

Rapport PRDA

Contrôle neuromorphique : un contrôle inspiré par les neurones

GUENNOUNI Omar
Février 2025

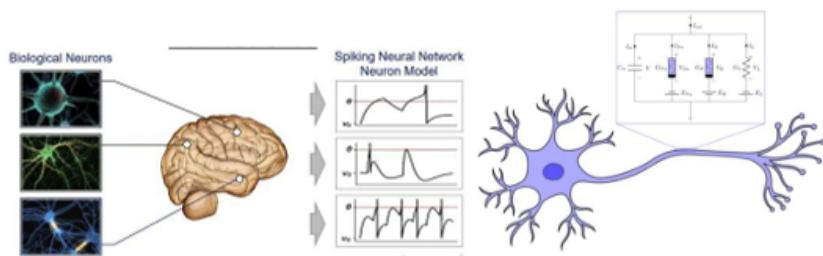


Table des matières

1	Introduction	4
1	Contexte et motivation :	4
2	Objectifs du projet :	4
2	État de l'art et principes théoriques :	5
1	Les réseaux de neurones et leur application aux systèmes dynamiques	5
2	Choix du modèle HCO et justification	5
3	Application aux systèmes non linéaires : commande du pendule	6
3	Architecture du système :	7
1	Présentation générale du modèle	7
2	Schéma fonctionnel du système :	8
2.1	Le pendule : Modélisation et équations dynamiques	8
2.2	Détection des événements critiques	9
2.3	Modélisation du contrôleur neuronal : les HCOs	10
2.4	Adaptation dynamique des gains d'amplitude et de fréquence	12
2.5	Bloc de contrôle moteur	14
4	Analyse et Discussion des Résultats	16
1	Facteurs influençant la qualité d'adaptation et l'oscillation du pendule	16
2	Premier Résultat	17
3	Proposition d'amélioration du système	18
4	Limites des ajustements et persistance des instabilités	19
5	Conclusion et Perspectives	20

Résumé

Ce projet porte sur la conception et la mise en œuvre d'un contrôleur bio-inspiré basé sur un oscillateur neuronal (HCO) pour réguler les oscillations d'un pendule non linéaire. Inspiré des générateurs centraux de motifs (CPG) observés en biologie, le modèle proposé utilise un réseau de quatre neurones interconnectés, générant des impulsions rythmiques pour compenser les pertes d'énergie du pendule. L'architecture développée dans **MATLAB/Simulink** repose sur plusieurs blocs fonctionnels, incluant la modélisation dynamique du pendule, le contrôle neuronal via les HCOs, une détection des événements critiques et un mécanisme d'adaptation dynamique des gains afin d'ajuster la fréquence et l'amplitude des oscillations.

Les résultats obtenus montrent que le système est capable de maintenir et ajuster les oscillations, mais certaines limites persistent. L'analyse des performances a révélé des instabilités dues à une synchronisation imparfaite entre les HCOs et la dynamique du pendule, ainsi qu'à des variations brusques des paramètres adaptatifs. Des améliorations sont proposées, notamment l'optimisation des gains, la prise en compte des délais neuronaux et l'expérimentation avec d'autres modèles d'oscillateurs. Ces travaux ouvrent la voie à des applications avancées en robotique et en commande de systèmes dynamiques inspirés des mécanismes biologiques.

Abstract

This project focuses on the design and implementation of a bio-inspired controller based on a neuronal oscillator (HCO) to regulate the oscillations of a nonlinear pendulum. Inspired by Central Pattern Generators (CPG) found in biological systems, the proposed model utilizes a network of four interconnected neurons to generate rhythmic pulses that compensate for the pendulum's energy losses. The architecture, developed in **MATLAB/Simulink**, is built upon several functional blocks, including the dynamic modeling of the pendulum, neural control through HCOs, critical event detection, and an adaptive gain mechanism to adjust the oscillation frequency and amplitude dynamically.

The results indicate that the system can maintain and regulate oscillations, yet certain limitations remain. Performance analysis has highlighted instabilities due to imperfect synchronization between the HCOs and the pendulum's dynamics, as well as abrupt parameter variations in the adaptive mechanism. Proposed improvements include gain optimization, accounting for neuronal delays, and experimenting with alternative oscillator models. These findings pave the way for advanced applications in robotics and nonlinear control inspired by biological mechanisms.

I. Introduction

1 Contexte et motivation :

Les systèmes oscillants sont omniprésents dans les sciences physiques et l'ingénierie, des pendules mécaniques aux circuits électroniques en passant par les rythmes biologiques. La maîtrise de ces oscillations est un enjeu fondamental pour de nombreuses applications, telles que le contrôle des exosquelettes, la robotique biomimétique et les dispositifs de rééducation neuromusculaire.

Dans ce cadre, les réseaux neuronaux biologiquement inspirés, et en particulier les oscillateurs centraux modèles (HCOs, Half-Center Oscillators), offrent une approche alternative prometteuse pour la génération et le maintien des oscillations naturelles. Ces systèmes s'inspirent du fonctionnement des réseaux neuronaux moteurs présents chez les organismes vivants, qui coordonnent des mouvements cycliques tels que la marche ou la nage.

L'intérêt d'un tel modèle réside dans sa capacité à générer des signaux rythmiques adaptatifs sans nécessiter de contrôle centralisé, contrairement aux approches classiques basées sur des régulateurs PID ou des algorithmes de contrôle prédictif. Cette approche trouve notamment des applications en robotique bio-inspirée, où des systèmes comme les robots quadrupèdes ou bipèdes peuvent exploiter ces dynamiques neuronales pour optimiser leur locomotion.

Dans ce projet, nous nous intéressons à l'application des HCOs au contrôle d'un pendule oscillant. L'objectif est d'étudier comment ces oscillateurs peuvent générer des impulsions neuronales permettant de maintenir et stabiliser les oscillations du pendule, en adaptant dynamiquement leurs paramètres pour compenser les pertes d'énergie.

2 Objectifs du projet :

Ce projet s'inscrit dans cette perspective et vise à concevoir un modèle de contrôle basé sur des oscillateurs neuronaux pour maintenir les oscillations d'un pendule sous MATLAB/Simulink. L'objectif est d'exploiter les propriétés des réseaux de neurones récurrents afin de générer des impulsions rythmiques capables de compenser l'amortissement du pendule et de stabiliser son mouvement. Pour atteindre cet objectif, plusieurs étapes sont nécessaires :

1. Modéliser la dynamique du pendule, en intégrant son comportement non linéaire et les effets d'amortissement.
2. Mettre en place un réseau neuronal oscillatoire (HCO) capable de générer des signaux pulsés synchronisés avec les oscillations du pendule.
3. Développer un mécanisme d'adaptation des gains permettant de moduler l'amplitude et la fréquence des impulsions neuronales en fonction de l'état du système.
4. Analyser les performances du modèle, en étudiant l'impact du contrôle neuronal sur la stabilité et la persistance des oscillations du pendule.

