



HAL
open science

Gravité et contrôle sensori-moteur des adaptations rythmiques

Quitterie Pilon, Catherine Pelachaud, Laura Cohen, Ghiles Mostafaoui

► To cite this version:

Quitterie Pilon, Catherine Pelachaud, Laura Cohen, Ghiles Mostafaoui. Gravité et contrôle sensori-moteur des adaptations rythmiques. Workshop sur les “Affects, Compagnons Artificiels et Interactions” (WACAI '24), Jun 2024, Bordeaux, France. hal-04915414

HAL Id: hal-04915414

<https://hal.science/hal-04915414v1>

Submitted on 27 Jan 2025

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.

Gravité et contrôle sensori-moteur des adaptations rythmiques

Quitterie Pilon¹, Catherine Pelachaud², Laura Cohen¹ et Ghilès Mostafaoui¹,

¹ ETIS UMR 8051, CY Cergy-Paris Université, ENSEA, CNRS, 95000 Cergy, France,
{quitterie.pilon, laura.cohen, ghiles.mostafaoui}@cyu.fr

² ISIR UMR 7222 Université Sorbonne, CNRS, INSER, 75005 Paris, France, catherine.pelachaud@sorbonne-universite.fr

CCS CONCEPTS

• **Computing methodologies** → *Computational control theory*.

MOTS CLÉS

Contrôle moteur, Mouvements rythmiques, Contrôle musculaire en force

1 INTRODUCTION

L'être humain peut produire différents types de mouvements. On peut ainsi différencier les mouvements discrets des mouvements rythmiques [7]. D'un point de vue comportemental, les adaptations rythmiques ont été largement étudiées dans le cadre des coordinations interpersonnelles. Ces études ont permis de mettre en évidence que les processus perceptivo-moteurs qui sont à l'origine des coordinations des mouvements rythmiques étaient semblables aux processus dynamiques observés dans les systèmes d'oscillateurs couplés[6].

D'un point de vue neurobiologique, certaines études montrent l'existence, chez l'humain, de structures neuronales autonomes, appelées réseaux locomoteurs spinaux, capables de produire des signaux rythmiques sans excitations extérieures et supposées contribuer au contrôle du mouvement rythmique [10][3]. D'autres travaux ont également démontré la présence de composante oscillatoire dans le cortex moteur [2].

Néanmoins, la nature précise du contrôle sensorimoteur permettant la genèse des adaptations rythmiques reste encore très discutée. Notamment, les avis divergent sur le type de commande motrice envoyée aux muscles (oscillatoire ou discrete) et la nature de l'asservissement par la donnée sensorielle (position, vitesse, accélération etc.) [4]. A ce titre, *Aubin, 2022* a proposé un modèle permettant de faire le lien entre les commandes motrices envoyées aux muscles d'un bras humain simulé virtuellement et le caractère de type systèmes oscillatoires couplés des mouvements produits [1]. Le contrôle est basé sur un asservissement visuel en utilisant uniquement les données de vitesse (flot optique) pour être en adéquation avec les différentes études qui montrent que les adaptations rythmiques restent possibles en vision périphérique.

Néanmoins, ce modèle bien que prometteur, ne tient pas compte de la gravité et des effets d'inertie pourtant primordiaux à la production des dynamiques de mouvement. En effet, de nombreux auteurs ont montré l'importance des effets gravitationnels sur la planification et la réalisation des mouvements. A titre d'exemple, chez l'humain, des différences notables de processus de planification ont été remarquées lors de réalisation de mouvements ascendants et descendants [9].

L'objectif de notre étude est donc de développer et de valider un modèle computationnel d'un bras humain simulé virtuellement, pour simuler le contrôle moteur dans le cadre des adaptations

rythmiques, en prenant en compte spécifiquement l'intégration de la gravité via un contrôle dynamique. Ce modèle pourrait être intégré dans un agent virtuel humanoïde afin d'obtenir une meilleure gestion des dynamiques des mouvements.

2 MÉTHODOLOGIES

2.1 Modèle du bras simulé et gravité

Le modèle physiologique du bras simulé que nous avons utilisé reprend celui d'*Aubin, (2022)* [1]. L'architecture du bras se base sur celle de *Kambara et al., (2006)* [8]. Nous avons travaillé ici uniquement sur des mouvements à un seul degré de liberté avec l'articulation de l'épaule. Un seul couple de muscles (fléchisseur / extenseur) a donc été considéré. La modélisation a été réalisée via le simulateur Gazebo multi-robot (version 11.10.2). La gravité, qui n'était pas prise en compte dans l'environnement de simulation dans le modèle d'*Aubin, (2022)*, a été intégrée à l'aide du moteur physique ODE (Open Dynamics Engine, Physique Newtonnienne).

