

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la recherche Scientifique
Université Mohamed Sadik Benyahia de Jijel
Faculté des sciences et de la technologie
Département d'Automatique



Mémoire de fin d'étude
Pour obtention du diplôme Master
en Automatique
Option : Automatique et Système

Thème

**Modélisation et commande par mode
glissant et réseau de neurones du robot
manipulateur SCARA à 4 ddl**

Présenté par :

Mr. BENSOUILAH Anes.

Encadré par :

Mr. BOUAKRIF Fareh.

Promotion : 2020.

Remerciements

Je remercie tout d'abord Dieu pour l'accomplissement de ce mémoire.

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce à la contribution de plusieurs Personnes à qui on voudrait témoigner toute notre reconnaissance.

Je remercie tout d'abord Pr F.BOOUAKRIF le directeur de ce mémoire, pour nous avoir guidé, encouragé et conseillé tout au long de ce projet de fin d'étude.

Je remercie également les membres du jury, monsieur le président Pr T.BOUDEN et madame Dr I.ZIBRA pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant examiner notre travail.

Je remercie mes chers parents qui ont toujours été là pour nous « Vous avez tout sacrifié pour vos enfants n'épargnant ni santé ni efforts. Vous avez donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance .Nous vous sommes redevable d'une éducation dont on est fier»

Je remercie mes frères et ma sœur qui ont toujours été là pour leur encouragement et leur soutien inconditionnel.

Je tiens à exprimer notre reconnaissance envers les amis et collègues qui m'ont apporté leur soutien moral et intellectuel tout au long de ma démarche.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

*A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour,
leur tendresse,*

Leur soutien et leurs prières tout au long de mes études.

A Bilal, Asma, Oussama, Mouad

*A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon
parcours universitaire.*

*A tous mes collègues de promotion 2015 et spécialement ceux
de la Spécialité*

Automatique et Système.

A tous les amis qui me connaissent de près ou de loin.

A tous ceux que j'aime je dédie ce travail.

Anes Bensouilah

Résumé

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la modélisation et commande du robot manipulateur type SCARA (Selective Compliance Assembly Robot Arm) à 4 degrés de liberté. Nous nous sommes intéressés particulièrement à la commande par mode glissant et réseaux de neurones afin de résoudre le problème de poursuite de trajectoires de ce type des robots. Il est connu que les robots manipulateurs sont des systèmes hautement non linéaires soumis à des perturbations externes et à des incertitudes paramétriques. D'où, la nécessité d'utiliser une commande robuste vis-à-vis pour de tels systèmes. Nous avons appliqué la commande par mode glissant sur le robot SCARA à 4 ddls. Cette technique est de type de commande à structures variables, elle est connue par sa grande robustesse par rapport aux erreurs de modélisation et certains types de perturbations extérieures (doivent satisfaire matching-condition), et par sa rapidité de convergence en temps fini. Néanmoins, la partie discontinue de cette commande excite les non linéarités qui n'ont pas pris en compte dans la modélisation et donc l'apparition du broutement. Ce phénomène indésirable risque de conduire au vieillissement prématuré de l'actionneur. Pour surmonter ce problème, nous avons remplacé le terme discontinu par la fonction de saturation. Les résultats de simulations nous ont montré que le broutement est disparu mais l'erreur de poursuite augmente. D'où, nous avons utilisé une autre technique pour avoir une commande lisse et une erreur de poursuite minimale le plus fort possible. Pour cela, nous avons remplacé la partie discontinue par la sortie d'un réseau de neurones par régression général GRNN. Ce réseau est un réseau de neurones avec apprentissage en un seul passage donc aucune rétropropagation n'est requise et utilise les fonctions gaussiennes dans la couche cachée comme fonction d'activation. L'application de la commande avec cette technique sur le robot SCARA à 4 ddls nous a donné des bons résultats qui sont meilleurs que les deux premières applications.

Mots clé : robot manipulateur type SCARA, Modélisation d'un robot type SCARA, commande par mode glissant, commande par GRNN (réseau de neurones par régression général), robot SCARA à 4 degré de liberté, Réseau de neurones.

Abstract

The work presented in this dissertation concerns the modeling and control of the SCARA manipulator robot (Selective Compliance Assembly Robot Arm) with 4 degrees of freedom (4-DOF). We were particularly interested in the control by sliding mode and neural networks in order to solve the problem of tracking trajectories of this type of robot. It is known that manipulator robots are highly non-linear systems subjected to external disturbances and parametric uncertainties. Hence, the need to use a robust command vis-à-vis these uncertainties for such systems. What we did, by applying the sliding mode control on the 4-DOF SCARA robot. This technique is a type of control with variable structures; it is known for its great robustness in relation to modeling errors and certain types of external disturbances (must satisfy matching-condition), and by its speed of convergence in finite time. Nevertheless, the discontinuous part of this command excites the non-linearities that have not been taken into account in the modeling and therefore the onset of chatter. This undesirable phenomenon may lead to premature aging of the actuator. To overcome this problem, we replaced the term discontinuous with the saturation function. The results of simulations have shown us that the chatter is gone but the tracking error is increasing. Hence, we used another technique to have a smooth control and a minimum tracking error as much as possible. To do this, we replaced the discontinuous part with the release of a general regression neural network GRNN. This network is a network of neurons with one-pass-learning so no back-propagation is required and uses the Gaussian function in the hidden layer as activation functions. Applying the control with this technique on the 4-DOF SCARA robot has given us good results that are better than the first two applications.

Key words : the manipulator robot type SCARA, Modeling of a SCARA type robot, sliding mode control, control by GRNN (general regression neural network), SCARA robot with 4 degrees of freedom, Neural network.

تلخيص

العمل المقدم في هذه المذكرة يتعلق بالنمذجة والتحكم في الروبوت المتلاعب من نوع SCARA (الذراع الألية التجميعية الانتقائية) ذي 4 درجات من الحرية. كنا مهتمين بشكل خاص بالتحكم في وضع الانزلاق والشبكات العصبية من أجل حل مشكلة تتبع مسارات هذا النوع من الروبوت. ومن المعروف أن الروبوتات المتلاعبة هي نظم غير خطية إلى حد كبير تخضع للاضطرابات الخارجية والشكوك البارامترية. ومن ثم، فإن هناك حاجة إلى استخدام قيادة قوية إزاء هذه الشكوك بالنسبة لهذه النظم، وهذا ما فعلناه من خلال تطبيق التحكم عن طريق وضع الانزلاق على الروبوت سكارا ذي 4 درجات من الحرية. هذه التقنية هي نوع من السيطرة مع هياكل متغيرة، وهي تتسم بمتانة كبيرة تجاه أخطاء النمذجة وأنواع معينة من الاضطرابات الخارجية (على أن تكون مطابقة للشروط) وسرعة التقارب في الوقت المحدد. ومع ذلك، فإن الجزء المتقطع من هذا التحكم يثير الجوانب غير الخطية التي لم تؤخذ في الاعتبار في النمذجة وبالتالي ظهور تشويش. هذه الظاهرة غير المرغوب فيها قد تؤدي إلى العجز المبكرة للمحرك. وللتغلب على هذه المشكلة، قمنا باستبدال مصطلح متقطع بوظيفة التشبع. وقد أظهرت لنا نتائج المحاكاة أن تشوش قد ذهب ولكن خطأ في التتبع قد تزايد. وبالتالي، استخدمنا تقنية أخرى من أجل تحكم سلس وخطأ تتبع أقل ما يمكن. للقيام بذلك، قمنا باستبدال الجزء المتقطع بالإفراج عن شبكة من الخلايا العصبية عن طريق الانحدار العام GRNN (الانحدار العام للشبكة العصبية). هذه الشبكة عبارة عن شبكة عصبية تعليمية ذات مسار واحد، لذلك لا تتطلب نشرًا خلفيًا وتستخدم وظائف غاوسية في الطبقة المخفية كوظائف تنشيط. لقد منحنا تطبيق الأمر بهذه التقنية على روبوت سكارا ذي المستويات الأربع من الحرية نتائج أفضل من التطبيقين الأولين.

كلمات مفتاحية: الروبوت المتلاعب من نوع SCARA، نمذجة روبوت من نوع SCARA ذي 4 درجات من الحرية، التحكم في وضع الانزلاق، التحكم عن طريق GRNN (الشبكة العصبية العامة للانحدار)، روبوت SCARA مع 4 درجات من الحرية، الشبكة العصبية.

Liste Des Figures

Figure I.1 Un robot manipulateur du type SCARA

Figure I.2 Représentation d'un point dans l'espace.

Figure I.3 Transformation des repères.

Figure I.4 Robot à structure ouverte simple.

Figure I.5 Paramètres géométriques dans le cas d'une structure ouverte simple.

Figure I.6 model 3D d'un robot de type SCARA à 4ddl.

Figure I.7 placement des repères sur le robot SCARA à 4ddl.

Figure II.1 Structure de régulation par commutation au niveau de la contre réaction d'état.

Figure II.2 Système de réglage à structure variable avec changement de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande.

Figure II.3 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente.

Figure II.4 Les différents modes pour la trajectoire dans le plan de Phase.

Figure II.5 Grandeur de la commande équivalente U_{eq} .

Figure II.6 la fonction signe.

Figure II.7 Phénomène de broutement.

Figure II.8 la fonction saturation.

Figure II.9 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1 et 2).

Figure II.10 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3 et 4).

Figure II.11 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 1 et 2).

Figure II.12 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 3 et 4).

Figure II.13 Erreur de position (articulation 1 et 2).

Figure II.14 Erreur de position (articulation 3 et 4).

Liste Des Figures

Figure II.15 Erreur de vitesse (articulation 1 et 2).