Ce projet explore ainsi une méthodologie neuromorphique, où la commande pulsée issue d'un réseau neuronal dynamique remplace les approches de contrôle classiques. L'intérêt de cette approche réside dans sa capacité à s'adapter naturellement aux variations du système, sans nécessiter de réglages manuels.

II. État de l'art et principes théoriques :

1 Les réseaux de neurones et leur application aux systèmes dynamiques

Un système dynamique est un système dont l'état évolue en fonction du temps selon des lois. Il est souvent décrit par des équations différentielles qui traduisent l'influence des paramètres internes et des forces externes sur son évolution. Ces systèmes sont omniprésents en physique, en ingénierie et en biologie, allant des oscillations d'un pendule aux interactions complexes entre neurones dans un cerveau. Dans de nombreux cas, les systèmes dynamiques présentent des comportements non linéaires, rendant leur modélisation et leur contrôle particulièrement complexes. Mais quand ces systèmes deviennent complexes et imprévisibles, il devient difficile de les comprendre et de les contrôler.

Il est donc nécessaire de recourir à des approches avancées capables d'appréhender ces dynamiques de manière efficace. Parmi ces approches, les réseaux de neurones artificiels (RNA), inspirés du fonctionnement du cerveau humain, se révèlent être des outils particulièrement adaptés. Ils sont composés de plusieurs neurones artificiels connectés entre eux, qui traitent des informations et s'adaptent en fonction des données. Grâce à cette capacité d'apprentissage, les RNA sont utilisés pour prédire comment un système va évoluer ou pour créer des contrôleurs capables d'agir en temps réel.

2 Choix du modèle HCO et justification

En effet, pour certains systèmes, notamment ceux qui nécessitent une génération rythmique ou une coordination temporelle, les réseaux neuronaux classiques ne suffisent pas. C'est là qu'interviennent des modèles spécifiques comme les oscillateurs centraux modèles (HCOs), qui sont une forme d'RNA adaptée aux dynamiques rythmiques. Ils sont capables de générer des motifs rythmiques sans nécessiter d'entrées sensorielles périodiques, et se composent généralement de deux neurones, ou groupes de neurones, connectés par une inhibition réciproque. Cette configuration leur permet de produire des oscillations alternées, où l'activation de l'un inhibe l'autre, créant ainsi un cycle rythmique.

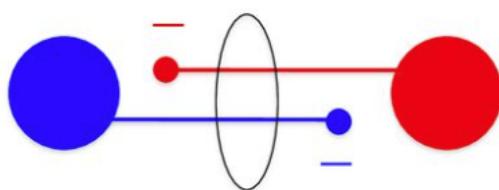


FIGURE 1 – Schéma d'un Half-Center Oscillator (HCO)

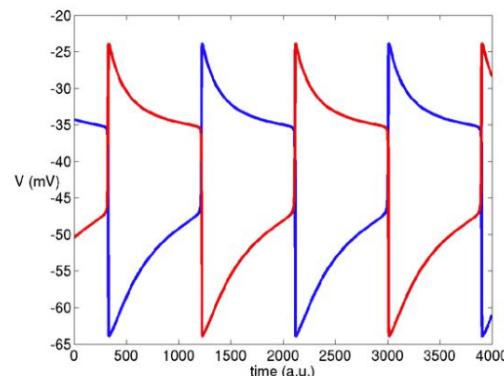


FIGURE 2 – Dynamique temporelle d'un HCO

La **Figure 1** illustre comment les HCOs fonctionnent en générant une activité rythmique alternée, ils sont couplés de manière inhibitrice réciproque, ce qui signifie que l'activation d'un neurone entraîne l'inhibition du second, et vice versa.

La **Figure 2**, est un graphique temporel représentant l'évolution du potentiel membranaire (V , en millivolts) de deux neurones d'un HCO en fonction du temps. Les deux courbes, rouge et bleue, montrent une alternance caractéristique des HCOs : Lorsqu'un neurone (rouge) atteint un potentiel élevé, l'autre (bleu) est inhibé et descend vers un potentiel bas. Lorsque l'inhibition cesse, les rôles s'inversent, ce qui produit une oscillation stable et périodique.

La modélisation des HCOs implique la définition des neurones constitutifs, de leurs propriétés intrinsèques et des connexions synaptiques les reliant. Les neurones peuvent être modélisés à l'aide d'équations différentielles décrivant l'évolution de leur potentiel membranaire, tandis que les synapses inhibitrices réciproques sont représentées par des termes modulant l'activité des neurones en fonction de l'état de leur partenaire.

Le choix de modéliser un système à l'aide d'un HCO est justifié par sa capacité à reproduire des motifs rythmiques observés dans de nombreux systèmes biologiques. De plus, les HCOs offrent une structure simple mais puissante pour étudier les mécanismes sous-jacents à la génération de rythmes et pour concevoir des contrôleurs inspirés biologiquement dans des applications d'ingénierie.

3 Application aux systèmes non linéaires : commande du pendule

Les systèmes non linéaires, tels que le pendule, se caractérisent par une dynamique complexe et souvent imprévisible en raison de la sensibilité aux conditions initiales et aux paramètres internes. Contrairement aux approches classiques qui cherchent à imposer un comportement à ces systèmes, l'utilisation des oscillateurs centraux modèles (HCOs) permet une régulation plus efficace. En synchronisant les oscillations du HCO avec celles du pendule, il devient possible d'exploiter sa dynamique intrinsèque plutôt que de la contraindre.

Dans le cas d'un pendule soumis à un amortissement, son énergie décroît naturellement jusqu'à l'arrêt complet. Une approche classique consisterait à appliquer une force de manière continue ou par impulsions fixes pour compenser ces pertes, mais cela peut s'avérer inefficace et énergivore. À l'inverse, un HCO génère des impulsions synchronisées avec les phases du mouvement, appliquant le couple uniquement aux moments opportuns pour entretenir l'oscillation.

