesse, R., Marin, L., Gaussier, P. : Intuitive human robot interaction based on unintentional synchrony : a psycho-experimental study. In : *IEEE Third Joint International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL)* (2013). DOI 10.1109/DevLrn.2013.6652569
- [122] Hayes, D.P., Cobb, C. : Cycles of spontaneous conversation and long-term isolation. In : M.E.D. (Ed.) (ed.) *Interaction rhythms : Periodicity in communicative behavior*, pp. 319 – 339. New York : Human Sciences Press. (1982)

- [123] Henkel, V., Mergl, R., Schäfer, M., Rujescu, D., Möller, H., Hegerl, U. : Kinematical analysis of motor function in schizophrenic patients : a possibility to separate negative symptoms from extrapyramidal dysfunction induced by neuroleptics ? *Pharmacopsychiatry* (2004). DOI 10.1055/s-2004-818988
- [124] Hershenson, M. : Reaction time as a measure of intersensory facilitation. *Journal of experimental psychology* **63**, 289 – 293 (1962). DOI 10.1037/h0039516
- [125] Hickok, G. : Eight problems for the mirror neuron theory of action understanding in monkeys and humans. *Journal of cognitive neuroscience* **21**(7), 1229 – 1243 (2009). DOI 10.1162/jocn.2009.21189
- [126] Hickok, G. : *The myth of mirror neurons : The real neuroscience of communication and cognition*. W W Norton & Co (2014)
- [127] Hill, A.V. : The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences* **126**(843), 136–195 (1938). DOI 10.1098/rspb.1938.0050
- [128] Hiolle, A., Cañamero, L., Andry, P., Blanchard, A., Gaussier, P. : Using the interaction rhythm as a natural reinforcement signal for social robots : A matter of belief. In : S.S. Ge, H. Li, J.J. Cabibihan, Y.K. Tan (eds.) *Social Robotics*, pp. 81 – 89. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2010)
- [129] Hogan, N., Sternad, D. : On rhythmic and discrete movements : reflections, definitions and implications for motor control. *Experimental brain research* **181**(1), 13–30 (2007). DOI 10.1007/s00221-007-0899-y
- [130] von Holst, E. : *The behavioral physiology of animals and man (Selected Papers, Volume 1)*. Miami : Miami university press (1973)
- [131] Horn, B.K., Schunck, B.G. : Determining optical flow. *Artificial Intelligence* **17**(1), 185–203 (1981). DOI 10.1016/0004-3702(81)90024-2
- [132] Hossny, M., Iskander, J. : Just don't fall : An ai agent's learning journey towards posture stabilisation. *AI* **1**, 286–298 (2020). DOI 10.3390/ai1020019
- [133] Hove, M.J., Risen, J.L. : It's all in the timing : Interpersonal synchrony increases affiliation. *Social Cognition* **27**(6), 949 – 961 (2009). DOI 10.1521/soco.2009.27.6.949
- [134] Howard, I.S., Ingram, J.N., Körding, K.P., Wolpert, D.M. : Statistics of natural movements are reflected in motor errors. *Journal of Neurophysiology* **102**(3), 1902–1910 (2009). DOI 10.1152/jn.00013.2009. PMID : 19605616
- [135] Hsieh, G.C., Hung, J. : Phase-locked loop techniques. a survey. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* **43**(6), 609–615 (1996). DOI 10.1109/41.544547
- [136] Hubbard, A.S.E. : Interpersonal coordination in interactions : Evaluations and social skills. *Communication Research Reports* **17**(1), 95–104 (2000). DOI 10.1080/08824090009388755
- [137] Huth, A., Wissel, C. : The simulation of fish schools in comparison with experimental data. *Ecological Modelling* **75-76**, 135–146 (1994). DOI 10.1016/0304-3800(94)90013-2. State-of-the-Art in Ecological Modelling proceedings of ISEM's 8th International Conference
- [138] Ijspeert, A.J., Nakanishi, J., Hoffmann, H., Pastor, P., Schaal, S. : Dynamical movement primitives : Learning attractor models for motor behaviors. *Neural Comput.* **25**(2), 328–373 (2013). DOI 10.1162/NECO_a_00393
- [139] Ijspeert, A.J., Nakanishi, J., Schaal, S. : Learning rhythmic movements by demonstration using nonlinear oscillators. In : *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1, pp. 958–963 (2002). DOI 10.1109/IRDS.2002.1041514

- [140] Isabella, R.A., Belsky, J. : Interactional synchrony and the origins of infant-mother attachment : A replication study. *Child Development* **62**(2), 373–384 (1991). DOI 10.2307/1131010
- [141] Issartel, J., Marin, L., Cadopi, M. : Unintended interpersonal co-ordination : "can we march to the beat of our own drum?". *Neuroscience Letters* **411**(3), 174 – 179 (2007). DOI 10.1016/j.neulet.2006.09.086
- [142] Ivaldi, S., Sigaud, O., Berret, B., Nori, F. : From humans to humanoids : the optimal control framework. *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics* **3**(2), 75 – 91 (2012). DOI 10.2478/s13230-012-0022-3
- [143] Iwamoto, M., Kato, D. : Efficient actor-critic reinforcement learning with embodiment of muscle tone for posture stabilization of the human arm. *Neural Computation* **33**(1), 129–156 (2021). DOI 10.1162/neco_a_01333
- [144] Izawa, J., Kondo, T., Ito, K. : Biological robot arm motion through reinforcement learning. In : *Proceedings of the 41st SICE Annual Conference. SICE 2002.*, vol. 1, pp. 413–418 (2002). DOI 10.1109/SICE.2002.1195433
- [145] Izawa, J., Rane, T., Donchin, O., Shadmehr, R. : Motor adaptation as a process of reoptimization. *J Neurosci* **28**(11), 2883 – 2891 (2008)
- [146] Jain, A., Bansal, R., Kumar, A., Singh, K. : A comparative study of visual and auditory reaction times on the basis of gender and physical activity levels of medical first year students. *Int J Appl Basic Med Res* **5**(2), 124 – 127 (2015). DOI 10.4103/2229-516X.157168
- [147] Jaynes, E.T. : *Probability Theory : The Logic of Science*. Cambridge University Press (2003). DOI 10.1017/CBO9780511790423
- [148] Jazayeri, M., Shadlen, M.N. : Temporal context calibrates interval timing. *Nature neuroscience* **13**(8), 1020–1026 (2010). DOI 10.1038/nn.2590
- [149] Jean, A. : Brain stem control of swallowing : Neuronal network and cellular mechanisms. *Physiological Reviews* **81**(2), 929–969 (2001). DOI 10.1152/physrev.2001.81.2.929
- [150] Jeannerod, M. : The representing brain : Neural correlates of motor intention and imagery. *Behavioral and Brain Sciences* **17**(2), 187–245 (1994). DOI 10.1017/S0140525X00034026
- [151] Jeka, J., Kelso, J. : Manipulating symmetry in the coordination dynamics of human movement. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance* **212**, 360 – 374 (1995). DOI 10.1037//0096-1523.21.2.360
- [152] Jeka, J.J., Kelso, J., Kiemel, T. : Spontaneous transitions and symmetry : Pattern dynamics in human four-limb coordination. *Human Movement Science* **12**(6), 627–651 (1993). DOI 10.1016/0167-9457(93)90009-E
- [153] Jimenez, F., Yoshikawa, T., Furuhashi, T., Kanoh, M., Nakamura, T. : Feasibility of collaborative learning and work between robots and children with autism spectrum disorders. In : *New Frontiers in Artificial Intelligence. JSAI-isAI, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10091. Springer, Cham. (2017). DOI https://doi.org/10.1007/978-3-319-50953-2_32
- [154] Johnston, L., Miles, L., Richardson, M.J., Schmidt, R.C., Marsh, K.L., Yabar, Y. : Implicit mimicry and synchronization : Impact of and on liking. In : *Poster presented at the North American Meeting of the International Society for Ecological Psychology* (2006)
- [155] Joos, E., Péan, F., Goksel, O. : Reinforcement learning of musculoskeletal control from functional simulations (2020)
- [156] Jordan, M.I., Rumelhart, D.E. : Forward models : Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science* **16**(3), 307–354 (1992). DOI 10.1016/0364-0213(92)90036-T