Figure II.16 Erreur de vitesse (articulation 3 et 4).

Figure II.17 Commande en mode glissant (articulation 1 et 2).

Figure II.18 Commande en mode glissant (articulation 3 et 4).

Figure II.19 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1 et 2).

Figure II.20 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3 et 4).

Figure II.21 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 1 et 2).

Figure II.22 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 3 et 4).

Figure II.23 Erreur de position (articulation 1 et 2).

Figure II.24 Erreur de position (articulation 3 et 4).

Figure II.25 Erreur de vitesse (articulation 1 et 2).

Figure II.26 Erreur de vitesse (articulation 3 et 4).

Figure II.27 Commande en mode glissant (articulation 1 et 2).

Figure II.28 Commande en mode glissant (articulation 3 et 4).

Figure III.1 Un neurone avec son arborisation dendritique.

Figure III.2 Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

Figure III.3 Modèle de base d'un neurone formel.

Figure III.4 Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel, a : fonction à seuil (S, la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux, c : sigmoïde.

Figure III.5 Un réseau multicouche comportant 2 neurones d'entrée, 4 neurones cachés et un neurone de sortie.

Figure III.6 Illustration de l'apprentissage supervisé.

Figure III.7 Illustration de l'apprentissage non supervisé.

Figure III.8 Structure de GRNN

Figure III.9 Structure de GRNN

Liste Des Figures

Figure III.10 Structure de réseaux de neurones par régression générale.

Figure III.11 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1 et 2).

Figure III.12 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3 et 4).

Figure III.13 Erreur de position (articulation 1 et 2).

Figure III.14 Erreur de position (articulation 3 et 4).

Figure III.15 Commande de système par régression (articulation 1 et 2).

Figure III.16 Commande de système par régression (articulation 3 et 4).

Liste Des Tableaux

Tableau I.1 Configuration de Denavit-Hartenberg du robot à 4ddl.

SOMMAIRE

LISTE DES FIGURES	
LISTE DES TABLEAUX	
INTRODUCTION GÉNÉRALE	2
CHAPITRE I Modélisation des robots manipulateurs, Application : robot SCARA à 4ddl	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Définitions.....	5
I.3 Constituants mécaniques d'un robot.....	6
I.3.1 Organe terminal	6
I.3.2 Système mécanique articulé	6
I.3.2.1 Articulations.....	7
I.3.2.1.1 Articulation rotative.....	7
I.3.2.1.2 Articulation prismatique	7
I.3.3 Actionneurs.....	7
I.3.4 Capteurs	8
I.3.5 Système de commande et de traitement de l'information (cerveau)	8
I.4 Degré de liberté d'un robot	8
I.5 Coordonnées homogènes	8
I.5.1 Représentation d'un point.....	8
I.5.2 Représentation d'une direction.....	9
I.5.3 Représentation d'un plan.....	9
I.6 Transformation homogène	9
I.6.1 Transformation des repères	9
I.6.2 Matrice de rotation	10
I.7 Modélisation des bras manipulateurs.....	11

I.7.1 Modélisation géométrique	11
I.7.1.1 Modèle géométrique direct	11
I.7.1.2 Convention de Denavit –Hartenberg modifié	11
I.7.1.3 Modèle géométrique inverse.....	13
I.7.2 Modélisation cinématique	14
I.7.2.1 Modèle cinématique direct.....	14
I.7.2.2 Modèle cinématique inverse	14
I.7.3 Modélisation dynamique	14
I.7.3.1 Modèle dynamique inverse	15
I.7.3.2 Modèle dynamique direct.....	15
I.7.3.2.1 Formalisme de Lagrange-Euler	15
I.7.4 Modélisation d'un robot manipulateur type SCARA à 4d.d.l	16
I.7.4.1 Calcul des modèles géométriques direct.....	16
I.7.4.1.2 Calcul du modèle dynamique directe (MDD)	17
I.7.4.1.2.1 Calcul de le Lagrangien	17
I.7.4.1.2.2 Résultat des calculs	19
I.8 Conclusion	24
CHAPITRE II Commande par mode glissant, Application sur le robot SCARA à 4ddl	
II.1 Introduction	26
II.2 Structures de base	27
II.2.1 Structure par commutation au niveau d'une contre réaction d'état.....	27
II.2.2 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande.....	28
II.2.3 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente	29
II.3 Principe de commande par modes glissants	30
II.4 Conception de la commande par mode de glissement.....	32
II.4.1 Choix des surfaces de glissement.....	32

II.4.2	Condition d'existence et de convergence.....	33
II.4.3	Détermination de la loi de commande	34
II.5	Le phénomène du CHATTERING (broutement)	36
II.6	Propriété de robustesse	38
II.7	Application de la commande par mode glissant sur un bras manipulateur type SCARA à 4 ddl.....	39
II.8	Résultats de simulation	42
II.8.1	Résultats de simulation par la commande mode glissant.....	43
II.8.2	Résultats de simulation avec changement de la fonction signe par la fonction saturation	48
II.9	Conclusion	53
CHAPITRE III Commande du robot SCARA à 4ddl par réseaux de neurones par régression générale		
III.1	Introduction	56
III.2	Historique	56
III.3	Neurone biologique	58
III.3.1	Corps cellulaire	58
III.3.2	Dendrites	58
III.3.3	Axone.....	59
III.4	Fonctionnement.....	59
III.4.1	Neurone formel (artificiel).....	59
III.4.1.1	Fonction d'activation (fonction de transfert).....	61
III.4.2	Réseaux multicouches.....	61
III.5	Utilisation des réseaux de neurones	62
III.6	Apprentissage des réseaux de neurones	63
III.6.1	Apprentissage supervisé	64
III.6.2	Apprentissage non supervisé	65
III.6.3	Apprentissage par renforcement	66
III.7	Réseaux de neurones par régression générale (GRNN).....	66

III.7.1 Représentation mathématique.....	66
III.7.2 Architecture de GRNN	67
III.7.3 Avantages de réseaux de neurones par régression générale	68
III.7.4 Inconvénients de réseaux de neurones par régression générale.....	68
III.8 Application de GRNN sur un bras manipulateur type SCARA à 4 ddl	68
III.9 Tableau de comparaison entre l'utilisation de signe, saturation et GRNN.....	73
III.10 Conclusion	73
CONCLUSION GÉNÉRALE	75
BIBLIOGRAPHIE	
ANNEXE	

Introduction général

Introduction générale

Les robots manipulateurs sont devenus une nécessité du fait que l'industrie manipule des objets lourds de façon répétitive et dans des milieux hasardeux. L'ensemble des recherches ont mené à des bras de toutes tailles et poids, de toutes vitesses et précisions, et adaptés aux tâches confiées. Parmi les motivations ayant conduit à l'utilisation des robots, il y a évidemment la diminution des coûts de productions et l'amélioration de sa qualité ainsi que de sa reproductibilité. C'est pour cela que l'industrie automobile a connu une robotisation précoce et massive. Les robots peuvent être classés en fonction de leur espace de travail, charge utile, mobilité (nombre de degrés de liberté), agilité et précision.

Le manipulateur proprement dit est composé de sa structure articulée, de ses moteurs et ses transmissions et de capteurs proprioceptifs (ex : encodeurs) permettant de connaître sa configuration. La complexité de la structure mécanique s'accroît rapidement avec le nombre de degré de liberté (ddl). En effet, les difficultés rencontrées dans les algorithmes de commande résultent principalement du comportement hautement non linéaire des structures robotiques, ainsi que des incertitudes du modèle.

Ce travail vise essentiellement à l'établissement du modèle dynamique du robot manipulateur type SCARA (Selected Compliance Articulated Robot Arm) à 4 ddl ainsi que l'application de la commande par mode glissant sur ce robot. Cette approche est connue par sa robustesse vis-à-vis des incertitudes sur les paramètres et leurs variations. Elle possède une structure qui est variable avec commutation avec un choix à priori de la surface de glissement. La dynamique du système à commander devient moins sensible aux variations paramétriques, aux erreurs de modélisation et à certaines perturbations externes.

Toutefois, la percée de cette technique de commande a été longtemps limitée par le phénomène de réticence (chattering), car la commande par mode glissement induit en pratique des commutations hautes fréquences citées précédemment sous le nom de chattering. Ces commutations peuvent exciter des dynamiques non désirées qui risquent de déstabiliser, détériorer voire même de détruire le système étudié. Différentes méthodes ont été développées

pour diminuer ce phénomène indésirable. Dans ce cadre, nous évoquons la fonction de saturation (ou fonction sigmoïde) qui consiste à remplacer la fonction signe par une approximation continue au voisinage de la surface de glissement. Une autre méthode basée sur les modes glissants d'ordre supérieur utilisant le principe de rejet des discontinuités résidantes au niveau des dérivées supérieures de l'entrée du système. D'autres méthodes modernes inspirées des phénomènes biologiques ainsi que la capacité d'apprentissage, tel que les réseaux de neurones, et le raisonnement humain tel que la logique Floue, on fait leurs apparitions pour pallier à ce genre de problèmes.

Nous nous intéressons dans notre travail à deux solutions. La première, connue comme la méthode de continuation, consiste à utiliser une approximation continue de la loi de commande, où la partie discontinue est remplacée par la fonction saturation. La deuxième solution consiste à remplacer la partie discontinue par un terme qui est estimé par une technique intelligente, à savoir, le réseau de neurones par régression générale. Ce type de réseau est un réseau de neurones avec apprentissage en un seul passage donc aucune rétro-propagation n'est requise et utilise la fonction gaussiens dans la couche cachée comme fonctions d'activation. Ces deux méthodes sont choisies pour éliminer ou du moins diminuer le phénomène de réticence durant l'application de commande sur un système non-linéaire fréquemment ciblé par les chercheurs ; il s'agit du robot manipulateur type SCARA à 4 ddl.