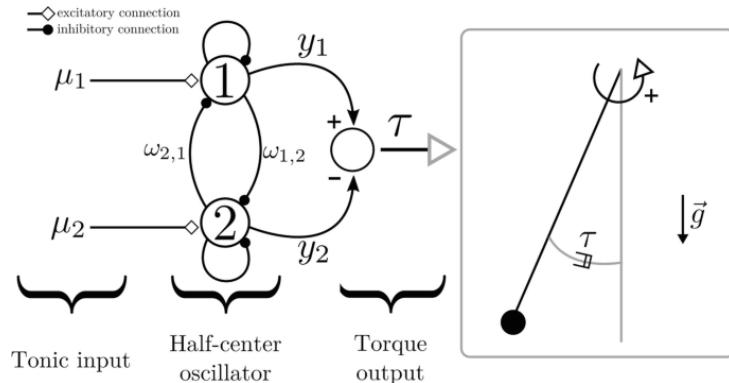


FIGURE 3 – Action des HCOs sur un pendule simple

III. Architecture du système :

1 Présentation générale du modèle

Dans cette section, nous nous appuyons sur les motivations exposées précédemment concernant le choix du modèle HCO et du pendule non linéaire comme système à contrôler. Nous avons démontré que les oscillateurs centraux modèles offrent une approche efficace pour générer des impulsions rythmiques adaptées à la dynamique du pendule, permettant ainsi de maintenir ses oscillations sans imposer un contrôle rigide.

Sur cette base, nous avons conçu une architecture modulaire reposant sur une approche bio-inspirée, où un réseau neuronal oscillatoire est utilisé pour piloter le pendule de manière adaptative. se structure autour de trois composants principaux :

- **La modélisation du pendule**, pour simuler son comportement non linéaire.
- **Le réseau neuronal oscillatoire (HCOs)**, chargé de générer des signaux de commande synchronisés avec les oscillations du pendule.
- **L'adaptation dynamique des paramètres**, qui ajuste les gains neuronaux afin d'optimiser la réponse du système en fonction de son état.

L'objectif de cette architecture est de stabiliser les oscillations du pendule tout en s'adaptant dynamiquement aux variations de son amplitude et de sa fréquence. En exploitant la nature rythmique des HCOs, cette approche permet un contrôle fluide et économique en énergie, se distinguant ainsi des méthodes de régulation classiques qui nécessitent un recalibrage constant ou une action de contrôle continue.

L'architecture complète du système est réalisée et simulée à l'aide de MATLAB/Simulink et avec cette approche modulaire, il est possible de tester différentes stratégies de contrôle, d'analyser leur impact sur la dynamique du système, et d'optimiser les paramètres du modèle en fonction des résultats de simulation.

2 Schéma fonctionnel du système :

2.1 Le pendule : Modélisation et équations dynamiques

Le pendule est le système physique de base sur lequel repose l'étude. Il est modélisé par l'équation différentielle suivante :

$$\ddot{q} + \alpha\dot{q} + \sin(q) = I \quad (1)$$

où :

- q est l'angle du pendule par rapport à la position d'équilibre,
- α est un coefficient d'amortissement (sans dimension),
- I représente le couple appliqué au pendule, généré par le contrôleur.

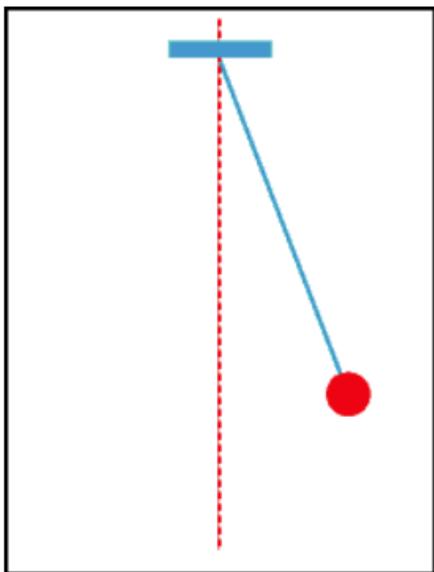


FIGURE 4 – Pendule simple

On réalise par la suite l'implémentation Simulink du modèle du pendule. L'image ci-dessus montre le schéma fonctionnel du modèle du pendule sous Simulink.

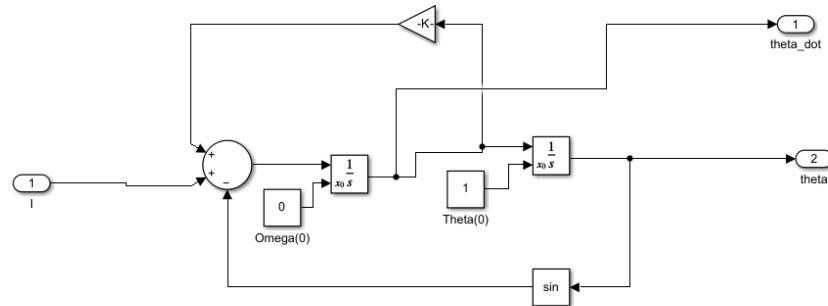


FIGURE 5 – Pendule simple avec Simulink

2.2 Détection des événements critiques

En complément du modèle du pendule, un bloc spécifique a été ajouté pour détecter les moments clés de l'oscillation et activer l'adaptation des paramètres du HCO. Ce bloc MATLAB Function implémente une fonction, qui surveille les moments où le pendule atteint :

- $q = 0$: position centrale du pendule, correspondant au passage par l'équilibre.
- $q = A_{\text{ref}}$: les extrémités de l'oscillation, où le pendule atteint son amplitude maximale avant de changer de direction.

Avec A_{ref} qui représente l'amplitude de référence du mouvement du pendule, c'est-à-dire l'objectif d'oscillation souhaité.

La détection est réalisée à partir de :

- **La position angulaire** q : permet d'identifier si le pendule est proche de 0 ou A_{ref} .
- **La vitesse angulaire** \dot{q} : permet de savoir si le pendule est en train de monter ou de descendre.