2.2 Contrôle en force

Le contrôle en force qui régit la dynamique des muscles est basé sur celui présenté par *Guigon, Baraduc et Desmurget, (2007)*[5]. Le calcul de la force développée par un muscle suit l'équation suivante :

$$F = \Gamma * PCSA * F_a(u) * (F_v * F_L + F_p)$$

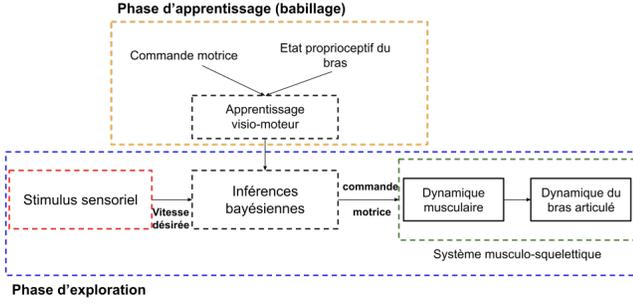
avec u la commande musculaire, Γ le facteur de mise à l'échelle de la tension, $PCSA$ la surface de section physiologique, F_a la force relative à l'activation musculaire, F_v celle relative à la vitesse musculaire, F_L celle relative à la longueur musculaire et F_p la force passive.

2.3 Apprentissage et contrôle sensorimoteur

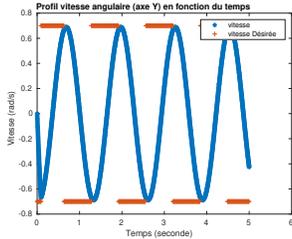
L'architecture du contrôleur sensorimoteur utilisé est similaire à celle développée par *Aubin, (2022)*, voir figure 1.a.

La phase d'apprentissage repose sur une phase d'exploration dite de babillage moteur. Différentes commandes motrices sont envoyées aux muscles. L'objectif est d'apprendre l'association qui existe entre l'état proprioceptif du bras, les commandes musculaires et les vitesses atteintes. L'état proprioceptif du bras correspond au vecteur contenant les longueurs musculaires (fléchisseur et extenseur) et les vitesses musculaires (fléchisseur et extenseur) calculées à partir de l'angle et de la vitesse initiaux du bras. Pour éviter une explosion combinatoire, nous avons discrétisé de la manière suivante : les commandes motrices varient de 0 à 1 avec un pas de 0.1, l'angle initial de -50° à 50° avec un pas de 10° et la vitesse du bras de $-100^\circ/s$ à $100^\circ/s$ avec un pas de $10^\circ/s$.

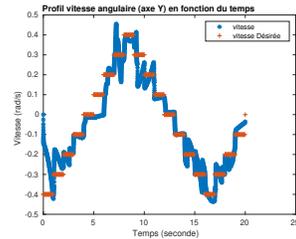
Pour chaque commande motrice (envoyée pendant une seconde), la vitesse apprise est celle mesurée, après l'arrêt de l'envoi des commandes motrices, au moment où l'accélération s'annule.



(a) Architecture du modèle de contrôle sensorimoteur



(b) Courbes des vitesses obtenues après apprentissage quand le bras essaye d'atteindre une vitesse désirée puis son opposé SANS co-contraction



(c) Courbes des vitesses obtenues quand le bras essaye d'atteindre des vitesses désirées et de maintenir ces vitesses durant une seconde AVEC co-contraction

FIGURE 1 : Architecture du modèle de contrôle sensorimoteur et courbes des vitesses obtenues lors de deux tests différents en fonction du temps.

En phase d'exploitation, l'objectif est de trouver la commande motrice la plus susceptible de permettre au bras d'atteindre une vitesse désirée (adaptation rythmique) étant donné son état proprioceptif. Pour ce faire, nous calculons, pour chaque commande u_j , la probabilité de produire un mouvement à une vitesse désirée v_d :

$$P(u_j|v_d) = \frac{\overbrace{P(v_d|u_j)}^{\text{a posteriori}} * \overbrace{P(u_j)}^{\text{Vraisemblance a priori}}}{\underbrace{\sum P(v_d|u_j) * P(u_j)}_{\text{Terme de normalisation}}} \quad (1)$$

Le terme de vraisemblance noté $P(v_d|u_j)$ est calculé comme suit : $P(v_d|u_j) = e^{-\frac{|v_d - v_{uj}|}{\tau}}$ avec $\tau = 0.01$ une constante définie empiriquement. v_{uj} est la vitesse produite par la commande u_j lors de la phase d'apprentissage. La commande sélectionnée est celle qui maximise la probabilité $P(u_j|v_d)$.