Ce mémoire est composé de trois chapitres :

Le premier chapitre donne un aperçu général sur les robots manipulateurs, définitions et concepts de base, et la modélisation du robot manipulateur type SCARA à 4 ddl en donnant les équations de mouvement de ce robot.

Le deuxième chapitre parle brièvement sur la commande par mode glissant et l'application de cette commande sur un robot manipulateur de type SCARA à 4ddl.

Le chapitre trois donne un aperçu général sur les réseaux de neurones et les réseaux de neurones par régression général. Ce type de réseau est utilisé pour estimer un terme dans la loi de commande appliquée sur le robot manipulateur de type SCARA à 4ddl.

Finalement, nous présentons une conclusion sur l'ensemble de cette étude en donnant quelques perspectives.

Chapitre I

**Modélisation des robots
manipulateurs, Application : robot
SCARA à 4ddl**

I.1 Introduction

Pour concevoir ou commander un robot, il est nécessaire, entre autres, de disposer de modèles du mécanisme. Plusieurs niveaux de modélisation sont possibles. Ils dépendent des spécifications du cahier des charges de l'application envisagée : il en découle des modèles géométriques, cinématiques et dynamiques à partir desquels peuvent être engendrés les mouvements du robot, ou bien des modèles statiques qui décrivent les interactions du mécanisme avec son environnement. L'obtention de ces différents modèles n'est pas aisée, la difficulté variant selon la complexité de la cinématique de la chaîne articulée. Entrent en ligne de compte le nombre de degrés de liberté, le type des articulations mais aussi le fait que la chaîne peut être ouverte simple, arborescente ou fermée.

La modélisation du robot de façon systématique et automatique exige une méthode adéquate pour la description de leur morphologie. Plusieurs méthodes et notations ont été proposées, la plus répandue est celle de Denavit-Hartenberg.

Dans ce chapitre, nous allons donner quelques généralités et définitions sur les robots manipulateurs. La modélisation de notre bras manipulateur type SCARA à 4 articulations sera, également, présentée. Cette modélisation consiste à trouver le modèle géométrique direct et inverse qui exprime la situation de l'organe terminal en fonction des articulaires du mécanisme et inversement, le modèle cinématique direct et inverse qui exprime la vitesse de l'organe terminal en fonction des vitesses articulaires du mécanisme et inversement, et le modèle dynamique qui donne les équations du mouvement d'un robot manipulateur.

I.2 Définitions

Un robot peut être défini comme étant un appareil automatique capable de manipuler des objets, ou d'exécuter des opérations selon un programme fixe ou modifiable.

Un robot est un système mécanique poly-articulé muni par des actionneurs et commandé par un ordinateur qui est destiné à effectuer une grande variété de tâches.

Un robot intelligent est un assemblage complexe de pièces électromécaniques (structure) et de pièces électroniques (cerveau), le tout pouvant être piloté par une intelligence artificielle. Lorsque les robots autonomes sont mobiles, ils possèdent également une source d'énergie embarquée : généralement une batterie d'accumulateurs électriques.

Ces machines polyvalentes sont généralement étudiées pour effectuer la même fonction de façon cyclique et peuvent être adaptées à d'autres fonctions sans modification permanente du matériel <<manipulateur commandé en position, reprogrammable, polyvalent, à plusieurs degrés de liberté, capable de manipuler des matériaux, des pièces, des outils et des dispositifs

spécialisés, au cours de mouvement variable et programmés pour d'exécution d'une variété de tâches>> [1]

I.3 Constituants mécaniques d'un robot

C'est le squelette du robot. Le choix des articulations permettra de déterminer les mouvements possibles et d'orienter son type d'utilisation. On compte un degré de liberté pour chaque axe de rotation selon lequel un membre (bras, patte) peut se mouvoir. [2]



Figure I.1 Un robot manipulateur du type SCARA.

I.3.1 Organe terminal

Sous le terme organe terminal, on regroupe tout dispositif destiné à manipuler des objets (dispositifs de serrage, dispositifs agnatiques, à dépression, ...), ou à les transformer (outils, torche de soudage, pistolet de peinture,...). En d'autres termes, il s'agit d'une interface permettant au robot d'interagir avec son environnement. Un organe terminal peut être multifonctionnel, au sens où il peut être équipé de plusieurs dispositifs ayant des fonctionnalités différentes. Il peut aussi être monofonctionnel, mais interchangeable. Un robot, enfin, peut-être multi-bras, chacun des bras portant un organe terminal différent. On utilisera indifféremment le terme organe terminal, préhenseur, outil ou effecteur pour nommer le dispositif d'interaction fixé à l'extrémité mobile de la structure mécanique. [2]

I.3.2 Système mécanique articulé

Le système mécanique articulé (S.M.A.) est un mécanisme ayant une structure plus ou moins proche de celle du bras humain. Il permet de remplacer, ou de prolo nager, son action (le terme "manipulateur" exclut implicitement les robots mobiles autonomes). Son rôle est d'amener l'organe terminal dans une situation (position et orientation) donnée, selon des

caractéristiques de vitesse et d'accélération données. Son architecture est une chaîne cinématique de corps connectés entre eux par des articulations. Sa motorisation est réalisée par des actionneurs électriques pneumatiques ou hydrauliques qui transmettent leurs mouvements aux articulations.

I.3.2.1 Articulations

Une articulation lie deux corps successifs, en limitant le nombre de degré de liberté de l'un par rapport à l'autre. Soit m le nombre de degré de liberté résultant, encore appelé mobilité de l'articulation m avec $0 \leq m \leq 6$. Lorsque $m = 1$, ce qui est le cas le plus fréquent en robotique, l'articulation est dite simple : soit rotative soit prismatique.

I.3.2.1.1 Articulation rotative

Il s'agit d'une articulation de type pivot, notée R, réduisant le mouvement entre deux corps à une rotation autour d'un axe qui leur est commun. La situation relative entre les deux corps est donnée par l'angle autour de cet axe.

I.3.2.1.2 Articulation prismatique

Il s'agit d'une articulation de type glissière, notée P réduisant le mouvement entre deux corps à une translation le long d'un axe commun. La situation relative entre les deux corps est mesurée par la distance le long de cet axe. On peut constituer des liaisons de mobilité supérieure à 1, en combinant des articulations simples. Une rotule par exemple est obtenue avec trois articulations rotoïde dont les axes sont concourants. [3]

I.3.3 Actionneurs

Pour être animé, la structure mécanique articulée comporte des moteurs le plus souvent associés à des transmissions (courroies crantées), l'ensemble constitue les actionneurs.

Ils utilisent fréquemment des moteurs. On trouve de plus en plus de moteurs à commutation électronique (sans balais), ou pour de petits robots, des moteurs pas à pas.

Pour les robots devant manipuler de très lourdes charges (par exemple, une pelle mécanique), les actionneurs sont le plus souvent hydrauliques, agissant en translation (vérin, hydraulique) ou en rotation (moteur hydraulique). (Les actionneurs pneumatiques sont d'un usage général pour les manipulateurs à cycles (robots tout ou rien)).

I.3.4 Capteurs

Ils traduisent le phénomène physique caractérisant l'environnement en un signal électrique exploitable. Le robot peut être équipé par différents capteurs :

- ✓ Capteurs internes ou proprioceptifs.
- ✓ Capteurs externes ou extéroceptifs.

I.3.5 Système de commande et de traitement de l'information (cerveau)

Elle assure la gestion et la distribution aux divers actionneurs (génération des signaux de commande). Le choix du système de commande est guidé par :

- ✓ Complexité de la mécanique.
- ✓ L'ampleur des tâches à réaliser.
- ✓ Performances souhaitées.

I.4 Degré de liberté d'un robot

On appelle degrés de liberté dans une liaison, les mouvements relatifs indépendants d'un solide par rapport à l'autre autorisés par cette liaison.

I.5 Coordonnées homogènes

I.5.1 Représentation d'un point

Soit M un point de l'espace.

Il existe un unique triplet (x, y, z) de nombres réels tel que :

$$\overline{OM} = x\vec{I} + y\vec{J} + z\vec{K}$$

x est l'abscisse, y est l'ordonnée, z est la cote du point M dans le repère $(\vec{O}, \vec{I}, \vec{J}, \vec{K})$

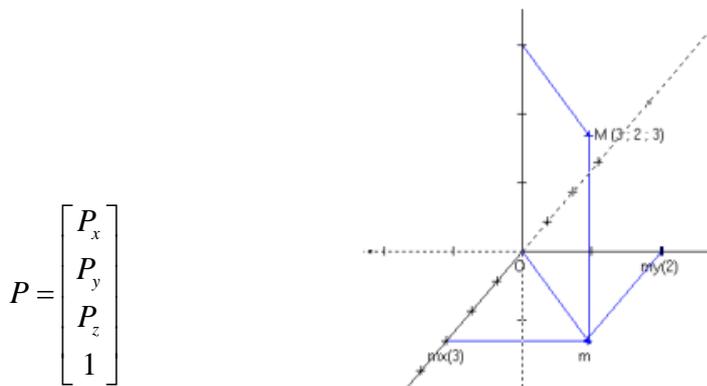


Figure I.2 Représentation d'un point dans l'espace.

I.5.2 Représentation d'une direction

La représentation d'une direction (vecteur libre) se fait aussi par quatre composantes, mais le quatrième est nul, indiquant un point à l'infini. Si l'on note U_x, U_y, U_z les coordonnées cartésiennes d'un vecteur unitaire U , en coordonnées homogènes on écrit [4] :

$$U = \begin{bmatrix} U_x \\ U_y \\ U_z \\ 0 \end{bmatrix}$$

I.5.3 Représentation d'un plan

Le plan $\alpha_x + \beta_y + \gamma_z + \delta = 0$ est représenté par un vecteur ligne Q .

$$Q = [\alpha \quad \beta \quad \gamma \quad \delta]$$

Pour tout point P appartenant au plan Q , le produit matriciel Q_p est nul.