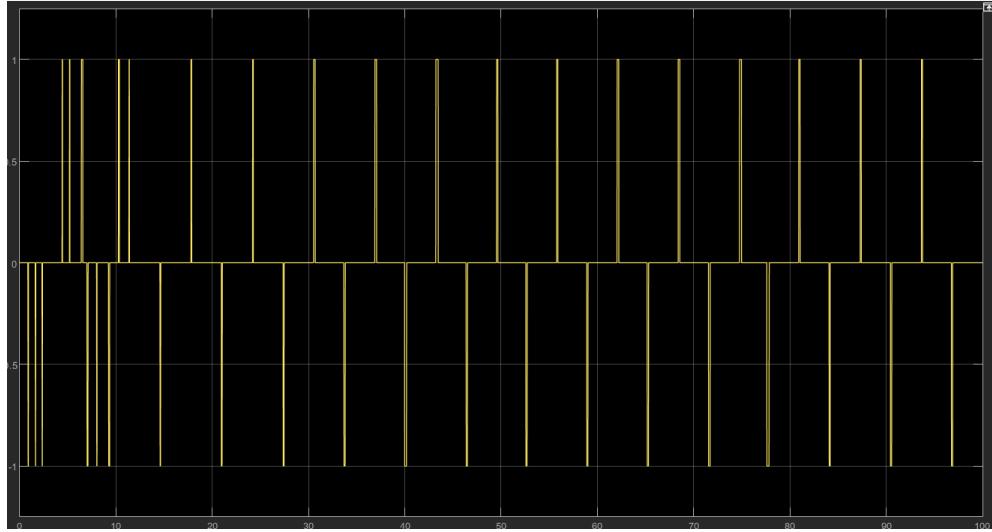


FIGURE 6 – Sortie du bloc capteurs de positions

La fig 6 montre la sortie du bloc, qui génère un signal de sortie binaire servant de trigger pour activer l'adaptation des gains du HCO :

- +1 lorsque le pendule atteint un point critique avec une vitesse positive (oscillation ascendante).
- -1 lorsque le pendule atteint un point critique avec une vitesse négative (oscillation descendante).
- 0 lorsque le pendule est en mouvement sans atteindre un seuil critique, bloquant ainsi l'adaptation des paramètres du HCO.

2.3 Modélisation du contrôleur neuronal : les HCOs

Le contrôleur neuronal utilisé dans ce projet repose sur un oscillateur central modèle (HCO) constitué de quatre neurones interconnectés : A₁, A₂, B₁ et B₂. Ces neurones sont organisés en deux paires couplées (A₁-A₂ et B₁-B₂), reliées entre elles par des connexions inhibitrices et excitatrices, formant ainsi un cycle rythmique autonome.



FIGURE 7 – 4 neurones d'un HCO

Les connexions synaptiques I_{syn} entre ces neurones sont définies comme suit :

- A₁ est connecté à B₁ (inhibiteur) et A₂ (excitateur).
- B₁ est connecté à A₁ (inhibiteur) et B₂ (excitateur).
- A₂ est connecté à B₂ (inhibiteur) et A₁ (excitateur).
- B₂ est connecté à A₂ (inhibiteur) et B₁ (excitateur).

Ces connexions assurent une alternance rythmique des activations neuronales, permettant de générer des impulsions synchronisées avec la dynamique du pendule.

En effet, l'état de chaque neurone est décrit par un système d'équations différentielles tenant compte de trois dynamiques distinctes :

$$\begin{cases} \tau_f \dot{v} = -v + g_f - \tanh(v) - g_s^+ \tanh(v_s) + g_s^- \tanh(v_s + 0.9) - g_{us}^+ \tanh(v_{us} + 0.9) + I_{\text{syn}}, \\ \tau_s \dot{v}_s = v - v_s, \\ \tau_{us} \dot{v}_{us} = v - v_{us}. \end{cases} \quad (1)$$

où :

- v : potentiel d'activation principal du neurone.
- v_s : potentiel secondaire influençant la régulation de l'activation.
- v_{us} : potentiel ultra-lent introduisant un mécanisme d'adaptation à long terme.
- I_{syn} : terme de couplage synaptique, qui traduit l'influence des autres neurones.

Ce courant synaptique dans le modèle des HCOs est calculé à l'aide de la formule suivante :

$$I_{\text{syn},ij} = g_{\text{syn},ij} \cdot \frac{1}{1 + \exp(-2(v_{s,j} + 1))}$$

où :

- $g_{\text{syn},ij}$ est le poids synaptique entre les neurones i et j .
- $g_{\text{syn},ij}$ est positif pour une synapse excitatrice et négatif pour une synapse inhibitrice.
- $v_{s,j}$ est le potentiel du neurone j , qui détermine l'activation de la synapse.

Le terme $\exp(-2(v_{s,j} + 1))$ est une fonction sigmoïde qui permet de moduler la force de la synapse en fonction du potentiel du neurone post-synaptique, garantissant ainsi un comportement adapté des synapses excitatrices et inhibitrices.

- Pour une synapse excitatrice, où $g_{\text{syn},ij} > 0$, cette fonction assure une activation du neurone cible en fonction de l'excitation du neurone source.
- Pour une synapse inhibitrice, où $g_{\text{syn},ij} < 0$, le courant synaptique réduit l'activation du neurone cible, créant ainsi un effet inhibiteur sur le neurone post-synaptique.

De plus, la dynamique de ces neurones fait intervenir des gains g_s et g_{us} sont des éléments clés du contrôle adaptatif :

- g_s (gain lent négatif) : régule l'amplitude des oscillations du HCO.
- g_{us} (gain ultra-lent positif) : ajuste la fréquence des oscillations.

Ces gains sont modifiés dynamiquement en fonction de l'état du pendule, permettant une adaptation continue du contrôleur aux variations du système.

L'architecture du contrôleur neuronal basé sur les HCOs a été implémentée dans Simulink en suivant la structure décrite précédemment. Le schéma ci-dessus représente la modélisation détaillée du réseau neuronal oscillatoire, composé de quatre blocs principaux correspondant aux quatre neurones du HCO (A1, A2, B1, B2).