- [157] Jouaiti, M., Henaff, P. : Cpg-based controllers can trigger the emergence of social synchrony in human-robot interactions. In : 2018 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO), pp. 71–76 (2018). DOI 10.1109/ARSO.2018.8625824
- [158] Julien, D., Brault, M., Chartrand, E., Begin, J. : Immediacy behaviours and synchrony in satisfied and dissatisfied couples. *Canadian Journal of Behavioural Science* **32**, 84–90 (2000). DOI 10.1037/H0087103
- [159] Kajopoulos, J., Wong, A.H.Y., Yuen, A.W.C., Dung, T.A., Kee, T.Y., Wykowska, A. : Robot-assisted training of joint attention skills in children diagnosed with autism. In : *Social Robotics, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9388, pp. 296 – 305. Springer International Publishing, Cham (2015). DOI https://doi.org/10.1007/978-3-319-25554-5_30
- [160] Kambara, H., Kim, J., Sato, M., Koike, Y. : Learning arm’s posture control using reinforcement learning and feedback-error-learning. In : *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 1, pp. 486–489 (2004). DOI 10.1109/IEMBS.2004.1403200
- [161] Kambara, H., Kim, K., Shin, D., Sato, M., Koike, Y. : Motor control-learning model for reaching movements. In : *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*, pp. 555–562 (2006). DOI 10.1109/IJCNN.2006.246731
- [162] Kao, J.C., Ringenbach, S.D.R., Martin, P.E. : Gait transitions are not dependent on changes in intralimb coordination variability. *Journal of motor behavior* **35**(3), 211 – 214 (2003). DOI 10.1080/00222890309602134
- [163] Kargo, W.J., Giszter, S.F. : The principle of superposition in human prehension. *Journal of Neuroscience* pp. 409–426 (2000). DOI <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.20-01-00409.2000>
- [164] Karniel, A. : Open questions in computational motor control. *Journal of integrative neuroscience* **10**(3), 385 – 411 (2011). DOI 10.1142/S0219635211002749
- [165] Kasuga, T., Hashimoto, M. : Human-robot handshaking using neural oscillators. In : *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3802–3807 (2005). DOI 10.1109/ROBOT.2005.1570700
- [166] Kawamura, M., Ookubo, S., Asano, Y., Kozuki, T., Okada, K., Inaba, M. : A joint-space controller based on redundant muscle tension for multiple dof joints in musculoskeletal humanoids. In : *2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 814–819 (2016). DOI 10.1109/HUMANOIDS.2016.7803367
- [167] Kawato, M. : Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology* **9**(6), 718–727 (1999). DOI 10.1016/S0959-4388(99)00028-8
- [168] Kelso, J., Scholz, J., Schöner, G. : Nonequilibrium phase transitions in coordinated biological motion : critical fluctuations. *Physics Letters A* **118**(6), 279–284 (1986). DOI 10.1016/0375-9601(86)90359-2
- [169] Kelso, J.A. : Phase transitions and critical behavior in human bimanual coordination. *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology* **246**(6), R1000–R1004 (1984). DOI 10.1152/ajpregu.1984.246.6.R1000. PMID : 6742155
- [170] Kelso, J.A.S. : *Dynamic patterns : The self-organization of brain and behavior*. Dynamic patterns : The self-organization of brain and behavior. The MIT Press, Cambridge, MA, US (1995)
- [171] Kelso, J.A.S. : *The Dynamic Brain in Action : Coordinative Structures, Criticality, and Coordination Dynamics*, chap. 4, pp. 67–104. John Wiley & Sons, Ltd (2014). DOI 10.1002/9783527651009.ch4

- [172] Kelso, J.A.S., Scholz, J.P. : Cooperative phenomena in biological motion. In : H. Haken (ed.) *Complex Systems — Operational Approaches in Neurobiology, Physics, and Computers*, pp. 124 – 149. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (1985). DOI 10.1007/978-3-642-70795-7_9
- [173] Kemp, B.J. : Reaction time of young and elderly subjects in relation to perceptual deprivation and signal-on versus signal-off condition. *Developmental Psychology* **8**(2), 268 – 272 (1973). DOI <https://doi.org/10.1037/h0034147>
- [174] Kersten, D., Yuille, A. : Bayesian models of object perception. *Current opinion in neurobiology* **13**(2), 150–158 (2003). DOI 10.1016/s0959-4388(03)00042-4
- [175] Kilner, J., Paulignan, Y., Blakemore, S. : An interference effect of observed biological movement on action. *Current Biology* **13**(6), 522–525 (2003). DOI 10.1016/S0960-9822(03)00165-9
- [176] Kim, C.H., Yonekura, K., Tsujino, H., Sugano, S. : Physical control of the rotation center of an unsupported object rope turning by a humanoid robot. In : 2009 9th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, pp. 148–153 (2009). DOI 10.1109/ICHR.2009.5379585
- [177] Kinchla, R.A. : Attention. *Annu Rev Psychol.* **43**, 711 – 742 (1992). DOI 10.1146/annurev.ps.43.020192.003431
- [178] Knoblich, G., Sebanz, N. : Evolving intentions for social interaction : from entrainment to joint action. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences* **363**, 2021 – 2031 (2008). DOI 10.1098/rstb.2008.0006
- [179] Kober, J., Bagnell, J.A., Peters, J. : Reinforcement learning in robotics : A survey. *The International Journal of Robotics Research* **32**(11), 1238–1274 (2013). DOI 10.1177/0278364913495721
- [180] Koenig, N., Howard, A. : Design and use paradigms for gazebo, an open-source multi-robot simulator. In : *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2149 – 2154. Sendai, Japan (2004)
- [181] Kostrubiec, V., Huys, R., Jas, B., Kruck, J. : Age-dependent relationship between socio-adaptability and motor coordination in high functioning children with autism spectrum disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders* **48**(1), 209–224 (2018). DOI 10.1007/s10803-017-3326-7
- [182] Körding, K.P., Beierholm, U., Ma, W.J., Quartz, S., Tenenbaum, J.B., Shams, L. : Causal inference in multisensory perception. *PLOS ONE* **2**(9), 1–10 (2007). DOI 10.1371/journal.pone.0000943
- [183] Körding, K.P., Ku, S.p., Wolpert, D.M. : Bayesian integration in force estimation. *Journal of Neurophysiology* **92**(5), 3161–3165 (2004). DOI 10.1152/jn.00275.2004. PMID : 15190091
- [184] Körding, K.P., Wolpert, D.M. : Bayesian integration in sensorimotor learning. *Nature* **427**(6971), 244 – 247 (2004). DOI 10.1038/nature02169
- [185] Körding, K.P., Wolpert, D.M. : Bayesian decision theory in sensorimotor control. *Trends in Cognitive Sciences* **10**(7), 319 – 326 (2006). DOI 10.1016/j.tics.2006.05.003. Special issue : Probabilistic models of cognition
- [186] Körding, K.P., Wolpert, D.M. : Bayesian statistics and utility functions in sensorimotor control. In : K. Doya, S. Ishii, A. Pouget, R.P. Rao (eds.) *Bayesian Brain : Probabilistic Approaches to Neural Coding*, chap. 13, pp. 299 – 319. The MIT Press (2006). DOI 10.7551/mitpress/9780262042383.003.0013