I.6 Transformation homogène

I.6.1 Transformation des repères

Faisons subir une transformation de translation et/ou de rotation, au repère R_i , cette transformation va l'amener au repère R_j , et elle est définie par la matrice ${}^i T_j$ appelée matrice de transformation homogène de dimension (4×4) , telle que :

$${}^i T_j = \begin{bmatrix} {}^i s_j & {}^i n_j & {}^i a_j & {}^i P_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & n_x & a_x & P_x \\ s_y & n_y & a_y & P_y \\ s_z & n_z & a_z & P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Où ${}^i s_j$, ${}^i n_j$ et ${}^i a_j$ désignent respectivement les vecteurs unitaires suivant les axes x_j , y_j et z_j du repère R_j exprimés dans le repère R_i et où ${}^i P_j$ est le vecteur exprimant l'origine du repère R_j dans le repère R_i [5].

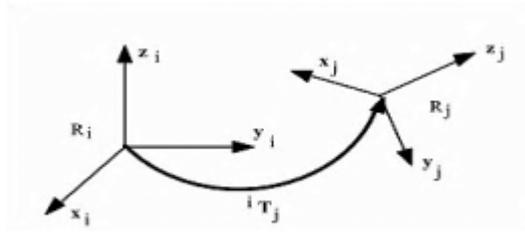


Figure I.3 Transformation des repères.

On peut écrire la matrice ${}^i T_j$ de transformation sous la forme :

$${}^i T_j = \begin{bmatrix} {}^i A_j & {}^i P_j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^i s_j & {}^i n_j & {}^i a_j & {}^i P_j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Avec :

- ${}^i A_j$ est la matrice de rotation.
- ${}^i P_j$ est le vecteur de translation.

I.6.2 Matrice de rotation

Les trois matrices de rotation sont définies comme suit :

Matrice de rotation par rapport à l'axe x

$$ROT(x, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Matrice de rotation par rapport à l'axe y

$$ROT(y, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Matrice de rotation par rapport à l'axe z

$$ROT(z, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

I.7 Modélisation des bras manipulateurs

I.7.1 Modélisation géométrique

La modélisation géométrique permet d'exprimer la situation de l'organe terminal en fonction de la configuration du mécanisme et inversement. On distingue deux modèles :

- Modèle géométrique direct.
- Modèle géométrique inverse.

Pour analyser le comportement mécanique de la structure mécanique d'un robot ou d'un bras manipulateur, il est nécessaire de lier un repère orthonormé à chacun de ses corps et un référentiel attaché à la base du robot ou du bras manipulateur. L'étude des mouvements des corps revient alors à l'étude des mouvements des repères.

I.7.1.1 Modèle géométrique direct

Dans le modèle géométrique direct, la position et l'orientation de l'organe terminale est donnée en fonction des variables articulaires, nous l'exprimons par la fonction suivante :

$$x_i = F(q_1, q_2, \dots, q_n) \quad (\text{I.1})$$

$$i = 1, 2, \dots, p$$

Avec

p : C'est le nombre de variables géométriques.

n : C'est le nombre de degré de liberté du robot.

I.7.1.2 Convention de Denavit–Hartenberg modifié

Méthodologie à suivre pour décrire les robots à structure ouverte simples.

Une structure ouverte simple est composée de $n+1$ corps notés C_0, \dots, C_n et de n articulations. Le corps C_0 désigne la base du robot et le corps C_n le corps qui porte l'organe terminal. L'articulation j connecte le corps C_j au corps C_{j-1} (figure I.4).

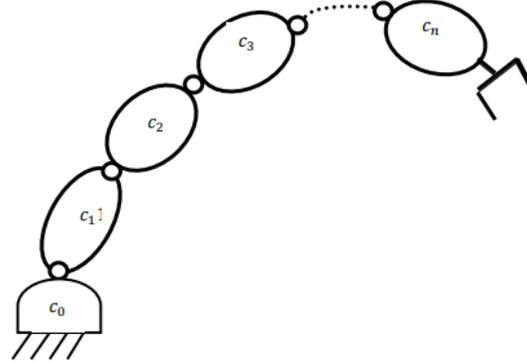


Figure I.4 Robot à structure ouverte simple.

La méthode de description est basée sur le principe suivant :

• **Principe**

- ✓ Fixer des repères à chaque corps du robot.
- ✓ Calculer les matrices homogènes entre chaque corps.
- ✓ Calculer la matrice homogène entre base et l'organe terminal.

• **Hypothèses :**

On suppose que le robot est constitué d'un chaînage de $n + 1$ corps liés entre eux par n articulations rotative ou prismatiques. A chaque corps, on associe un repère R_i . Les repères sont numérotés de 0 à n . La i ème articulation, dont la position est notée q_i est le point qui relie les corps c_{j-1} et c_j .

Le repère R_j fixé au corps c_j est défini de sorte que :

- L'axe z_j est porté par l'axe de l'articulation j .
- L'axe x_{j-1} est porté par la perpendiculaire commune aux axes z_j et z_{j-1} . Si les axes z_j et z_{j-1} sont parallèles ou colinéaire, le choix de x_{j-1} n'est pas unique.

• **Paramètres de Denavit –Hartenberg modifié**

Le passage du repère R_{j-1} au repère R_j s'exprime en fonction des quatre paramètres géométriques suivants :

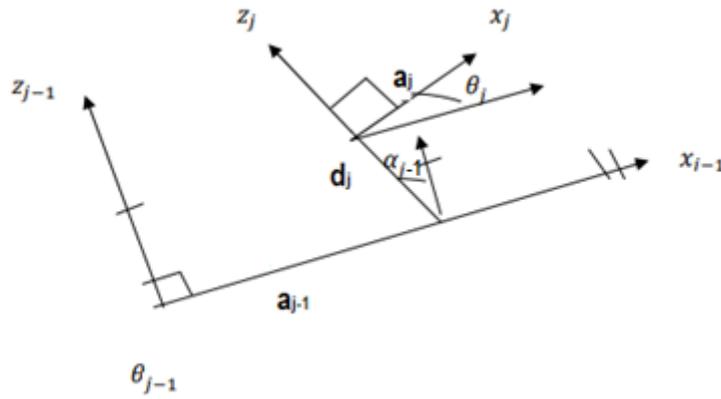


Figure I.5 Paramètres géométriques dans le cas d'une structure ouverte simple.

- α_{j-1} : Angle entre les axes z_{j-1} et z_j correspondant à une rotation autour de x_{j-1} .
- a_{j-1} : Distance entre z_{j-1} et z_j le long de x_{j-1} .
- θ_j : Angle entre les axes x_{j-1} et x_j correspondant à une rotation autour de z_j .
- d_j : Distance entre x_{j-1} et x_j le long de z_j .

La matrice de transformation homogène définissant le repère R_j dans le repère R_{j-1} est donnée comme suit :

$${}^{j-1}T_j = \begin{bmatrix} \cos(\theta_j) & -\sin(\theta_j) & 0 & a_{j-1} \\ \sin(\theta_j)\cos(\alpha_{j-1}) & \cos(\theta_j)\cos(\alpha_{j-1}) & -\sin(\alpha_{j-1}) & -d_j \sin(\alpha_{j-1}) \\ \sin(\theta_j)\sin(\alpha_{j-1}) & \cos(\theta_j)\sin(\alpha_{j-1}) & \cos(\alpha_{j-1}) & d_j \cos(\alpha_{j-1}) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.2})$$

I.7.1.3 Modèle géométrique inverse

Le modèle géométrique inverse nous permet le calcul des variables articulaires en fonction des variables géométrique. Il est constitué par la fonction inverse ou réciproque de F

$$q = F^{-1}(x) \quad (\text{I.3})$$

Avec

$$q = (q_1, q_2, \dots, q_n)^T$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$$

I.7.2 Modélisation cinématique

Dans le modèle géométrique on prend en considération seulement la position et l'orientation des corps et de l'organe terminal, dans le modèle cinématique, Il y a apparition des vitesses de l'organe terminal et les vitesses articulaires.

I.7.2.1 Modèle cinématique direct (MCD)

Le MCD est donné comme suite :

$$\frac{dx}{dt} = \frac{\partial F}{\partial q} \frac{dq}{dt} \quad (\text{I.4})$$

Avec

$\frac{dx}{dt} = \dot{X}$: Vecteur de position et d'orientation de l'organe terminal.

$\frac{\partial F}{\partial q} = J(q)$: Matrice jacobéenne.

$\frac{dq}{dt} = \dot{q}$: Vecteur de vitesse articulaire.

I.7.2.2 Modèle cinématique inverse(MCI)

Le modèle cinématique inverse nous permet l'obtention des vitesses qu'il faut appliquer aux actionneurs en fonction des vitesses désirées pour l'organe terminal dans l'espace de la tâche, il est donné sous la forme suivante :

$$\dot{q} = J^{-1}(q)\dot{X} \quad (\text{I.5})$$

I.7.3 Modélisation dynamique

Les modèles dynamiques des bras manipulateurs sont décrits par un ensemble d'équations mathématiques qui portent des informations dynamiques de ces robots. Ils peuvent être simulés sur un ordinateur dans le but de synthétiser une commande conditionnée par des performances désirées. L'ensemble des équations dynamiques peut être déterminé par des lois mécaniques classiques Newtoniennes et Lagrangiennes. Les approches d'Euler Lagrange et Newton-Euler permettent d'aboutir aux équations du mouvement des robots. Dans la modélisation dynamique on constate deux modèles :

I.7.3.1 Modèle dynamique inverse (MDI)

Le modèle dynamique inverse est représenté par la relation de la forme :

$$\tau = G(q, \dot{q}, \ddot{q}, f \text{ est}) \quad (\text{I.6})$$

I.7.3.2 Modèle dynamique direct (MDD)

Le modèle dynamique direct est représenté par la relation de la forme :

$$q = G(\dot{q}, \ddot{q}, \tau, f \text{ est}) \quad (\text{I.7})$$

La méthode la plus utilisée est constituée par **les équations de Lagrange-Euler**.