3 RÉSULTATS

Le modèle a été testé sur sa capacité à atteindre et maintenir des vitesses désirées. Dans un premier temps, l'apprentissage a été réalisé sans co-contraction musculaire. Un seul muscle, fléchisseur ou extenseur, est activé à la fois. Les résultats illustrés figure 1.b montrent qu'en phase d'exploitation, le bras était capable d'atteindre des vitesses désirées représentées par un signal carré (alternance entre 0.7 et -0.7 rd/s). Néanmoins, à cause des effets gravitationnels, le bras n'est pas capable de maintenir une vitesse produite sur une longue période de temps.

Il a donc été nécessaire d'avoir un apprentissage tenant compte des co-contractions musculaires. On peut voir, figure 1.c, le résultat de l'exploitation de cet apprentissage. Si globalement, le bras arrive à atteindre et maintenir les vitesses demandées, certaines d'entre elles n'ont pas été atteintes ou correctement maintenues. Cela résulte du fait que certains états proprioceptifs du bras n'ont jamais été rencontrés durant l'apprentissage. Afin de pallier à ce problème, il faudrait permettre un apprentissage en continu en phase d'exploitation.

Les dépenses énergétiques ont été calculées comme suit :

$E = \sum_{i \in N} (u_i^{flex} + u_i^{ext})^2$. u_i^{flex} et u_i^{ext} sont respectivement les commandes motrices envoyées au muscle fléchisseur et extenseur à l'itération i . La valeur moyenne de E est de 7884 sur l'ensemble des phases montantes et 2406 sur les phases descendantes. L'énergie nécessaire pour atteindre des vitesses désirées lorsque le bras doit lutter contre les effets de la gravité est plus importante que lors de la réalisation des mouvements descendants. Ces résultats concordent avec les résultats des études sur les mouvements humain [9].

4 CONCLUSION

En conclusion, notre modèle étend l'architecture proposée par Aubin, (2022) pour le contrôle sensorimoteur des adaptations rythmiques en utilisant uniquement un asservissement en vitesse. Plus précisément, nous avons montré la capacité de notre modèle à s'adapter à des vitesses désirées dans un environnement prenant en compte la gravité. Par ailleurs, les mesures d'énergie réalisées ont montré que le modèle a intégré efficacement la gravité avec, comme le montre de nombreuses études récentes sur le mouvement humain, une gestion non linéaire et différenciée des mouvements ascendants et descendants. Des améliorations notables restent néanmoins à être apportées notamment concernant le nombre de degré de liberté utilisé ainsi que l'ajout de frottements pour avoir un modèle biologiquement plus réaliste.

RÉFÉRENCES

- [1] Lise Aubin. 2022. *Entraînement rythmique non-intentionnel et processus attentionnels en interaction homme machine*. PhD thesis. Université de Montpellier.
- [2] Mark M. Churchland, John P. Cunningham, Matthew T. Kaufman, Justin D. Foster, Paul Nuyujukian, Stephen I. Ryu, and Krishna V. Shenoy. [n. d.]. Neural population dynamics during reaching. 487, 7405 (07 [n. d.]), 51–56.
- [3] Simon M. Danner, Ursula S. Hofstoetter, Brigitta Freundl, Heinrich Binder, Winfried Mayr, Frank Rattay, and Karen Minassian. 2015. Human spinal locomotor control is based on flexibly organized burst generators. 138, 3 (03 2015), 577–588.
- [4] Sarah Degallier and Auke Ijspeert. 2010. Modeling discrete and rhythmic movements through motor primitives : a review. *Biological Cybernetics* 103, 4 (Oct. 2010), 319–338.
- [5] Emmanuel Guigon, Pierre Baraduc, and Michel Desmurget. 2007. Coding of movement- and force-related information in primate primary motor cortex : a computational approach : Optimal motor control. 26, 1 (06 2007), 250–260.
- [6] H. Haken, J. A. S. Kelso, and H. Bunz. 1985. A theoretical model of phase transitions in human hand movements. *Biological Cybernetics* 51, 5 (Feb. 1985), 347–356.
- [7] Neville Hogan and Dagmar Sternad. 2007. On rhythmic and discrete movements : reflections, definitions and implications for motor control. 181, 1 (07 2007), 13–30.
- [8] Hiroyuki Kambara, Kyoungsik Kim, Duk Shin, Makoto Sato, and Yasuharu Koike. 2006. Motor Control-Learning Model for Reaching Movements. (2006).
- [9] Charalambos Papaxanthis, Thierry Pozzo, and Marco Schieppati. 2003. Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed. 148, 4 (02 2003), 498–503.
- [10] E Paul Zehr, Timothy J Carroll, Romeo Chua, David F Collins, Alain Frigon, Carlos Haridas, Sandra R Hundza, and Aiko Kido Thompson. 2004. Possible contributions of CPG activity to the control of rhythmic human arm movement. *Canadian Journal of Physiology and Pharmacology* 82, 8-9 (2004), 556–568.