- [187] Kugler, P.N., Turvey, M.T. : Information, natural law, and the self-assembly of rhythmic movement. Resources for ecological psychology. Lawrence Erlbaum Associates, Inc, Hillsdale, NJ, US (1987)
- [188] Kuo, A.D. : An optimal control model for analyzing human postural balance. *IEEE Trans Biomed Eng* **42**(1), 87 – 101 (1995)
- [189] Lackner, J.R., DiZio, P. : Adaptation to coriolis force perturbation of movement trajectory. In : S.C. Gandevia, U. Proske, D.G. Stuart (eds.) *Sensorimotor Control of Movement and Posture*, pp. 69 – 78. Springer US, Boston, MA (2002). DOI 10.1007/978-1-4615-0713-0_9
- [190] Lafrance, M., Broadbent, M. : Group rapport : Posture sharing as a nonverbal indicator. *Group & Organization Studies* **1**(3), 328–333 (1976). DOI 10.1177/105960117600100307
- [191] Lakin, J.L., Chartrand, T.L. : Using nonconscious behavioral mimicry to create affiliation and rapport. *Psychological science* **14**(4), 334–339 (2003). DOI 10.1111/1467-9280.14481
- [192] Lakin, J.L., Jefferis, V.E., Cheng, C.M., Chartrand, T.L. : The chameleon effect as social glue : Evidence for the evolutionary significance of nonconscious mimicry. *Journal of Nonverbal Behavior* **27**, 145 – 162 (2003). DOI 10.1023/A:1025389814290
- [193] Large, E.W. : On synchronizing movements to music. *Human Movement Science* **19**(4), 527 – 566 (2000). DOI 10.1016/S0167-9457(00)00026-9
- [194] Latash, M.L., Scholz, J.F., Danion, F., Schöner, G. : Finger coordination during discrete and oscillatory force production tasks. *Experimental Brain Research* **146**(4), 419 – 432 (2002). DOI 10.1007/s00221-002-1196-4
- [195] Lavelle, M., Healey, P., McCabe, R. : Is nonverbal communication disrupted in interactions involving patients with schizophrenia? *Schizophr Bull.* (2013). DOI 10.1093/schbul/sbs091
- [196] Lavelle, M., Healey, P.G., McCabe, R. : Nonverbal behavior during face-to-face social interaction in schizophrenia : a review. *J Nerv Ment Dis.* (2014). DOI 10.1097/NMD.0000000000000031
- [197] Lavie, N. : Perceptual load as a necessary condition for selective attention. *J Exp Psychol Hum Percept Perform.* **21**(3), 451 – 468 (1995). DOI 10.1037//0096-1523.21.3.451
- [198] Lavie, N., Hirst, A., de Fockert, J.W., Viding, E. : Load theory of selective attention and cognitive control. *J Exp Psychol Gen.* **133**(3), 339 – 354 (2004). DOI 10.1037/0096-3445.133.3.339
- [199] Leclère, C., Viaux, S., Avril, M., Achard, C., Chetouani, M., Missonnier, S., Cohen, D. : Why synchrony matters during mother-child interactions : A systematic review. *PLOS ONE* **9**, 1–34 (2014). DOI 10.1371/journal.pone.0113571
- [200] Lee, S., Park, M., Lee, K., Lee, J. : Scalable muscle-actuated human simulation and control. *ACM Trans. Graph.* **38**(4) (2019). DOI 10.1145/3306346.3322972
- [201] Lehmann, H., Saez-Pons, J., Syrdal, D.S., Dautenhahn, K. : In good company ? perception of movement synchrony of a non-anthropomorphic robot. *PloS one* **10**(5), e0127747–e0127747 (2015). DOI 10.1371/journal.pone.0127747
- [202] Lenay, C. : “it’s so touching” : Emotional value in distal contact. *International Journal of Design* **4**(2), 15 – 26 (2010)
- [203] Levit-Binnun, N., Handzy, N.Z., Moses, E., Modai, I., Peled, A. : Transcranial magnetic stimulation at m1 disrupts cognitive networks in schizophrenia. *Schizophr Res.* (2007). DOI 10.1016/j.schres.2007.02.019
- [204] Lewis, F.L., Vrabie, D., Syrmos, V.L. : *Optimal Control*, 3rd Edition. Wiley (2012)

- [205] Lewis, M., Brooks-Gunn, J. : *Social Cognition and the Acquisition of Self*. New York : Plenum Press (1979)
- [206] Li, C.S.R., Padoa-Schioppa, C., Bizzi, E. : Neuronal correlates of motor performance and motor learning in the primary motor cortex of monkeys adapting to an external force field. *Neuron* **30**(2), 593–607 (2001). DOI 10.1016/S0896-6273(01)00301-4
- [207] Li, W. : *Optimal control for biological movement systems*. Ph.D. thesis, University of California, San Diego (2006)
- [208] Li, W., Todorov, E. : Iterative linear quadratic regulator design for nonlinear biological movement systems. In : *Proceedings of the First International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics - Volume 1 : ICINCO*, pp. 222–229. INSTICC, SciTePress (2004). DOI 10.5220/0001143902220229
- [209] Lillicrap, T.P., Hunt, J.J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D., Wierstra, D. : *Continuous control with deep reinforcement learning* (2019)
- [210] Lopresti-Goodman, S.M., Richardson, M.J., Silva, P.L., Schmidt, R.C. : Period basin of entrainment for unintentional visual coordination. *J Mot Behav.* **40**(1), 3 – 10 (2008). DOI 10.3200/JMBR.40.1.3-10
- [211] Lorenz, T., Mörtl, A., Hirche, S. : Movement synchronization fails during non-adaptive human-robot interaction. In : *2013 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 189 – 190 (2013). DOI 10.1109/HRI.2013.6483565
- [212] Lorenz, T., Weiss, A., Hirche, S. : Synchrony and reciprocity : Key mechanisms for social companion robots in therapy and care. *International Journal of Social Robotics* **8**, 125–143 (2016)
- [213] Luce, R.D. : *Response Times : Their Role in Inferring Elementary Mental Organization*, *Oxford Psychology Series*, vol. 8. Oxford University Press, USA (1991)
- [214] Maeda, Y., Takahashi, A., Hara, T., Arai, T. : Human-robot cooperation with mechanical interaction based on rhythm entrainment-realization of cooperative rope turning. In : *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*, vol. 4, pp. 3477–3482 (2001). DOI 10.1109/ROBOT.2001.933156
- [215] Malle, B.F., Knobe, J. : The folk concept of intentionality. *Journal of Experimental Social Psychology* **33**(2), 101–121 (1997). DOI doi.org/10.1006/jesp.1996.1314
- [216] Marin, D., Rigoux, L., Sigaud, O. : Apprentissage et optimisation de politiques pour un bras articulé actionné par des muscles. *Rev. d'Intelligence Artif.* **27**, 195–215 (2013)
- [217] Marin, L., Bardy, B.G., Baumberger, B., Flückiger, M., Stoffregen, T.A. : Interaction between task demands and surface properties in the control of goal-oriented stance. *Human Movement Science* **18**(1), 31 – 47 (1999). DOI 10.1016/S0167-9457(98)00032-3
- [218] Marin, L., Issartel, J., Chaminade, T. : Interpersonal motor coordination : From human-human to human-robot interactions. *Interaction Studies : Social Behaviour and Communication in Biological and Artificial Systems* **10**(3), 479 – 504 (2009). DOI 10.1075/is.10.3.09mar
- [219] Marr, D., Thach, W.T. : *A theory of cerebellar cortex*. In : *From the Retina to the Neocortex*. Birkhäuser Boston (1991). DOI 10.1007/978-1-4684-6775-8_3
- [220] Matsuoka, K. : Sustained oscillations generated by mutually inhibiting neurons with adaptation. *Biological cybernetics* **52**(6), 367 – 376 (1985). DOI 10.1007/bf00449593
- [221] Maxwell, S.E., Delaney, H.D. : *Designing Experiments and Analyzing Data : A Model Comparison Perspective*. Routledge (1990). DOI 10.2307/2532173
- [222] Maybeck, P.S. : *Stochastic Models, Estimation and Control*. Prentice Hall (1979)