I.7.3.2.1 Formalisme de Lagrange-Euler

Le formalisme d'Euler-Lagrange et la transformation homogène de Denavit et Hartenberg amènent à un algorithme consiste à présenter les équations dynamiques du mouvement. L'approche d'Euler-Lagrange sert à modéliser et à présenter la dynamique des robots à travers les équations du mouvement. L'approche d'Euler-Lagrange est donnée par l'équation suivante :

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right] - \frac{\partial L}{\partial q_i} = \tau_i \quad (i = 1 \dots n) \quad (\text{I.8})$$

Avec

τ_i : La force ou le couple généralisé à la $i^{\text{ème}}$ articulation.

n : Le nombre de degré de liberté.

q_i : La coordonnée généralisée de l'articulation i .

\dot{q}_i : La dérivée de la coordonnée généralisée.

L : Le Lagrangien exprimé par l'équation suivante : $L = E_c - E_p$

Avec

E_c : L'énergie cinétique.

E_p : L'énergie potentielle.

I.7.4 Modélisation d'un robot manipulateur type SCARA à 4d.d.l

La figure (I.6) représente un modèle en 3D d'un robot manipulateur type SCARA à quatre degré de liberté (4ddl)

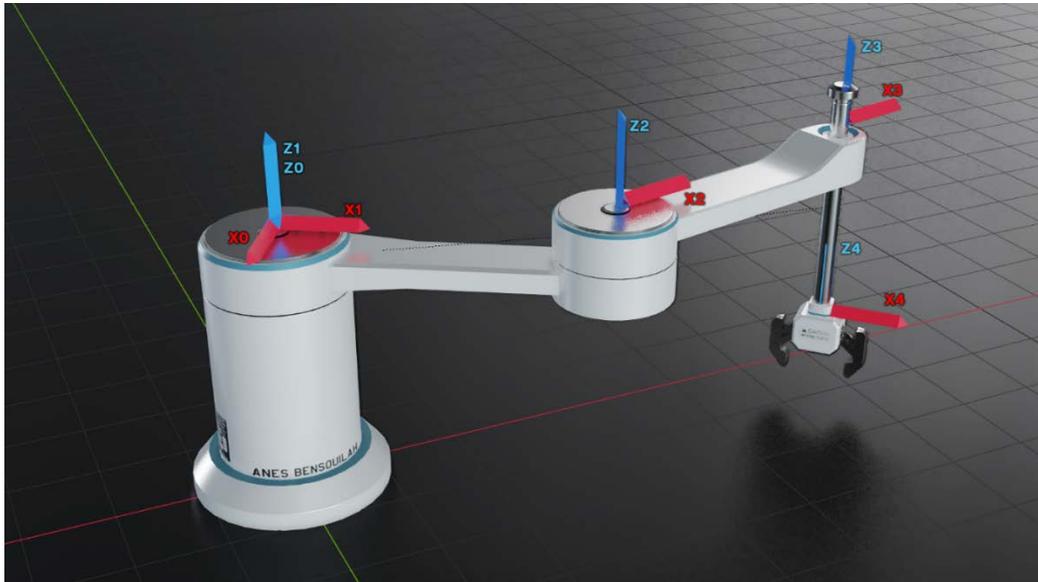


Figure I.6 model 3D d'un robot de type SCARA à 4ddl.

I.7.4.1 Calcul du modèle géométrique direct

Dans cette section, nous nous sommes intéressés au développement ultérieur du modèle géométrique direct du robot, qui sera utilisé pour trouver le modèle dynamique du robot.

Pour trouver les paramètres D-H de ce robot, On doit attacher rigidement le repère R_i au corps $(i = 0 : 4)$, comme il est montré à la figure (I.7) :

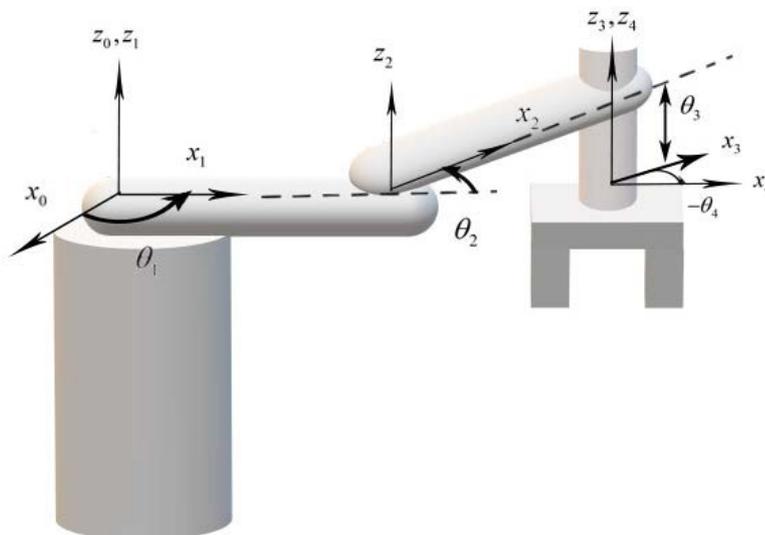


Figure I.7 placement des repères sur le robot SCARA à 4ddl.

❖ Paramètres D-H

i	α_j	a_j	θ_j	d_j
1	$\mathbf{0}$	$\mathbf{0}$	θ_1	$\mathbf{0}$
2	$\mathbf{0}$	l_1	θ_2	$\mathbf{0}$
3	$\mathbf{0}$	l_2	$\mathbf{0}$	θ_3
4	$\mathbf{0}$	$\mathbf{0}$	θ_4	$\mathbf{0}$

Tableau I.1 paramètres de Denavit-Hartenberg du robot SCARA à 4ddl.

❖ Matrices de transformation homogène des quatre segments sont données par

$${}^0T_1 = \begin{bmatrix} C_1 & -S_1 & 0 & 0 \\ S_1 & C_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^1T_2 = \begin{bmatrix} C_2 & -S_2 & 0 & l_1 \\ S_2 & C_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^2T_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & l_2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \theta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^3T_4 = \begin{bmatrix} C_4 & -S_4 & 0 & 0 \\ S_4 & C_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Après multiplication des matrices des transformations élémentaires, nous obtenons la matrice finale 0T_4 qui sert à déterminer le modèle géométrique direct :

$${}^0T_4 = \begin{bmatrix} C_4 C_{12} - S_4 S_{12} & -(S_4 C_{12} + C_4 S_{12}) & 0 & l_2 C_{12} + l_1 C_1 \\ S_4 C_{12} + C_4 S_{12} & C_4 C_{12} - S_4 S_{12} & 0 & l_2 S_{12} + l_1 S_1 \\ 0 & 0 & 1 & \theta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

Avec

$$C_i = \cos(\theta_i)$$

$$S_i = \sin(\theta_i)$$

$$C_{ij} = \cos(\theta_i) \cos(\theta_j) - \sin(\theta_i) \sin(\theta_j) = \cos(\theta_i + \theta_j)$$

$$S_{ij} = \sin(\theta_i) \cos(\theta_j) + \cos(\theta_i) \sin(\theta_j) = \sin(\theta_i + \theta_j)$$

I.7.4.1.2 Calcul du modèle dynamique inverse (MDI)

I.7.4.1.2.1 Calcul de le Lagrangien

Le Lagrangien est exprimé par l'équation suivante : $L(\theta, \dot{\theta}) = E_c(\theta, \dot{\theta}) - E_p(\theta)$ (I.10)

Avec

$$E_c(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{i=1}^n E_{c_i} \quad (\text{I.11})$$

$$E_p(\theta) = \sum_{i=1}^n E_{p_i} \quad (\text{I.12})$$

E_{c_i} : Énergie cinétique du segment i .

E_{p_i} : Énergie potentielle du segment i .

✓ **Calcul de l'énergie cinétique (E_c)**

Pour chaque segment :

$$E_{c_i} = \frac{1}{2} m_i {}^iV_{c_i}^T {}^iV_{c_i} + \frac{1}{2} {}^iW_i^T {}^iI_{c_i} {}^iW_i \quad (\text{I.13})$$

$${}^iI_{c_i} = \begin{bmatrix} I_{x_i x_i} & 0 & 0 \\ 0 & I_{y_i y_i} & 0 \\ 0 & 0 & I_{z_i z_i} \end{bmatrix} \quad (\text{I.14})$$

$${}^iV_{c_i} = {}^iV_i + {}^iW_i \wedge {}^iP_{c_i} \quad (\text{I.15})$$

iW_i : Vitesse linéaire de segment i par rapport i .

iV_i : Vitesse angulaire de segment i par rapport i .

${}^iV_{c_i}$: Vitesse linéaire de centre de gravité de segment i par rapport i .

${}^iI_{c_i}$: Tenseur d'inertie.