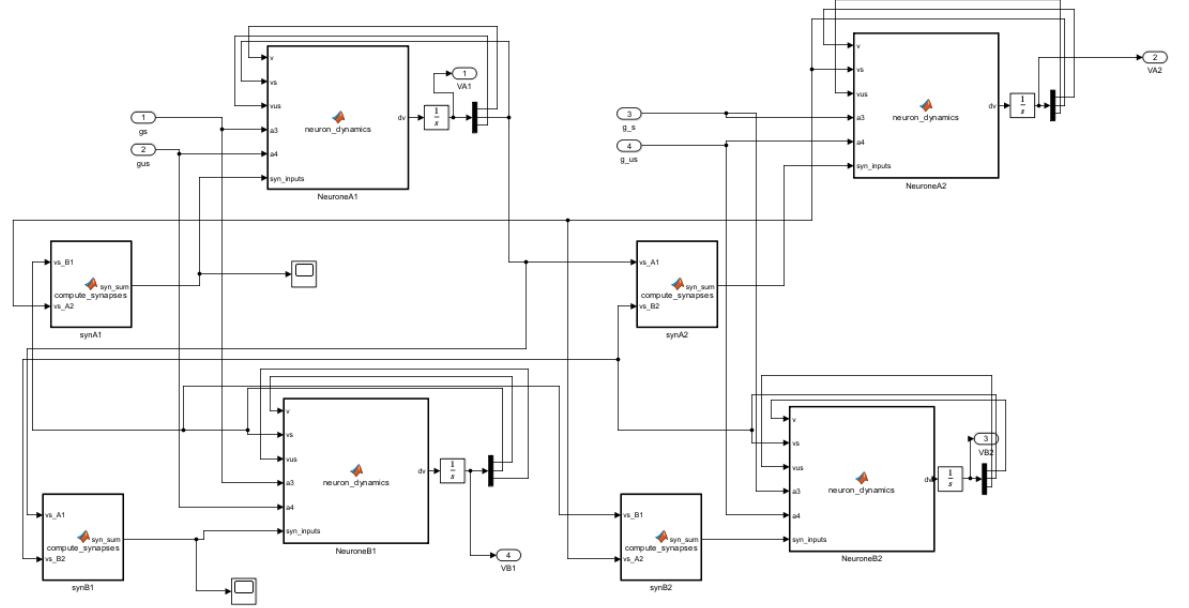


FIGURE 8 – Schéma d'un HCO avec Simulink

Chaque neurone (A1, A2, B1, B2) est représenté par un bloc distinct, dans lequel a été implémentée la dynamique neuronale, suivant les équations différentielles du modèle HCO. Pour assurer la modularité du modèle, les connexions synaptiques entre les neurones ont été séparées en blocs indépendants. Ces blocs prennent en entrée les potentiels des neurones connectés et appliquent la formule du courant synaptique définie précédemment en effet chaque bloc de synapse calcule la somme des courants synaptiques reçus d'autres neurones et transmet ce signal en entrée du neurone correspondant.

2.4 Adaptation dynamique des gains d'amplitude et de fréquence

Le bloc d'adaptation des gains ajuste dynamiquement les paramètres g_s (gain d'amplitude) et g_{us} (gain de fréquence) du HCO afin d'optimiser la synchronisation avec le mouvement du pendule. Il utilise en entrée le signal de déclenchement provenant du bloc de détection des événements critiques, ainsi que les erreurs d'amplitude et de fréquence (error_amp et error_freq) calculées par rapport aux références définies (A_{ref} et ω_{ref}).

Lorsque le signal d'activation est à **1**, le bloc ajuste g_s et g_{us} selon les formules suivantes :

$$g_s^{\text{new}} = g_s + k_A \times \text{error_amp}, \quad \text{si } |\text{error_amp}| > \text{tolerance_amp}$$

$$g_{us}^{\text{new}} = g_{us} + k_W \times \text{error_freq}, \quad \text{si } |\text{error_freq}| > \text{tolerance_freq}$$

où k_A et k_W sont des coefficients d'adaptation qui contrôlent la vitesse de mise à jour des gains.

Ces gains ajustés sont ensuite envoyés en entrée des blocs HCOs (oscillateurs centraux modèles), influençant ainsi la dynamique des neurones responsables de la génération des signaux de commande. En modulant en temps réel l'intensité et la fréquence des oscillations neuronales, cette régulation permet au contrôleur neuronal de s'adapter aux variations du pendule, assurant ainsi une commande robuste et efficace face aux perturbations du système.

Voici la **simulation des gains adaptatifs** g_s^- et g_{us}^+ , qui évoluent dynamiquement en réponse aux oscillations du pendule afin d'optimiser le contrôle neuronal.

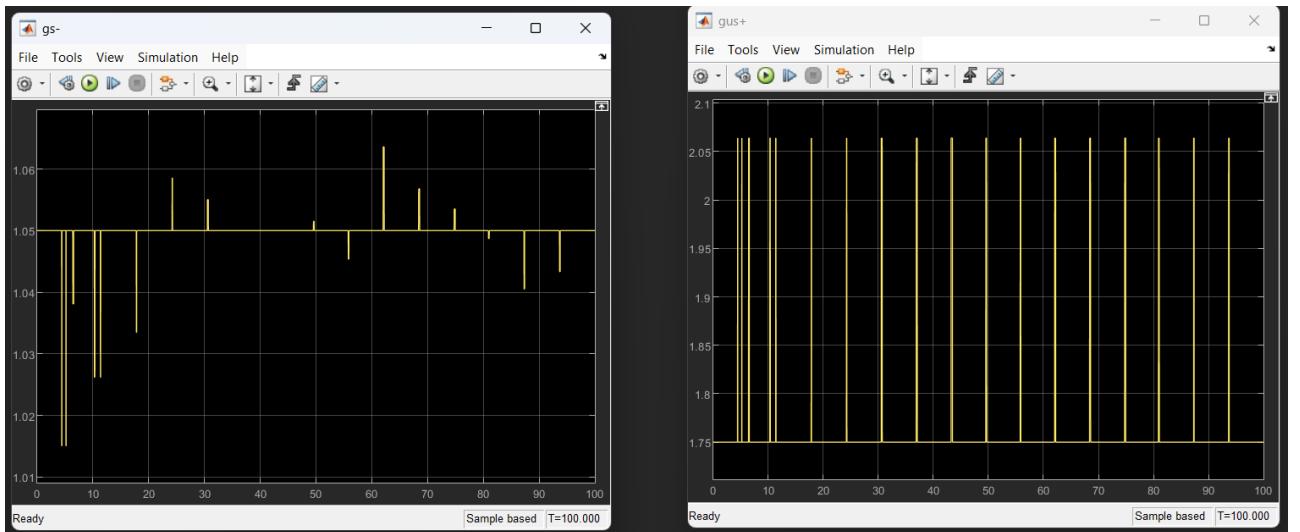


FIGURE 9 – Sortie du bloc adaptation des gains

Le **gain g_s^- (graphique de gauche)** présente des variations modérées autour de **1.05**, avec des ajustements plus marqués dans les premières secondes, correspondant à une phase transitoire d'adaptation. Son rôle est de réguler l'amplitude des oscillations du HCO en réponse aux écarts observés par rapport à l'amplitude de référence A_{ref} . Après une stabilisation progressive, ses ajustements deviennent plus fins, assurant une adaptation fluide et évitant des corrections excessives qui pourraient perturber la dynamique du pendule.