- [223] McNamee, D., Wolpert, D.M. : Internal models in biological control. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems* **2**(1), 339 – 364 (2019). DOI 10.1146/annurev-control-060117-105206
- [224] McNeill, W.H. : *Keeping Together in Time : Dance and Drill in Human History*. Harvard University Press (1997)
- [225] Medina, J.F. : The multiple roles of purkinje cells in sensori-motor calibration : to predict, teach and command. *Current opinion in neurobiology* **21**(4), 616 – 622 (2011). DOI 10.1016/j.conb.2011.05.025
- [226] Melnyk, A., Khomenko, V., Borysenko, V., Henaff, P. : Physical human-robot interaction in the handshaking case : learning of rhythmicity using oscillators neuron. In : 2013 IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control, IFAC MIM '2013. St Petersburg, Russia (2013)
- [227] Merker, B. : Synchronous chorusing and human origins. In : .S.B.E. N. L. Wallin B. Merker (ed.) *The origins of music*, pp. 315 – 327. The MIT Press (2000)
- [228] Michalowski, M.P., Sabanovic, S., Kozima, H. : A dancing robot for rhythmic social interaction. In : 2007 2nd ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), pp. 89–96 (2007). DOI 10.1145/1228716.1228729
- [229] Min, K., Iwamoto, M., Kakei, S., Kimpara, H. : Muscle synergy-driven robust motion control. *Neural Comput.* **30**(4) (2018). DOI 10.1162/neco_a_01063
- [230] Minsky, M.L. : Steps toward artificial intelligence. E. A. Feigenbaum and J. Feldman (Eds.), *Computers And Thought* (pp. 406-450) (1963)
- [231] Mittal, V.A., Neumann, C., Saczawa, M., Walker, E.F. : Longitudinal progression of movement abnormalities in relation to psychotic symptoms in adolescents at high risk of schizophrenia. *Arch Gen Psychiatry* (2008). DOI 10.1001/archgenpsychiatry.2007.23
- [232] Miyazaki, F., Matsushima, M., Takeuchi, M. : Learning to dynamically manipulate : A table tennis robot controls a ball and rallies with a human being. In : S. Kawamura, M. Svinin (eds.) *Advances in Robot Control : From Everyday Physics to Human-Like Movements*, pp. 317 – 341. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2006). DOI 10.1007/978-3-540-37347-6_15
- [233] Miyazaki, M., Nozaki, D., Nakajima, Y. : Testing bayesian models of human coincidence timing. *Journal of Neurophysiology* **94**(1), 395–399 (2005). DOI 10.1152/jn.01168.2004. PMID : 15716368
- [234] Moreau, N., Rauzy, S., Viallet, F., Champagne-Lavau, M. : Theory of mind in alzheimer disease : Evidence of authentic impairment during social interaction. *Neuropsychology* **30**(3), 312 – 321 (2016). DOI 10.1037/neu0000220
- [235] Morillon, B., Arnal, L.H., Schroeder, C.E., Keitel, A. : Prominence of delta oscillatory rhythms in the motor cortex and their relevance for auditory and speech perception. *Neuroscience and biobehavioral reviews* **107**, 136 – 142 (2019). DOI 10.1016/j.neubiorev.2019.09.012
- [236] Morrison, R.L., Bellack, A.S. : Social functioning of schizophrenic patients : clinical and research issues. *Schizophr Bull.* (1987). DOI 10.1093/schbul/13.4.715
- [237] van Mourik, A.M., , Beek, P.J. : Discrete and cyclical movements : unified dynamics or separate control? *Acta psychologica* **117**(2), 121 – 138 (2004). DOI 10.1016/j.actpsy.2004.06.001
- [238] van Mourik AM, PJ, B. : Discrete and cyclical movements : unified dynamics or separate control? *Acta Psychol (Amst)* **117**, 121–138 (2004). DOI 10.1016/j.actpsy.2004.06.001

- [239] Nadel, J., Soussignan, R., Canet, P., Libert, G., Gérardin, P. : Two-month-old infants of depressed mothers show mild, delayed and persistent change in emotional state after non-contingent interaction. *Infant Behavior and Development* **28**(4), 418–425 (2005). DOI 10.1016/j.infbeh.2005.03.005
- [240] Nakada, M., Zhou, T., Chen, H., Weiss, T., Terzopoulos, D. : Deep learning of biomimetic sensorimotor control for biomechanical human animation. *ACM Trans. Graph.* **37**(4) (2018). DOI 10.1145/3197517.3201305. URL <https://doi.org/10.1145/3197517.3201305>
- [241] Nakadoi, Y. : Usefulness of animal type robot assisted therapy for autism spectrum disorder in the child and adolescent psychiatric ward. In : *New Frontiers in Artificial Intelligence. JSAI-isAI 2015., Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10091. Springer, Cham. (2017). DOI https://doi.org/10.1007/978-3-319-50953-2_35
- [242] Néda, Z., Ravasz, E., Brechet, Y., Barabási, A. : The sound of many hands clapping. *Nature* **403**(6772), 849 – 850 (2000). DOI 10.1038/35002660
- [243] Nelson, W.L. : Physical principles for economies of skilled movements. *Biological Cybernetics* **46**(2), 135–147 (1983). DOI 10.1007/BF00339982
- [244] Nessler, J.A., Gilliland, S.J. : Interpersonal synchronization during side by side treadmill walking is influenced by leg length differential and altered sensory feedback. *Human movement science* **28**(6), 772—785 (2009). DOI 10.1016/j.humov.2009.04.007
- [245] Nessler, J.A., Gilliland, S.J. : Kinematic analysis of side-by-side stepping with intentional and unintentional synchronization. *Gait & posture* **31**(4), 527—529 (2010). DOI 10.1016/j.gaitpost.2010.01.013
- [246] Newell, K.M. : Constraints on the development of coordination. In : .H.T.A.W.E. M. G. Wade (ed.) *Motor Development in Children : Aspects of Coordination and Control*, pp. 341 – 360. Springer Netherlands (1986). DOI 10.1007/978-94-009-4460-2_19
- [247] Ng, A.Y., Harada, D., Russell, S. : Policy invariance under reward transformations : Theory and application to reward shaping. In : *In Proceedings of the Sixteenth International Conference on Machine Learning*, pp. 278–287. Morgan Kaufmann (1999)
- [248] Nicolis, G., Prigogine, I. : *Exploring complexity : an introduction*. W.H. Freeman, New York (1989)
- [249] Norman, D. : Cognitive engineering. In : D.A.N..S.W. Draper (ed.) *User Centered System Design : New Perspectives on Human-Computer Interaction*, pp. 31 – 61. CRC Press (1986)
- [250] Nowshiravan Rahatabad, F. : Modelling and control human arm with fuzzy-genetic muscle model based on reinforcement learning : The muscle activation method. *International Clinical Neuroscience Journal* **7**(3), 138–146 (2020)
- [251] Okada, M., Tatani, K., Nakamura, Y. : Polynomial design of the nonlinear dynamics for the brain-like information processing of whole body motion. In : *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*, vol. 2, pp. 1410–1415 vol.2 (2002). DOI 10.1109/ROBOT.2002.1014741
- [252] Ookubo, S., Asano, Y., Kozuki, T., Shirai, T., Okada, K., Inaba, M. : Learning nonlinear muscle-joint state mapping toward geometric model-free tendon driven musculoskeletal robots. *2015 IEEE-RAS 15th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)* pp. 765–770 (2015)
- [253] Oullier, O., de Guzman, G.C., Jantzen, K.J., Lagarde, J., Kelso, J.A.S. : Social coordination dynamics : Measuring human bonding. *Social Neuroscience* **3**(2), 178–192 (2008). DOI 10.1080/17470910701563392