○ Vecteur de vitesse

▪ Articulation rotatif :

$${}^{i+1}V_{i+1} = {}^{i+1}R_i ({}^iV_i + {}^iW_i \wedge {}^iP_{i+1}) \quad (\text{I.16})$$

$${}^{i+1}W_{i+1} = {}^{i+1}R_i {}^iW_i + \dot{\theta}_{i+1} \hat{Z}_{i+1} \quad (\text{I.17})$$

▪ Articulation prismatique :

$${}^{i+1}V_{i+1} = {}^{i+1}R_i ({}^iV_i + {}^iW_i \wedge {}^iP_{i+1}) + \dot{d}_{i+1} \hat{Z}_{i+1} \quad (\text{I.18})$$

$${}^{i+1}W_{i+1} = {}^{i+1}R_i {}^iW_i \quad (\text{I.19})$$

Avec : ${}^0V_0 = {}^0W_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ et $\hat{Z}_i = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

✓ **Calcul de l'énergie potentielle (E_p)**

Pour chaque segment :

$$E_{p_i} = -m_i {}^0g^T {}^0P_{c_i} + \mu_{ref_i} \quad (\text{I.20})$$

Pour trouver μ_{ref_i} on met le $(E_{p_i})_{\min} = 0$

${}^0P_{c_i}$: La position du segment i par rapport du repère 0

$$\text{Pour ce bras : } {}^0g = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{pmatrix}$$

I.7.4.1.2.2 Résultat des calculs

• Segment 1(articulation rotative)

$${}^1V_1 = (0 \ 0 \ 0)^T$$

$${}^1W_1 = {}^1R_0 {}^0W_0 + \dot{\theta}_1 \hat{Z}_1 = (0 \ 0 \ \dot{\theta}_1)^T$$

$${}^1V_{c_1} = {}^1V_1 + {}^1W_1 \wedge {}^1P_{c_1} = (0 \ 0 \ 0)^T + (0 \ 0 \ \dot{\theta}_1)^T \wedge \left(\frac{1}{2}l_1 \ 0 \ 0 \right)^T = \left(0 \ -\frac{1}{2}l_1\dot{\theta}_1 \ 0 \right)$$

$$E_{c_1} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{4} m_1 l_1^2 + I_{z_1 z_1} \right) \dot{\theta}_1^2$$

$$E_{p_1} = \mu_{ref_1} \square 0$$

• Segment 2(articulation rotative)

$${}^2V_2 = (-l_1 S_2 \dot{\theta}_1 \ -l_1 C_2 \dot{\theta}_1 \ 0)^T$$

$${}^2W_2 = {}^2R_1 {}^1W_1 + \dot{\theta}_2 \hat{Z}_2 = (0 \ 0 \ \dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^T$$

$${}^2V_{c_2} = {}^2V_2 + {}^2W_2 \wedge {}^2P_{c_2} = \left(-l_1 S_2 \dot{\theta}_1 \ -l_1 C_2 \dot{\theta}_1 - \frac{1}{2} l_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \ 0 \right)^T$$

$$E_{c_2} = \frac{1}{2} m_2 (l_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{4} l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + l_1 l_2 C_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)) + \frac{1}{2} I_{z_2 z_2} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2$$

$$E_{p_2} = -m_2 (0 \ 0 \ -g) \left(-\left(l_1 + \frac{1}{2} l_2 C_2 \right) S_1 \ \left(l_1 + \frac{1}{2} l_2 C_2 \right) C_1 \ 0 \right)^T + \mu_{ref_2} = \mu_{ref_2} \square 0$$

• Segment 3(articulation prismatique)

$${}^3V_3 = {}^3R_2 ({}^2V_2 + {}^2W_2 \wedge {}^2P_3) + \dot{\theta}_3 \hat{Z}_3 = (-l_1 S_2 \dot{\theta}_1 \ -l_1 C_2 \dot{\theta}_1 - l_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \ \dot{\theta}_3)^T$$

$${}^3W_3 = {}^3R_2 {}^2W_2 = (0 \ 0 \ \dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^T$$

$${}^3V_{c_3} = {}^3V_3 + {}^3W_3 \wedge {}^3P_{c_3} = {}^3V_3 + (0 \ 0 \ \dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^T \wedge (0 \ 0 \ \theta_3)^T = (-l_1 S_2 \dot{\theta}_1 \ -l_1 C_2 \dot{\theta}_1 - l_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \ \dot{\theta}_3)^T$$

$$E_{c_3} = \frac{1}{2} m_3 (l_1^2 \dot{\theta}_1^2 + l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + 2l_1 l_2 C_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + \dot{\theta}_3^2) + \frac{1}{2} I_{z_3 z_3} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2$$

$$E_{p_3} = m_3 g \theta_3$$

• Segment 4 (articulation rotative)

$${}^4V_4 = {}^4R_3({}^3V_3 + {}^3W_3 \wedge {}^3P_4) = \begin{pmatrix} -l_1(S_2C_4 + C_2S_4)\dot{\theta}_1 - l_2S_4(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) & l_1(S_2S_4 + C_2C_4)\dot{\theta}_1 - l_2C_4(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) & \dot{\theta}_3 \end{pmatrix}^T$$

$${}^4W_4 = {}^4R_3 {}^3W_3 + \dot{\theta}_4 \hat{Z}_4 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4 \end{pmatrix}^T$$

$${}^4V_{c_4} = {}^4V_4 + {}^4W_4 \wedge {}^4P_{c_4} = {}^4V_4 = \begin{pmatrix} -l_1(S_2C_4 + C_2S_4)\dot{\theta}_1 - l_2S_4(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) & l_1(S_2S_4 + C_2C_4)\dot{\theta}_1 - l_2C_4(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) & \dot{\theta}_3 \end{pmatrix}^T$$

$$E_{c_4} = \frac{1}{2}m_4(l_1^2\dot{\theta}_1^2 + l_2^2(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + l_1l_2C_{n4}\dot{\theta}_1(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + \dot{\theta}_3^2) + \frac{1}{2}I_{z_4z_4}(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)^2$$

$$E_{p_4} = \mu_{ref_4} \square 0$$

❖ Somme

$$\text{On a démontré que} \quad C_{n4} = S_4S_{24} + C_4C_{24} = C_2 = \cos(\theta_2)$$

En faisant la somme, on trouve :

$$\begin{aligned} E_c &= E_{c_1} + E_{c_2} + E_{c_3} + E_{c_4} \\ &= \frac{1}{2}l_1^2\left(\frac{1}{4}m_1 + m_2 + m_3 + m_4\right)\dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2}l_2^2\left(\frac{1}{4}m_2 + m_3 + m_4\right)(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 \\ &\quad + \frac{1}{2}l_1l_2(m_2 + m_4 + 2m_3)C_2\dot{\theta}_1(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + \frac{1}{2}(m_3 + m_4)\dot{\theta}_3^2 + \frac{1}{2}I_{z_1z_1}\dot{\theta}_1^2 \\ &\quad + \frac{1}{2}(I_{z_2z_2} + I_{z_3z_3})(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{1}{2}I_{z_4z_4}(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)^2 \end{aligned} \quad (\text{I.22})$$

$$E_p = E_{p_1} + E_{p_2} + E_{p_3} + E_{p_4} = m_3g\theta_3 \quad (\mu_{ref_i} \square 0) \quad (\text{I.22})$$

• Lagrangien L

$$L = E_c - E_p$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{2}l_1^2\left(\frac{1}{4}m_1 + m_2 + m_3 + m_4\right)\dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2}l_2^2\left(\frac{1}{4}m_2 + m_3 + m_4\right)(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{1}{2}l_1l_2(m_2 + 2m_3 + m_4)C_2\dot{\theta}_1(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \\ &\quad + \frac{1}{2}(m_3 + m_4)\dot{\theta}_3^2 + \frac{1}{2}I_{z_1z_1}\dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2}(I_{z_2z_2} + I_{z_3z_3})(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{1}{2}I_{z_4z_4}(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)^2 - m_3g\theta_3 \end{aligned} \quad (\text{I.23})$$

$$\text{L'approche d'Euler-Lagrange est donnée par l'équation suivante : } \tau_i = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_i} \quad (\text{I.24})$$

➤ Segment 1

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_1} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_1} = l_1^2 \left(\frac{1}{4} m_1 + m_2 + m_3 + m_4 \right) \dot{\theta}_1 + l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + \frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + I_{z_1 z_1} \dot{\theta}_1 + (I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + I_{z_4 z_4} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)$$

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_1} \right] = (l_1^2 \left(\frac{1}{4} m_1 + m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_1 z_1}) \ddot{\theta}_1 + (l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) (\ddot{\theta}_1 + \frac{1}{2} \ddot{\theta}_2) - l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) (\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \frac{1}{2} \dot{\theta}_2^2) + I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4)$$

$$\tau_1 = (l_1^2 \left(\frac{1}{4} m_1 + m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_1 z_1}) \ddot{\theta}_1 + (l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) (\ddot{\theta}_1 + \frac{1}{2} \ddot{\theta}_2) - l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) (\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \frac{1}{2} \dot{\theta}_2^2) + I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4)$$

➤ **Segment 2**

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_2} = -\frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} = (l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) \dot{\theta}_1 + I_{z_4 z_4} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)$$

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} \right] = (l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) \ddot{\theta}_1 - l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4)$$

$$\tau_2 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_2} = l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) \ddot{\theta}_1 + (l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3}) (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) + I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4) - l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)$$

➤ **Segment 3**

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_3} = -m_3 g$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_3} = (m_3 + m_4) \dot{\theta}_3$$

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_3} \right] = (m_3 + m_4) \ddot{\theta}_3$$

$$\tau_3 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_3} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_3} = (m_3 + m_4) \ddot{\theta}_3 + m_3 g$$

➤ **Segment 4**

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_4} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_4} = I_{z_4 z_4} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_4)$$

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_4} \right] = I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4)$$

$$\tau_4 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_4} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_4} = I_{z_4 z_4} (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2 + \ddot{\theta}_4)$$

A partir de l'équation (I.24), nous avons :

$$\begin{cases} \tau_1 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_1} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_1} \\ \tau_2 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_2} \\ \tau_3 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_3} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_3} \\ \tau_4 = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_4} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_4} \end{cases} \quad (\text{I.25})$$

En robotique, si le mouvement des articulations constituant le robot manipulateur est rotoïde, l'expression du couple peut être s'exprimer sous la forme matricielle suivante, ce qui correspondant au modèle dynamique du robot :

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta), \quad (\text{I.26})$$

Avec :

τ : Vecteur des couples ou des forces généralisés.