Le **gain g_{us}^+ (graphique de droite)** montre des oscillations plus nettes et régulières entre **1.75** et **2.05**, suggérant une modulation active de la fréquence des oscillations du HCO. Son évolution sous forme d'impulsions périodiques indique une réaction rapide aux événements détectés, probablement à chaque passage critique du pendule. Ce comportement permet d'ajuster dynamiquement la fréquence du contrôleur neuronal pour

rester synchronisé avec les mouvements du pendule, garantissant ainsi une commande adaptative efficace et stable.

2.5 Bloc de contrôle moteur

Le bloc de contrôle moteur est une interface clé entre le contrôleur neuronal et le pendule. Il convertit l'activité des neurones du HCO en un couple moteur I appliqué au pendule, permettant ainsi de moduler son oscillation en fonction des signaux neuro-naux. Ce bloc s'inspire des mécanismes biologiques où l'activité des réseaux neuronaux contrôle les mouvements musculaires via des signaux rythmiques.

L'objectif de ce module est de générer des impulsions de couple synchronisées avec les phases d'oscillation du pendule, garantissant un contrôle efficace et adaptatif en fonction de l'état du système.

Le bloc reçoit en entrée :

- Les potentiels neuronaux des quatre neurones $V_{A1}, V_{A2}, V_{B1}, V_{B2}$, permettant de déterminer l'état du contrôleur neuronal.
- Le signal d'activation *adaptive_on*, provenant du bloc de détection des événements critiques, qui régule l'application du couple moteur selon la phase d'oscillation du pendule.

Le couple moteur I est calculé selon la logique suivante :

Deux signaux de contrôle sont générés :

$$I_1 = 2.5 \times (\tanh(V_{A1}) + \tanh(V_{A2}))$$

$$I_2 = 2.5 \times (\tanh(V_{B1}) + \tanh(V_{B2}))$$

Le neurone ayant la plus forte activation est identifié. Si $A1$ ou $A2$ est dominant, alors :

$$I = I_1$$

Sinon, si $B1$ ou $B2$ est dominant, alors :

$$I = I_2$$

Le signal *adaptive_on* ajuste la direction du couple moteur :

- Si *adaptive_on* = 1, le couple est appliqué normalement.
- Si *adaptive_on* = -1, le couple est inversé (changement de sens).
- Si *adaptive_on* = 0, aucun couple n'est appliqué, laissant le pendule évoluer naturellement.

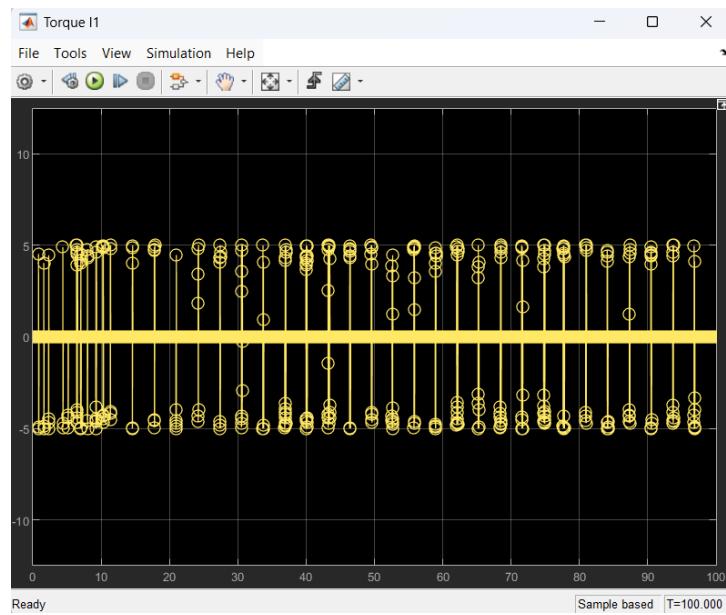


FIGURE 10 – Couple I appliqué au pendule

La simulation du couple moteur I montre une alternance régulière entre des impulsions positives et négatives, indiquant que le contrôle neuronal ajuste dynamiquement le couple appliqué au pendule. L'amplitude du couple reste autour de ± 5 , évitant toute surcompensation ou décroissance excessive.

IV. Analyse et Discussion des Résultats

1 Facteurs influençant la qualité d'adaptation et l'oscillation du pendule

L'efficacité du contrôle neuronal du pendule dépend de plusieurs paramètres clés, qui influencent directement la qualité de l'adaptation et la stabilité des oscillations de q . Voici les principaux éléments à considérer :

Les gains adaptatifs g_s^- et g_{us}^+

Ces gains régulent respectivement l'amplitude et la fréquence des oscillations du HCO.

- Un g_s^- trop faible risque d'entraîner des oscillations sous-amorties, où le pendule ne reçoit pas assez d'énergie pour compenser les pertes.
- Un g_s^- trop élevé peut provoquer une réponse trop agressive, instable voire chaotique.
- Un g_{us}^+ mal calibré affecte la synchronisation entre le pendule et le HCO, ce qui peut créer des oscillations irrégulières ou un déphasage avec la dynamique du système.

Le signal de déclenchement *adaptive_on* et la détection des événements critiques

Ce signal est essentiel pour adapter les gains au bon moment, lorsque θ atteint des positions critiques (passage par zéro ou amplitude maximale).

- Une tolérance trop large peut retarder l'activation des corrections et perturber la dynamique.
- Une tolérance trop stricte peut générer des ajustements trop fréquents, rendant l'adaptation trop réactive et instable.

La loi de mise à jour des gains (k_A et k_W)

Les paramètres k_A et k_W contrôlent la vitesse d'adaptation des gains en fonction de l'erreur d'amplitude et de fréquence.

- Des valeurs trop faibles ralentissent l'apprentissage et empêchent une correction efficace des erreurs.
- Des valeurs trop élevées risquent de surcorriger et d'engendrer des oscillations parasites ou des instabilités.

La dynamique du HCO et les interactions synaptiques

Les connexions inhibitrices et excitatrices entre les neurones influencent la forme et la régularité des signaux neuronaux envoyés au pendule.

- Une inhibition trop forte peut empêcher l'activation correcte des impulsions moteur.
- Une excitation excessive peut produire des impulsions trop fréquentes, risquant de surcharger le pendule et d'induire une dynamique non contrôlée.