- [254] OZTOP, E., FRANKLIN, D.W., CHAMINADE, T., CHENG, G. : Human-humanoid interaction : Is a humanoid robot perceived as human ? *International Journal of Humanoid Robotics* **02**(04), 537–559 (2005). DOI 10.1142/S0219843605000582
- [255] Pantaleone, J. : Synchronization of metronomes. *American Journal of Physics* **70**(10), 992 – 1000 (2002). DOI 10.1119/1.1501118
- [256] Pantall, A., Teulier, C., Ulrich, B.D. : Changes in muscle activation patterns in response to enhanced sensory input during treadmill stepping in infants born with myelomeningocele. *Human movement science* **31**(6), 1670–1687 (2012). DOI 10.1016/j.humov.2012.04.003
- [257] Pasalar, S., Roitman, A.V., Durfee, W.K., Ebner, T.J. : Force field effects on cerebellar purkinje cell discharge with implications for internal models. *Nature neuroscience* **9**(11), 1404 – 1411 (2006). DOI 10.1038/nn1783
- [258] Pascolo, P.B., and Rubens Rossi, P.R. : Synchronization of metronomes. *Gait & Posture* **30** (2009). DOI 10.1016/j.gaitpost.2009.07.064
- [259] Pashler, H. : Dual-task interference in simple tasks : data and theory. *Psychological bulletin* **116**(2), 220 – 244 (1994). DOI <https://doi.org/10.1037/0033-2909.116.2.220>
- [260] Paz, R., Boraud, T., Natan, C., Bergman, H., Vaadia, E. : Preparatory activity in motor cortex reflects learning of local visuomotor skills. *Nature neuroscience* **6**(8), 882 – 890 (2003). DOI 10.1038/nn1097
- [261] Peng, X.B., van de Panne, M. : Learning locomotion skills using deeprl. *Proceedings of the ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation* (2017). DOI 10.1145/3099564.3099567
- [262] Peper, C., Beek, P. : Modeling rhythmic interlimb coordination : The roles of movement amplitude and time delays. *Human Movement Science* **18**(2-3), 263 – 290 (1999). DOI 10.1016/S0167-9457(99)00011-1
- [263] Peskin, C.S. : *Mathematical Aspects of Heart Physiology*. Courant Institute of Mathematical Sciences, New York University (1975)
- [264] Phillips-Silver, J., Aktipis, C.A., A. Bryant, G. : The ecology of entrainment : Foundations of coordinated rhythmic movement. *Music Perception* **28**(1), 3–14 (2010). DOI 10.1525/mp.2010.28.1.3
- [265] Pikovsky, A., Rosenblum, M., Kurths, J. : *Synchronization : A Universal Concept in Nonlinear Sciences*. Cambridge Nonlinear Science Series. Cambridge University Press (2001). DOI 10.1017/CBO9780511755743
- [266] Pongas, D., Billard, A., Schaal, S. : Rapid synchronization and accurate phase-locking of rhythmic motor primitives. In : 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 2911–2916 (2005). DOI 10.1109/IROS.2005.1545257
- [267] Pontryagin, L.S., Boltyansky, V.G., Gamkrelidze, R.V., Mishchenko, E.F. : *The Mathematical Theory of Optimal Processes* (1962)
- [268] Powell, W.B. : *Ai, or and control theory : A rosetta stone for stochastic optimization*. Tech. rep., Princeton University (2012)
- [269] Prepin, K., Gaussier, P. : How an agent can detect and use synchrony parameter of its own interaction with a human ? In : A. Esposito, N. Campbell, C. Vogel, A. Hussain, A. Nijholt (eds.) *Development of Multimodal Interfaces : Active Listening and Synchrony : Second COST 2102 International Training School, Dublin, Ireland, March 23-27, 2009, Revised Selected Papers*, pp. 50 – 65. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2010). DOI 10.1007/978-3-642-12397-9_4"

- [270] Prinz, W. : Perception and action planning. *European Journal of Cognitive Psychology* **9**(2), 129–154 (1997). DOI 10.1080/713752551
- [271] Rabe, K., Livne, O., Gizewski, E.R., Aurich, V., Beck, A., Timmann, D., Donchin, O. : Adaptation to visuomotor rotation and force field perturbation is correlated to different brain areas in patients with cerebellar degeneration. *Journal of Neurophysiology* **101**(4), 1961–1971 (2009). DOI 10.1152/jn.91069.2008
- [272] Rae, I., Takayama, L., Mutlu, B. : In-body experiences : embodiment, control, and trust in robot-mediated communication. In : *Proceedings of the 2013 ACM annual conference on Human Factors in Computing Systems* (2013). DOI 10.1145/2470654.2466253
- [273] Raffard, S., Salesse, R., Catherine Bortolo and, B.G.B., Henriques, J., Marin, L., Stricker, D., Capdevielle, D. : Using mimicry of body movements by a virtual agent to increase synchronization behavior and rapport in individuals with schizophrenia. *Scientific Reports* (2018). DOI 10.1038/s41598-018-35813-6
- [274] Rückert, E., D’Avella, A. : Learned parametrized dynamic movement primitives with shared synergies for controlling robotic and musculoskeletal systems. *Frontiers in Computational Neuroscience* **7**, 138 (2013). DOI 10.3389/fncom.2013.00138
- [275] Repp, B.H. : Does an auditory distractor sequence affect self-paced tapping ? *Acta Psychol* **121**(1), 81 – 107 (2006). DOI 10.1016/j.actpsy.2005.06.006
- [276] Repp, B.H., Penel, A. : Rhythmic movement is attracted more strongly to auditory than to visual rhythms. *Psychol Res.* **68**(4), 252 – 270 (2004). DOI 10.1007/s00426-003-0143-8
- [277] Revel, A., Andry, P. : Emergence of structured interactions : From a theoretical model to pragmatic robotics. *Neural Networks : the official journal of the International Neural Network Society* **22**(2), 116–125 (2009). DOI 10.1016/j.neunet.2009.01.005
- [278] Richardson, D.C., Dale, R., Kirkham, N.Z. : The art of conversation is coordination : common ground and the coupling of eye movements during dialogue. *Psychological science* **18**(5), 407 – 413 (2007). DOI 10.1111/j.1467-9280.2007.01914.x
- [279] Richardson, D.C., Dale, R., Shockley, K. : Synchrony and swing in conversation : coordination, temporal dynamics, and communication. In : I. Wachsmuth, .G.K.E. M. Lenzen (eds.) *Embodied Communication in Humans and Machines*, pp. 75 – 93. Oxford :Oxford University Press (2008). DOI 10.1016/S0166-4115(08)61937-8
- [280] Richardson, M.J., Kerry L Marsh, R.C.S. : Effects of visual and verbal interaction on unintentional interpersonal coordination. *J Exp Psychol Hum Percept Perform* **31**(1), 62 – 79 (2005). DOI 10.1037/0096-1523.31.1.62
- [281] Richardson, M.J., Lopresti-Goodman, S., Mancini, M., Kay, B., Schmidt, R. : Comparing the attractor strength of intra- and interpersonal interlimb coordination using cross-recurrence analysis. *Neuroscience letters* **438**(3), 340 – 345 (2008). DOI 10.1016/j.neulet.2008.04.083
- [282] Richardson, M.J., Marsh, K.L., Isenhour, R.W., Goodman, J.R.L., Schmidt, R.C. : Rocking together : dynamics of intentional and unintentional interpersonal coordination. *Human movement science* **26**(6), 867 – 891 (2007). DOI 10.1016/j.humov.2007.07.002
- [283] Rizzolatti, G., Craighero, L. : The mirror-neuron system. *Annual review of neuroscience* **27**, 169 – 192 (2004). DOI 10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230
- [284] Rizzolatti, G., Fadiga, L., Gallese, V., Fogassi, L. : Premotor cortex and the recognition of motor actions. *Cognitive Brain Research* **3**(2), 131–141 (1996). DOI 10.1016/0926-6410(95)00038-0. Mental representations of motor acts
- [285] Rokni, U., Sompolinsky, H. : How the brain generates movement. *Neural computation* **24**(2), 289 – 331 (2012). DOI 10.1162/NECO_a_00223