θ : Vecteur des variables articulaires du bras manipulateur.

$\dot{\theta}$: Vecteur des vitesses articulaires.

$\ddot{\theta}$: Vecteur des accélérations articulaires.

$M(\theta)$: Matrice d'inertie de dimension $(n \times n)$.

$C(\theta, \dot{\theta})$: Matrice des forces centrifuges et de Coriolis.

$G(\theta)$: Vecteur de force de gravité.

Soit $\tau_i = [\tau_1 \quad \tau_2 \quad \tau_3 \quad \tau_4]^T$. Le développement de l'équation (I.26) donne :

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \\ \tau_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_3 \\ \ddot{\theta}_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2h\dot{\theta}_2 & -h\dot{\theta}_2 & 0 & 0 \\ h(\dot{\theta}_1 - \dot{\theta}_2) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ g_4 \end{bmatrix} \quad (\text{I.27})$$

Ce qui donne :

$$\begin{cases} \tau_1 = M_{11}\ddot{\theta}_1 + M_{12}\ddot{\theta}_2 + M_{14}\ddot{\theta}_4 - 2h\dot{\theta}_2\dot{\theta}_1 - h\dot{\theta}_2^2 \\ \tau_2 = M_{21}\ddot{\theta}_1 + M_{22}\ddot{\theta}_2 + M_{24}\ddot{\theta}_4 + h(\dot{\theta}_1^2 - \dot{\theta}_1\dot{\theta}_2) \\ \tau_3 = M_{33}\ddot{\theta}_3 + g_3 \\ \tau_4 = M_{41}\ddot{\theta}_1 + M_{42}\ddot{\theta}_2 + M_{44}\ddot{\theta}_4 \end{cases} \quad (\text{I.28})$$

Avec

$$M_{11} = l_1^2 \left(\frac{1}{4} m_1 + m_2 + m_3 + m_4 \right) + l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) + I_{z_1 z_1} + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3} + I_{z_4 z_4}$$

$$M_{12} = l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + \frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3} + I_{z_4 z_4}$$

$$M_{21} = l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \cos(\theta_2) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3} + I_{z_4 z_4}$$

$$M_{22} = l_2^2 \left(\frac{1}{4} m_2 + m_3 + m_4 \right) + I_{z_2 z_2} + I_{z_3 z_3} + I_{z_4 z_4}$$

$$M_{33} = (m_3 + m_4)$$

$$M_{13} = M_{23} = M_{31} = M_{32} = M_{34} = M_{43} = 0$$

$$M_{14} = M_{24} = M_{41} = M_{42} = M_{44} = I_{z_4 z_4}$$

$$g_1 = g_2 = g_4 = 0$$

$$g_3 = m_3 g$$

$$h = \frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2)$$

Donc La matrice d'inertie M est égale à

$$M(\theta) = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & 0 & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & 0 & M_{24} \\ 0 & 0 & M_{33} & 0 \\ M_{41} & M_{42} & 0 & M_{44} \end{bmatrix}$$

La matrice des forces centrifuges et de Coriolis est comme suit :

$$C(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} -l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_2 & -\frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) \dot{\theta}_2 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} l_1 l_2 (m_2 + 2m_3 + m_4) \sin(\theta_2) (\dot{\theta}_1 - \dot{\theta}_2) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Le Vecteur de force de gravité est donné par :

$$G(\theta) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ m_3 g \\ 0 \end{bmatrix}$$

I.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une description générale et quelques définitions sur les robots manipulateurs. Nous avons donné, également, les outils mathématiques utilisés dans la robotique pour trouver le modèle géométrique, le modèle cinématique et dynamique des robots manipulateurs. Nous nous sommes focalisés particulièrement sur la modélisation dynamique d'un robot manipulateur de type SCARA à quatre degré de liberté (4ddl) pour une utilisation ultérieure.

Chapitre II

**Commande par mode glissant,
Application sur le robot SCARA
à 4ddl**

II.1 Introduction

La commande par mode glissant est une commande à structure variable VSS (Variable Structure System dans la littérature anglo-saxonne). Les premiers travaux sur ce type de commande ont été menés dans l'ancienne U.R.S.S à partir des années soixante. Elle est basée essentiellement sur la résolution des équations différentielles à second membre discontinu, initiée par le mathématicien soviétique A.G. Filippov en 1960 [6]. Le véritable essor de l'utilisation de cette technique date de la parution des livres d'Itkis [7] et d'Utkin [8]. Cette technique de commande a reçu un intérêt sans cesse croissant en raison de sa simplicité d'élaboration et de ses applications dans divers domaines de l'automatique ou de l'électronique de puissance.

La commande par mode de glissement est reconnue pour sa grande robustesse vis à vis des incertitudes paramétriques et les perturbations externes au système, d'autant plus qu'elle est simple à implémenter. Toutefois, la commande par mode de glissement induit en pratique des commutations haute fréquence sur la commande. Ces commutations peuvent exciter des dynamiques non désirées qui risquent de déstabiliser, détériorer voire même de détruire le système étudié. [9]

La technique des modes glissants consiste à amener la trajectoire d'un état d'un système vers la surface de glissement et de la faire commuter à l'aide d'une commutation appropriée autour de celle-ci jusqu'au point d'équilibre, d'où le phénomène de glissement.

Le modèle mathématique du système de robot est fortement non linéaire avec des variations de paramètres [10], le choix de la structure de commande exige une robustesse vis-à-vis des perturbations et des variations des paramètres. La commande par mode glissant [11, 12,13], a été préférée pour soulever cet obstacle grâce à son caractère fortement robuste. Les résultats de simulation montrent les bonnes performances de la technique présentée.

Le travail comporte la commande en mode glissant standard composée de la commande équivalente augmentée du terme de robustesse, appliquée à un robot à quatre articulations. Faire un choix optimal de la surface de glissement, sur laquelle demeurent et glissent tous les états du système. Puis nous synthétisons la laide commande en mode glissant d'ordre 1 qui permet de forcer l'équation de glissement à converger vers zéro en un temps fini. Pour la validation de cette technique en simulation, nous avons choisi comme système, le bras d'un robot manipulateur à quatre articulations.

II.2 Structures de base

Dans les systèmes à structure variable utilisant la commande par mode de glissement, on peut distinguer trois configurations de base pour la synthèse des différentes commandes [14, 15]. La première correspond à un changement de structure par commutation d'une contre réaction d'état variable, la seconde change la structure au niveau de l'organe de commande, et enfin, la troisième configuration change aussi la structure au niveau de l'organe de commande mais avec ajout d'une commande dite « commande équivalente ».

II.2.1 Structure par commutation au niveau d'une contre réaction d'état

Nous pourrions consulter le schéma d'une telle structure sur la figure (II.1). D'après les études menées précédemment [16], c'est la structure la moins exigeante au niveau de la sollicitation de la commande. Elle a été mise en œuvre dans la commande des moteurs à courant continu et à aimants permanents, ainsi que dans la commande des machines à induction. Un ouvrage a été consacré à ce type de commande. Elle s'appuie sur la commande par contre réaction d'état classique où le réglage de la dynamique du système est réalisé par les gains réglage. La non linéarité provient de la commutation entre les gains donc on crée une commutation au niveau de la dynamique du système.

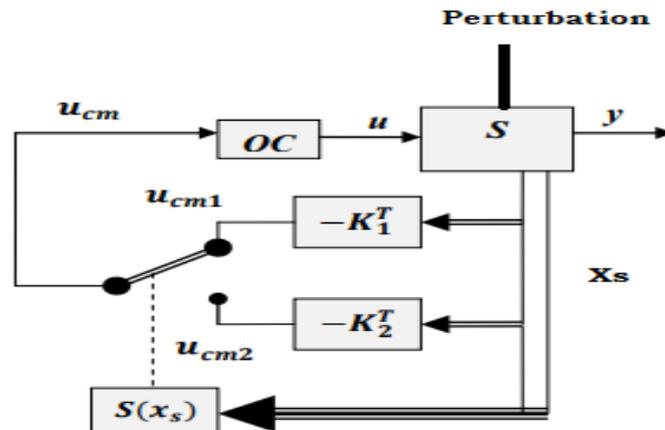


Figure II.1 Structure de régulation par commutation au niveau de la contre réaction d'état.

Le système à régler S possède une grandeur de commande « u » et une grandeur de sortie « y » (figure II.1). Son comportement est décrit par le vecteur d'état « x_s ». Ce dernier est mis en contre-réaction soit par le vecteur ligne $-K_1^T$ soit par $-K_2^T$ selon la position d'un commutateur. La tension de commande u_{cm} est amenée à l'organe de commande « OC » qui fournit la grandeur de commande « u » [17].

Le choix de la contre-réaction d'état par $-K_1^T$ ou $-K_2^T$ se fait à l'aide de la loi de commutation $S(x_s)$ également en fonction de vecteur d'état $S(x_s)$. On a :

$$u_{cm} = \begin{cases} u_{cm1} = -K_1^T x_s & \text{pour } S(x_s) > 0 \\ u_{cm2} = -K_2^T x_s & \text{pour } S(x_s) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Avec une stratégie de commande (loi de commutation) adéquate on peut obtenir un phénomène transitoire stable et bien amorti même si les deux contre-réactions donnent un comportement instable ou à la limite de stabilité.