2 Premier Résultat

Dans cette première simulation, nous avons choisi d'initialiser les paramètres du système comme suit :

Paramètre	Valeur	Description
g_{us}^+	1.75	Gain ultra-lent, influençant la fréquence des oscillations du HCO.
g_s^-	1.05	Gain lent négatif, influençant l'amplitude des oscillations.
k_A	0.05	Vitesse d'adaptation du gain d'amplitude.
k_W	0.05	Vitesse d'adaptation du gain de fréquence.
tolerance_amp	0.02	Seuil de tolérance pour la correction d'amplitude.
tolerance_freq	0.01	Seuil de tolérance pour la correction de fréquence.

TABLE 2 – Paramètres initiaux utilisés pour la simulation.

Avec ces paramètres, nous avons obtenu un premier résultat expérimental :

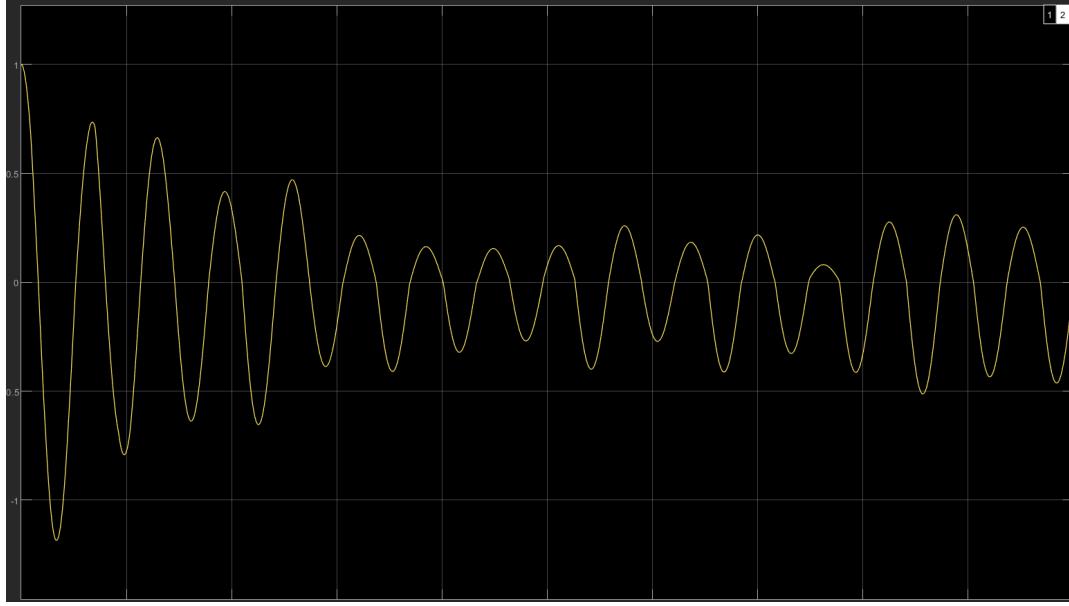


FIGURE 11 – Oscillations du pendule avec adaptation

D'après la mesure effectuée sur la simulation de q , les deux curseurs sont placés sur deux pics successifs de l'oscillation du pendule. On observe que :

- Le temps entre deux pics successifs est de

$$\Delta T = 6.439 \text{ s}$$

- La fréquence mesurée est donc :

$$f_{\text{exp}} = \frac{1}{\Delta T} \approx 0.155 \text{ Hz}$$

- La fréquence de référence attendue est :

$$f_{\text{ref}} = \frac{\omega_{\text{ref}}}{2\pi} = \frac{2\pi}{2\pi} = 1 \text{ Hz}$$

On constate que le contrôle neuronal présente des insuffisances tant au niveau de la fréquence que de l'amplitude des oscillations.

En effet, la fréquence mesurée est inférieure à la référence $\omega_{\text{ref}} = 2\pi$, ce qui suggère que le gain ultra-lent g_{us}^+ est trop faible et que la correction de l'erreur de fréquence par le coefficient k_W est insuffisante.

Par ailleurs, l'amplitude observée de θ varie entre 0,1 et 0,2, bien en deçà de l'amplitude de référence $A_{\text{ref}} = 0.3$. Cela indique que le gain d'amplitude g_s^- n'injecte pas suffisamment d'énergie et que le paramètre d'adaptation k_A est également trop lent pour compenser les pertes d'énergie du système.

Pour améliorer la performance globale, il conviendra :

- d'augmenter légèrement g_{us}^+ et g_s^- ,
- d'ajuster k_W et k_A afin d'accélérer la correction des erreurs.

Ces ajustements permettront de rapprocher les résultats expérimentaux des valeurs de référence et d'assurer des oscillations plus stables et régulières.

3 Proposition d'amélioration du système

Afin d'améliorer la stabilité des oscillations et de mieux atteindre les valeurs de référence pour l'amplitude et la fréquence, nous proposons les ajustements suivants :

Paramètre	Valeur initiale	Nouvelle valeur	Justification
g_{us}^+ (gain ultra-lent)	1.75	2.0 à 2.2	Augmente la fréquence des oscillations du HCO pour mieux correspondre à ω_{ref} .
g_s^- (gain lent négatif)	1.05	1.2 à 1.3	Permet d'amplifier l'effet du contrôle neuronal et de mieux maintenir A_{ref} .
k_A (coefficient d'adaptation de l'amplitude)	0.05	0.08 à 0.1	Accélère la correction des erreurs d'amplitude.
k_W (coefficient d'adaptation de la fréquence)	0.05	0.08 à 0.1	Augmente la réactivité du système pour compenser les écarts de fréquence.
tolérance _{amp} (seuil d'adaptation de l'amplitude)	0.02	0.015	Rend l'adaptation plus sensible aux écarts d'amplitude.
tolérance _{freq} (seuil d'adaptation de la fréquence)	0.01	0.008	Améliore la précision de la correction de fréquence.

TABLE 3 – Proposition d'ajustement des paramètres pour améliorer la stabilité des oscillations.