- [286] Rolf, M., Hanheide, M., Rohlfing, K.J. : Attention via synchrony : Making use of multimodal cues in social learning. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development* **1**(1), 55–67 (2009). DOI 10.1109/TAMD.2009.2021091
- [287] Ronsse, R., Vitiello, N., Lenzi, T., van den Kieboom, J., Carrozza, M.C., Ijspeert, A.J. : Human–robot synchrony : Flexible assistance using adaptive oscillators. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **58**(4), 1001–1012 (2011). DOI 10.1109/TBME.2010.2089629
- [288] Rotella, M.F., Koehler, M., Nisky, I., Bastian, A.J., Okamura, A.M. : Adaptation to visuomotor rotation in isometric reaching is similar to movement adaptation. In : 2013 IEEE 13th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), pp. 1–6 (2013). DOI 10.1109/ICORR.2013.6650431
- [289] Rubinstein, R.Y., Kroese, D.P. : *The Cross Entropy Method : A Unified Approach To Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation (Information Science and Statistics)*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2004)
- [290] de Rugy, A., Salesse, R., Oullier, O., Temprado, J.J. : A neuro-mechanical model for interpersonal coordination. *Biological Cybernetics* **94**(6), 427–443 (2006). DOI 10.1007/s00422-006-0059-7
- [291] de Rugy, A., Salesse, R., Oullier, O., Temprado, J.J. : A neuro-mechanical model for interpersonal coordination. *Biological Cybernetics* (2006). DOI 10.1007/s00422-006-0059-7
- [292] Runge, C.F., Zajac, F., Allum, J., Risher, D.W., Bryson, A., Honegger, F. : Estimating net joint torques from kinesiological data using optimal linear system theory. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **42**, 1158–1164 (1995)
- [293] Russell, S. : Learning agents for uncertain environments (extended abstract). In : *Proceedings of the Eleventh Annual Conference on Computational Learning Theory, COLT' 98*, p. 101–103. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (1998). DOI 10.1145/279943.279964
- [294] Sadoughi, N., Pereira, A., Jain, R., Leite, I., Lehman, J. : Creating prosodic synchrony for a robot co-player in a speech-controlled game for children. *2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)* pp. 91–99 (2017)
- [295] Sainte-Marie, M. : *La synchronisation et la cadence*. Ph.D. thesis, Université du Québec à Montréal (2008)
- [296] Sato, T., Hashimoto, M., Tsukahara, M. : Synchronization based control using online design of dynamics and its application to human-robot interaction. In : *2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 652–657 (2007). DOI 10.1109/ROBIO.2007.4522239
- [297] Schaal, S. : Learning from demonstration. In : *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, pp. 1040–1046. MIT Press, Cambridge, MA (1997)
- [298] Schaal, S. : Dynamic movement primitives -a framework for motor control in humans and humanoid robotics. *Adaptive Motion of Animals and Machines* pp. 261–280 (2004). DOI 10.1007/4-431-31381-8_23
- [299] Schaal, S., Atkeson, C.G. : Constructive incremental learning from only local information. *Neural Comput.* **10**(8), 2047–2084 (1998). DOI 10.1162/089976698300016963
- [300] Schaal, S., Atkeson, C.G. : Learning control in robotics. *IEEE Robotics Automation Magazine* **17**(2), 20 – 29 (2010). DOI 10.1109/MRA.2010.936957
- [301] Schmidt, R., Bienvenu, M., Fitzpatrick, P.A., Amazeen, P.G. : A comparison of intra- and interpersonal interlimb coordination : coordination breakdowns and coupling strength. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance* **24**(3), 884 – 900 (1998). DOI 10.1037//0096-1523.24.3.884

- [302] Schmidt, R., Christianson, N., Carello, C., Baron, R. : Effects of social and physical variables on between-person visual coordination. *Ecological Psychology* **6**(3), 159–183 (1994). DOI 10.1207/s15326969eco0603_1
- [303] Schmidt, R., Fitzpatrick, P. : Embodied synchronization and complexity in a verbal interaction. *Nonlinear dynamics, psychology, and life sciences* **23**, 199–228 (2019)
- [304] Schmidt, R., Fitzpatrick, P., Caron, R., Mergeche, J. : Understanding social motor coordination. *Human movement science* **30**(5), 834 – 845 (2011). DOI 10.1016/j.humov.2010.05.014
- [305] Schmidt, R., O’Brien, B. : Evaluating the dynamics of unintended interpersonal coordination. *Ecological Psychology* **9**(3), 189 – 206 (1997). DOI 10.1207/s15326969eco0903_2
- [306] Schmidt, R.C., Carello, C., Turvey, M.T. : Phase transitions and critical fluctuations in the visual coordination of rhythmic movements between people. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* **16**(2), 227 – 247 (1990). DOI 10.1037/0096-1523.16.2.227
- [307] Schmidt, R.C., Richardson, M.J. : Dynamics of Interpersonal Coordination., chap. Understanding Complex Systems. Springer (2008). DOI 10.1007/978-3-540-74479-5_14
- [308] Schmidt, R.C., Richardson, M.J., Arsenault, C., Galantucci, B. : Visual tracking and entrainment to an environmental rhythm. *J Exp Psychol Hum Percept Perform.* **33**(4), 860 – 870 (2007). DOI 10.1037/0096-1523.33.4.860
- [309] Schmidt, R.C., Turvey, M.T. : Phase-entrainment dynamics of visually coupled rhythmic movements. *Biological Cybernetics* **70**(4), 369 – 376 (1994). DOI 10.1007/BF00200334
- [310] Schöner, G., Haken, H., Kelso, J.A. : A stochastic theory of phase transitions in human hand movement. *Biological cybernetics* **53**(4), 247 – 257 (1986). DOI 10.1007/BF00336995
- [311] Schroeder, C.E., Lakatos, P. : Low-frequency neuronal oscillations as instruments of sensory selection. *Trends Neurosci.* **32**(1), 9 – 18 (2009). DOI 10.1016/j.tins.2008.09.012
- [312] Schröter, H., Frei, L.S., Ulrich, R., Miller, J. : The auditory redundant signals effect : an influence of number of stimuli or number of percepts? *Atten Percept Psychophys.* **71**(6), 1375 – 1384 (2009). DOI 10.3758/APP.71.6.1375
- [313] Schulman, J., Levine, S., Abbeel, P., Jordan, M., Moritz, P. : Trust region policy optimization. In : F. Bach, D. Blei (eds.) *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, Proceedings of Machine Learning Research*, vol. 37, pp. 1889–1897. PMLR, Lille, France (2015)
- [314] Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., Klimov, O. : Proximal policy optimization algorithms (2017)
- [315] Schultz, W., Dayan, P., Montague, P.R. : A neural substrate of prediction and reward. *Science* **275**(5306), 1593–1599 (1997). DOI 10.1126/science.275.5306.1593
- [316] Scott Kelso, J., Holt, K.G., Rubin, P., Kugler, P.N. : Patterns of human interlimb coordination emerge from the properties of non-linear, limit cycle oscillatory processes : theory and data. *Journal of motor behavior* **13**(4), 226 – 261 (1981). DOI 10.1119/1.1501118
- [317] Sebanz, N., Bekkering, H., Knoblich, G. : Joint action : bodies and minds moving together. *Trends in Cognitive Sciences* **10**(2), 70–76 (2006). DOI 10.1016/j.tics.2005.12.009
- [318] Sebanz, N., Knoblich, G. : Prediction in joint action : What, when, and where. *Topics in Cognitive Science* **1**(2), 353–367 (2009). DOI 10.1111/j.1756-8765.2009.01024.x
- [319] Shadmehr, R., Krakauer, J.W. : A computational neuroanatomy for motor control. *Experimental Brain Research* volume **185**, 359 – 381 (2008). DOI 10.1007/s00221-008-1280-5

- [320] Shadmehr, R., Mussa-Ivaldi, F. : Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. In : *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience* (1994)
- [321] Shamsuddin, S., Yussof, H., Ismail, L.I., Mohamed, S., Hanapiah, F.A., Zaharid, N.I. : Humanoid robot nao interacting with autistic children of moderately impaired intelligence to augment communication skills. *Procedia Engineering*, 41 pp. 1533–1538 (2012). DOI 10.1016/j.proeng.2012.07.346
- [322] Shen, Q., Dautenhahn, K., Saunders, J., Kose, H. : Can real-time, adaptive human–robot motor coordination improve humans’ overall perception of a robot? *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development* **7**(1), 52 – 64 (2015). DOI 10.1109/TAMD.2015.2398451
- [323] Shen, Q., Kose-Bagci, H., Saunders, J., Dautenhahn, K. : The impact of participants’ beliefs on motor interference and motor coordination in human–humanoid interactions. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development* **3**(1), 6–16 (2011). DOI 10.1109/TAMD.2010.2089790
- [324] Shockley, K., Baker, A.A., Richardson, M.J., Fowler, C.A. : Articulatory constraints on interpersonal postural coordination. *J Exp Psychol Hum Percept Perform.* **33**(1), 201–208 (2007). DOI 10.1037/0096-1523.33.1.201
- [325] Shockley, K., Richardson, D.C., Dale, R. : Conversation and coordinative structures. *Topics in Cognitive Science* **1**(2), 305 – 319 (2009). DOI 10.1111/j.1756-8765.2009.01021.x
- [326] Shockley, K., Santana, M.V., Fowler, C.A. : Mutual interpersonal postural constraints are involved in cooperative conversation. *J Exp Psychol Hum Percept Perform.* **29**(2), 326–332 (2003). DOI 10.1037/0096-1523.29.2.326
- [327] Sigaud, O., Peters, J. : From motor learning to interaction learning in robots. In : O. Sigaud, J. Peters (eds.) *From Motor Learning to Interaction Learning in Robots*, pp. 1 – 12. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2010). DOI 10.1007/978-3-642-05181-4_1
- [328] Silva, S., Soares, F., Costa, S., Pereira, A.P., Moreira, F. : Development of skills in children with asd using a robotic platform. In : *2012 IEEE 2nd Portuguese Meeting in Bioengineering (ENBENG)*, pp. 1–4 (2012). DOI 10.1109/ENBENG.2012.6331347
- [329] Silver, D., Lever, G., Heess, N., Degris, T., Wierstra, D., Riedmiller, M. : Deterministic Policy Gradient Algorithms. In : *ICML*. Beijing, China (2014)
- [330] Smits-Engelsman, B.C.M., Van Galen, G.P., Duysens, J. : The breakdown of fitts’ law in rapid, reciprocal aiming movements. *Experimental Brain Research* **145**(2), 222–230 (2002). DOI 10.1007/s00221-002-1115-8
- [331] So, W., Wong, M., Cabibihan, J., Lam, C., Chan, R., Qian, H. : Using robot animation to promote gestural skills in children with autism spectrum disorders. *Journal of Computer Assisted Learning* (2016). DOI <https://doi.org/10.1111/jcal.12159>
- [332] Sober, S.J., Sabes, P.N. : Flexible strategies for sensory integration during motor planning. *Nature Neuroscience* **8**(4), 490 – 497 (2005). DOI 10.1038/nn1427
- [333] Sorg, J., Lewis, R.L., Singh, S. : Reward design via online gradient ascent. In : J. Lafferty, C. Williams, J. Shawe-Taylor, R. Zemel, A. Culotta (eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 23. Curran Associates, Inc. (2010)
- [334] Spall, J.C. : *Introduction to stochastic search and optimization : estimation, simulation, and control*. John Wiley & Sons, Ltd (2003)
- [335] Sternad, D., Dean, W.J., Schaal, S. : Interaction of rhythmic and discrete pattern generators in single-joint movements. *Human Movement Science* **19**, 627 – 664 (2000). DOI 10.1016/S0167-9457(00)00028-2

- [336] Stienen, A.H.A., Schouten, A.C., Schuurmans, J., van der Helm, F.C.T. : Analysis of reflex modulation with a biologically realistic neural network. *Journal of computational neuroscience* **23**(3), 333–348 (2007). DOI 10.1007/s10827-007-0037-7
- [337] Strogatz, Stewart, I. : Coupled oscillators and biological synchronization. *Scientific American* **269**(6) (1993). DOI 10.1038/scientificamerican1293-102
- [338] Strogatz, S.H. : *Nonlinear dynamic and chaos*. Perseus Books (1994)
- [339] Sutton, R., Barto, A. : Learning to predict by the methods of temporal differences. *Machine Learning* **3**, 9 – 44 (1988). DOI 10.1007/BF00115009
- [340] Sutton, R., Barto, A. : Reinforcement learning : An introduction. *IEEE Transactions on Neural Networks* **9**(5), 1054 – 1054 (1998). DOI 10.1109/TNN.1998.712192
- [341] Sutton, R.S., McAllester, D., Singh, S., Mansour, Y. : Policy gradient methods for reinforcement learning with function approximation. In : S. Solla, T. Leen, K. Müller (eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 12. MIT Press (2000)
- [342] Tassinari, H., Hudson, T.E., Landy, M.S. : Combining priors and noisy visual cues in a rapid pointing task. *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience* **26**(40), 10154–10163 (2006). DOI 10.1523/JNEUROSCI.2779-06.2006
- [343] Tatsukawa, K., Nakano, T., Ishiguro, H., Yoshikawa, Y. : Eyeblink synchrony in multimodal human-android interaction. *Scientific Reports* **6**(39718) (2016). DOI 10.1038/srep39718
- [344] Temprado, J.J., Laurent, M. : Attentional load associated with performing and stabilizing a between-persons coordination of rhythmic limb movements. *Acta psychologica* **115**(1), 1 – 16 (2004). DOI <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2003.09.002>
- [345] Tennyson, M., Kuester, D.A., Casteel, J., Nikolopoulos, C. : Accessible robots for improving social skills of individuals with autism. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research* (2016). DOI 10.1515/jaiscr-2016-0020
- [346] Teulier, C., Smith, B.A., Kubo, M., Chang, C.L., Moerchen, V., Murazko, K., Ulrich, B.D. : Stepping responses of infants with myelomeningocele when supported on a motorized treadmill. *Physical therapy* **89**(1), 60–72 (2009). DOI 10.2522/ptj.20080120
- [347] Thelen, E., Smith, L.B. : *A dynamic systems approach to the development of cognition and action*. MIT Press/Bradford book series in cognitive psychology. The MIT Press, Cambridge, MA, US (1994)
- [348] Thelen, E., Ulrich, B.D. : Hidden skills : A dynamic systems analysis of treadmill stepping during the first year. *Monographs of the Society for Research in Child Development* **56**(1), 104–104 (1991). DOI 10.2307/1166099
- [349] Tiruneh, G. : The relationship between physical activity and body mass index : Issues in model specification. *Nature Precedings* (2009). DOI 10.1038/npre.2009.2758.4
- [350] Todorov, E., Jordan, M.I. : Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nature neuroscience* **5**(11), 1226 – 1235 (2002). DOI 10.1038/nn963
- [351] Tognoli, E., Lagarde, J., DeGuzman, G.C., Kelso, J.A.S. : The phi complex as a neuromarker of human social coordination. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **104**(19), 8190 – 8195 (2007). DOI 10.1073/pnas.0611453104
- [352] Toussaint, M., Storkey, A., Harmeling, S. : *Expectation-Maximization methods for solving (PO)MDPs and optimal control problems*. Cambridge University Press, Cambridge, UK (2012)
- [353] Turrell, Y.N.D., Thomas, P., Giersch, A. : Attention for movement production : Abnormal profiles in schizophrenia. *Schizophr Res.* (2006). DOI 10.1016/j.schres.2006.02.013