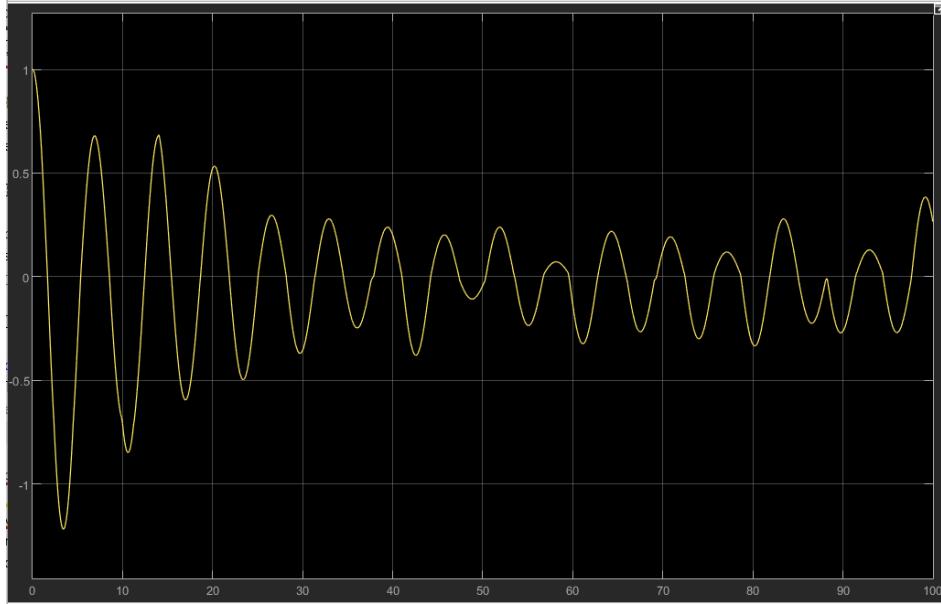


FIGURE 12 – Oscillations du pendule avec adaptation

L’ajustement des paramètres visait à stabiliser l’oscillation du pendule en améliorant l’adaptation de l’amplitude et de la fréquence. Cependant, l’observation du graphe montre que le comportement du pendule reste chaotique et irrégulier, avec des variations importantes dans les amplitudes successives. On remarque que l’oscillation initiale semble plus énergique, mais au lieu de converger proprement vers une valeur stable, le système montre des oscillations imprévisibles et désorganisées.

4 Limites des ajustements et persistance des instabilités

Comme vu précédemment, j’ai tenté de réajuster les paramètres directement liés à la performance des oscillations du pendule, notamment les gains g_s^- et g_{us}^+ , ainsi que les coefficients d’adaptation k_A et k_W . L’objectif était d’améliorer la stabilité et la convergence du système vers les valeurs de référence pour l’amplitude et la fréquence. Cependant, malgré ces ajustements, le comportement du pendule reste chaotique et difficile à contrôler de manière stable.

Au-delà des paramètres déjà optimisés, d’autres facteurs pourraient être responsables de cette instabilité persistante. Il est possible que les impulsions générées par les HCOs ne soient pas parfaitement synchronisées avec la dynamique du pendule, ce qui empêcherait un transfert d’énergie optimal. De plus, des délais de propagation dans l’activation des neurones et du moteur pourraient introduire un décalage dans l’application du couple, entraînant un effet d’oscillation imprévisible. Enfin, les non-linéarités inhérentes au système du pendule, comme les frottements ou des imprécisions numériques du modèle Simulink, pourraient amplifier ces déséquilibres et empêcher l’adaptation correcte des gains. Ainsi, malgré plusieurs tentatives d’ajustement des paramètres clés, le modèle peine encore à atteindre une oscillation régulière et maîtrisée.

V. Conclusion et Perspectives

Ce projet visait à concevoir et analyser une approche bio-inspirée pour le contrôle d'un système non linéaire, en l'occurrence un pendule simple, à l'aide d'un réseau neuronal oscillatoire (HCO). Inspirés des générateurs centraux de motifs (CPG) observés dans la nature, ces oscillateurs neuronaux ont été intégrés dans une architecture modulaire, permettant d'adapter dynamiquement la fréquence et l'amplitude des oscillations du pendule en fonction de ses variations.

L'implémentation du modèle a été réalisée sous **MATLAB/Simulink**, où plusieurs blocs fonctionnels ont été développés. Le **pendule dynamique** a été modélisé avec ses équations différentielles fondamentales, prenant en compte les forces d'amortissement et les apports énergétiques. Les **HCOs**, composés de quatre neurones interconnectés via des connexions excitatrices et inhibitrices, ont été définis avec des équations différentielles gouvernant leurs potentiels membranaires. Une **adaptation dynamique des gains** a ensuite été intégrée, permettant d'ajuster les paramètres g_s^- et g_{us}^+ en fonction des erreurs mesurées sur l'amplitude et la fréquence du pendule. Un **bloc détecteur d'événements** a également été ajouté pour identifier les moments critiques du mouvement et ajuster les corrections en conséquence.

Les résultats obtenus ont montré que le système est capable de générer des impulsions de contrôle et d'influencer la dynamique du pendule, mais **plusieurs défis ont émergé**. Initialement, les oscillations étaient insuffisamment entretenues, ce qui a conduit à un réajustement des gains. Malgré ces modifications, l'amplitude et la fréquence ne convergeaient pas toujours vers leurs valeurs de référence, indiquant une adaptation trop lente ou trop agressive des paramètres. L'analyse des résultats a mis en évidence plusieurs limites, notamment un déphasage potentiel entre le contrôle neuronal et la dynamique du pendule, ainsi que des effets de non-linéarité mal compensés.

En conclusion, ce travail a permis d'explorer **une approche neuromorphique appliquée au contrôle des systèmes dynamiques**, ouvrant la voie à des applications plus avancées dans la robotique et l'automatisation. Bien que des ajustements soient encore nécessaires pour atteindre une stabilité parfaite, les résultats obtenus montrent le potentiel de cette méthode pour **concevoir des contrôleurs bio-inspirés capables d'adapter dynamiquement leur comportement face à des environnements variables**.

Références

- [1] Izhikevich, E. M. (2007). *Dynamical Systems in Neuroscience : The Geometry of Excitability and Bursting*. MIT Press.
- [2] Marder, E., & Bucher, D. (2001). Central pattern generators and the control of rhythmic movements. *Current Biology*, 11(23), R986–R996.
- [3] Grillner, S., & El Manira, A. (2020). Current principles of motor control, with special reference to vertebrate locomotion. *Physiological Reviews*, 100(1), 271-320.
- [4] Hoppensteadt, F. C., & Izhikevich, E. M. (1997). *Weakly Connected Neural Networks*. Springer.
- [5] Wang, X. J. (2010). Neurophysiological and computational principles of cortical rhythms in cognition. *Physiological Reviews*, 90(3), 1195-1268.
- [6] Pikovsky, A., Rosenblum, M., & Kurths, J. (2003). *Synchronization : A Universal Concept in Nonlinear Sciences*. Cambridge University Press.