- [354] Ubukata, T., Kotosaka, S., Ohtaki, H. : Trajectory generation for adaptive motion by phase feedback – synchronization of multicycle human movement –. *Journal of Robotics and Mechatronics* **21**(3), 342 – 352 (2009). DOI 10.20965/jrm.2009.p0342
- [355] Ulrich, B.D. : Opportunities for early intervention based on theory, basic neuroscience, and clinical science. *Physical therapy* **90**(12), 1868–1880 (2010). DOI 10.2522/ptj.20100040
- [356] van Ulzen, N.R., Lamoth, C.J.C., Daffertshofer, A., Semin, G.R., Beek, P.J. : Characteristics of instructed and uninstructed interpersonal coordination while walking side-by-side. *Neurosci Lett.* **432**(2), 88 – 93 (2008). DOI 10.1016/j.neulet.2007.11.070
- [357] Uno, Y., Kawato, M., Suzuki, R. : Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement. *Biological Cybernetics* **61**(2) (1989). DOI 10.1007/BF00204593
- [358] Valencia, A.L., Froese, T. : What binds us? inter-brain neural synchronization and its implications for theories of human consciousness. *Neuroscience of consciousness* **2020**(1) (2020). DOI 10.1093/nc/niaa010
- [359] Valero-Cuevas, F., Hoffmann, H., Kurse, M., Kutch, J., Theodorou, E. : Computational models for neuromuscular function. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering* **2**, 110 – 135 (2009). DOI 10.1109/rbme.2009.2034981
- [360] Varlet, M., Marin, L., Issartel, J., Schmidt, R.C., Bardy, B. : Continuity of visual and auditory rhythms influences sensorimotor coordination. *PLoS ONE* **7**(9), e44082 (2012). DOI 10.1371/journal.pone.0044082
- [361] Varlet, M., Marin, L., Raffard, S., Schmidt, R., Capdevielle, D., Boulenger, J., Del-Monte, J., Bardy, B. : Impairments of social motor coordination in schizophrenia. *PLoS One* (2012). DOI 10.1371/journal.pone.0029772
- [362] Varoqui, D., Froger, J., Lagarde, J., Pélissier, J.Y., Bardy, B.G. : Changes in preferred postural patterns following stroke during intentional ankle/hip coordination. *Gait & posture* **32**(1), 34 – 38 (2010). DOI 10.1016/j.gaitpost.2010.03.004
- [363] Vicaria, I., Dickens, L. : Meta-analyses of the intra- and interpersonal outcomes of interpersonal coordination. *Journal of Nonverbal Behavior* **40**(4), 335 – 361 (2016). DOI 10.1007/s10919-016-0238-8
- [364] Vijayakumar, S., D’Souza, A., Schaal, S. : Incremental online learning in high dimensions. *Neural computation* **17**(12), 2602 – 2634 (2005). DOI 10.1162/089976605774320557
- [365] Viviani, P., Stucchi, N. : Biological movements look uniform : Evidence of motor–perceptual interactions. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception & Performance* **18**(3), 603 – 623 (1992). DOI 10.1037//0096-1523.18.3.603
- [366] Voelkl, B., Fritz, J. : Relation between travel strategy and social organization of migrating birds with special consideration of formation flight in the northern bald ibis. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences* **372**(1727) (20201720). DOI 10.1098/rstb.2016.0235
- [367] Wada, Y., Kawato, M. : A via-point time optimization algorithm for complex sequential trajectory formation. *Neural Networks* **17**(3), 353 – 364 (2004). DOI 10.1016/j.neunet.2003.11.009
- [368] Walker, T.J. : Acoustic synchrony : Two mechanisms in the snowy tree cricket. *Science* **166**(3907), 891–894 (1969). DOI 10.1126/science.166.3907.891
- [369] Watkins, C.C. : Learning from delayed rewards. Ph.D. thesis, Cambridge University (1989)
- [370] Watson, J.S. : Smiling, cooing, and "the game". *Merrill-Palmer Quarterly of Behavior and Development* **18**(4), 323–339 (1972). DOI 10.1126/science.166.3907.891

- [371] Watson, J.S. : Perception of contingency as a determinant of social responsiveness. In : E.B.T. (Ed.) (ed.) *The origins of social responsiveness*, pp. 33 – 64. New York : Erlbaum (1979)
- [372] White, O., Gaveau, J., Bringoux, L., Crevecoeur, F. : The gravitational imprint on sensorimotor planning and control. *Journal of neurophysiology* **124**, 4–19 (2020). DOI 10.1152/jn.00381.2019
- [373] Williamson, M.M. : Neural control of rhythmic arm movements. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society* **11**, 1379 – 1394 (1998). DOI 10.1016/s0893-6080(98)00048-3
- [374] Williamson, M.M. : Oscillators and crank turning : exploiting natural dynamics with a humanoid robot arm. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences* **361**(1811), 2207–2223 (2003). DOI 10.1098/rsta.2003.1272
- [375] Wilson, M., Wilson, T.P. : An oscillator model of the timing of turn-taking. *Psychonomic Bulletin & Review* **12**, 957 – 968 (2005). DOI 10.3758/BF03206432
- [376] Wiltermuth, S.S., Heath, C. : Synchrony and cooperation. *Psychological science* **20**(1), 1 – 5 (2009). DOI 10.1111/j.1467-9280.2008.02253.x
- [377] Wochner, I., Driess, D., Zimmermann, H., Haeufle, D.F.B., Toussaint, M., Schmitt, S. : Optimality principles in human point-to-manifold reaching accounting for muscle dynamics. *Frontiers in Computational Neuroscience* **14**, 38 (2020). DOI 10.3389/fncom.2020.00038
- [378] Wolpert, D., Ghahramani, Z., Jordan, M. : An internal model for sensorimotor integration. *Science* **269**(5232), 1880–1882 (1995). DOI 10.1126/science.7569931
- [379] Wolpert, D.M. : Probabilistic models in human sensorimotor control. *Human Movement Science* **26**(4), 511–524 (2007). DOI 10.1016/j.humov.2007.05.005
- [380] Wulf, G., Mcnevin, N.H., Shea, C.H. : Selective attention desynchronizes automatic movements. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology* **54**(4), 1143 – 1154 (2001). DOI 10.1080/713756012
- [381] Wulf, G., Shea, C.H., Park, J.H. : Attention and motor performance : Preferences for and advantages of an external focus. *Research quarterly for exercise and sport* **72**(4), 335 – 344 (2002). DOI 10.1080/02701367.2001.10608970
- [382] Yun, K., Watanabe, K., Shimojo, S. : Interpersonal body and neural synchronization as a marker of implicit social interaction. *Scientific reports* **2**(259), 323–339 (2012). DOI 10.1038/srep00959
- [383] Zaal, F., Bootsma, R., van Wieringen, P. : Dynamics of reaching for stationary and moving objects : Data and model. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* **25**, 149 – 161 (1999). DOI 10.1037/0096-1523.25.1.149
- [384] Zahalak, G.I., Ma, S.P. : Muscle activation and contraction : Constitutive relations based directly on cross-bridge kinetics. *Journal of Biomechanical Engineering* **112**(1), 52–62 (1990). DOI 10.1115/1.2891126
- [385] Zajac, F.E. : Muscle and tendon : properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical reviews in biomedical engineering* **17**(4), 359 – 411 (1989). DOI 10.1017/S0263574703005344
- [386] Zajac, F.E. : How musculotendon architecture and joint geometry affect the capacity of muscles to move and exert force on objects : A review with application to arm and forearm tendon transfer design. *The Journal of Hand Surgery* **17**(5), 799–804 (1992). DOI 10.1016/0363-5023(92)90445-U

-
- [387] Zehr, E.P., Carroll, T.J., Chua, R., Collins, D.F., Frigon, A., Haridas, C., Hundza, S.R., Thompson, A.K. : Possible contributions of cpg activity to the control of rhythmic human arm movement. *Canadian Journal of Physiology and Pharmacology* **82**(8 - 9), 556 – 568 (2004). DOI 10.1139/y04-056
- [388] Zhang, X., Hashimoto, M. : Sbc for motion assist using neural oscillator. 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation pp. 659–664 (2009)
- [389] Zhang, X., Zheng, W., Yuan, X. : Selective attention desynchronizes automatic movements. *Journal of Vision* **19**(10), 109 (2019). DOI 10.1167/19.10.109
- [390] Zheng, Z., Young, E.M., Swanson, A.R., Weitlauf, A.S., Warren, Z.E., Sarkar, N. : Robot-mediated imitation skill training for children with autism. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* (2016). DOI 10.1109/TNSRE.2015.2475724
- [391] Zucker, M., Bagnell, J.A. : Reinforcement planning : Rl for optimal planners. In : 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1850–1855 (2012). DOI 10.1109/ICRA.2012.6225036