Sous certaines conditions, la commutation se fait à une fréquence très élevée (théoriquement infiniment élevée) le système travaille alors en mode de glissement (Sliding Mode). Le comportement dynamique du système est alors déterminé par la condition.

$$S(x_s) = 0 \quad (\text{II.2})$$

L'organe de commande reçoit dans ce cas une tension de commande u_{cm} qui commute rapidement entre deux valeurs variables u_{cm1} et u_{cm2} , ce qui peut provoquer des fortes sollicitations de l'organe de commande. Ce désavantage empêche très souvent une réalisation pratique de cette configuration. [14,18]

II.2.2 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande

Cette structure est la plus classique et la plus utilisée. Elle correspond au fonctionnement TOR (tout ou rien) des interrupteurs de puissance associés dans une grande majorité d'applications aux variateurs de vitesse. Elle a été utilisée pour la commande des moteurs pas à pas.

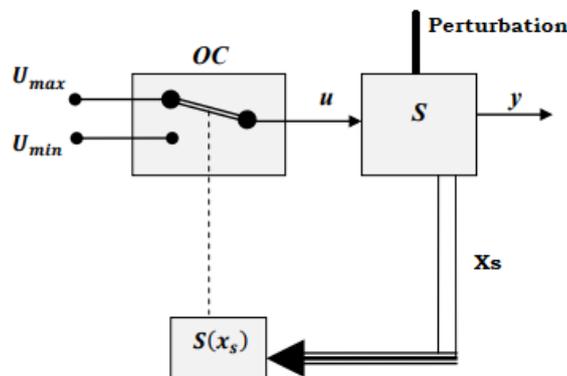


Figure II.2 Système de réglage à structure variable avec changement de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande.

Où :

OC : Organe de commande.

S : Système à commande.

$S(x_s)$: Surface de glissement.

u_{cm} : Tension de commande.

Dans ce cas l'organe de commande (O.CM) doit être conçu de sorte que la grandeur de commande u ne prenne que les deux valeurs U_{\max} et U_{\min} . La commutation entre ces deux valeurs est imposée par la loi de commutation selon :

$$U = \begin{cases} U_{\max} & \text{si } S(x_s) > 0 \\ U_{\min} & \text{si } S(x_s) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Cette configuration nécessite un organe de commande qui possède une action à deux positions avec une commutation rapide d'une position à l'autre [14]. L'électronique de puissance met à disposition un organe de commande qui répond parfaitement aux exigences posées ; C'est le variateur de courant continu à pulsation ; Cette dernière est utilisée pour alimenter des moteurs à courant continu, il y a aussi des onduleurs monophasés ou triphasés à pulsation, qui sont employés pour l'alimentation du stator des machines à courant alternatif.

En mode de glissement (ou régime glissant), la dynamique du système S est donnée par $S(x_s) = 0$. Cette configuration s'adapte bien pour la commande de convertisseurs électriques dont l'organe de commande est un interrupteur [19].

II.2.3 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente

Une telle structure dont le principe est montré sur la figure (II.3) présente un avantage réel. Elle permet de pré-positionner l'état futur du système grâce à la commande équivalente qui n'est rien d'autre que la valeur désirée du système en régime permanent. L'organe de commande est beaucoup moins sollicité, mais on est plus dépendant des variations paramétriques du fait de l'expression de cette commande équivalente [20].

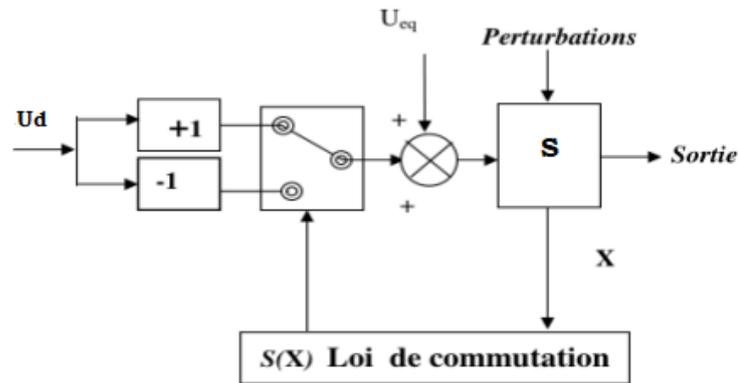


Figure II.3 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente.

U_{eq} : Vecteur de commande équivalente.

U_d : Vecteur de commande discontinu.

Le terme de commutation U_d assure principalement la convergence des trajectoires du système vers l'état désiré et assure son maintien. La loi de commutation est donnée par :

$$U = \begin{cases} U_{eq} + U_d & \text{si } S(x_s) > 0 \\ U_{eq} - U_d & \text{si } S(x_s) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

C'est cette forme d'écriture de la loi de commande que nous avons retenue pour la suite de notre étude.

Nous avons choisi de baser notre étude sur ce type de configuration de la commande, pour plusieurs raisons :

- Une telle structure, de par sa constitution, est très simple et permet de moins solliciter la commande. Il nous semble en effet naturel d'ajouter la commande équivalente pour pré-positionner le système dans un état désiré permanent et stable, et de jouer ensuite sur le terme de commutation pour assurer la convergence vers cet état et pour y rester ensuite.

- Cette méthode de commande a déjà été abordée dans les travaux antérieurs [21] et les auteurs mentionnent des résultats très satisfaisants pour des applications robotiques ainsi que des applications utilisant des machines à induction.

II.3 Principe de commande par modes glissants

Le principe de la commande par modes glissants est de contraindre l'état du système à atteindre en temps fini une surface (dans l'espace d'état) donnée pour ensuite y rester. Cette surface étant une relation entre les variables d'état du système, elle définit une équation

différentielle, et donc détermine totalement la dynamique du système, pourvu que le système reste sur cette surface.

L'évolution d'un système soumis à une loi de commande qui le fait rester sur une surface donnée ne dépend donc plus du système lui-même ou des perturbations auxquelles il peut être soumis, mais uniquement des propriétés de cette surface.

Le système bouclé n'est donc pas seulement robuste vis-à-vis des incertitudes (propres au système) et des perturbations (extérieurs au système), mais totalement insensible à ces incertitudes et perturbations, moyennant qu'elles puissent effectivement être rejetées par la commande.

La trajectoire dans le plan de phase est constituée de trois parties distinctes :

❖ **Mode de convergence (MC)** : C'est le mode durant lequel la variable à régler se déplace à partir de n'importe quel point initial dans le plan de phase, et tend vers la surface de commutation $S(x_s)=0$. Ce mode est caractérisé par la loi de commande et le critère de convergence [14].

❖ **Mode de glissement (MG)** : C'est le mode durant lequel la variable d'état a atteint la surface de glissement et tend vers l'origine du plan de phase. La dynamique de ce mode est caractérisée par le choix de la surface de glissement $S(x)=0$ [14].

❖ **Mode du régime permanent (MRP)** : Ce mode est ajouté pour l'étude de la réponse du système autour de son point d'équilibre (origine du plan de phase), il est caractérisé par la qualité et les performances de la commande [14].

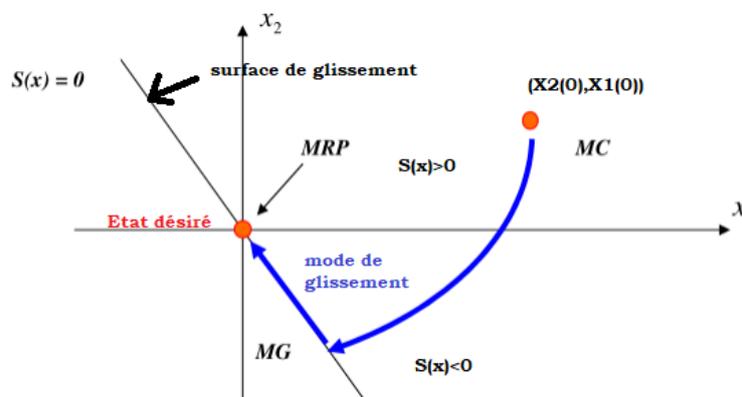


Figure II.4 Les différents modes pour la trajectoire dans le plan de Phase.

Avant d'entamer les méthodes utilisées dans la synthèse de système de contrôle par mode de glissement, nous allons expliquer quelques notions de bases du régime glissant.

II.4 Conception de la commande par mode de glissement

La conception des régulateurs par les modes de glissement prend en charge les problèmes de stabilité et des performances désirées d'une façon systématique. La mise en œuvre de cette méthode nécessite trois étapes :

- Le choix des surfaces.
- L'établissement des conditions d'existence et de convergence.
- La détermination de la loi de commande.

II.4.1 Choix des surfaces de glissement

Le choix de la surface de glissement concerne le nombre nécessaire ainsi que la forme mathématique, en fonction de l'application et de l'objectif visé. Pour un système défini par l'équation (II.5), le vecteur de surface S_c est de même dimension que le vecteur de commande U . Soit le système décrit par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{X}(t) = H(X, t) + B(X, t)U(t) \quad (\text{II.5})$$

Dans le cas du traitement dans l'espace de phase, la fonction de commutation est une fonction scalaire, telle que la variable à régler glisse sur cette surface pour atteindre l'origine du plan de phase (i.e. convergence de la variable d'état vers sa valeur désirée). Ainsi, la surface $S(x)$ représente le comportement dynamique désiré du système. J. J. Slotine [17] nous propose une forme d'équation générale pour déterminer la surface de glissement qui assure la convergence d'une variable vers sa valeur désirée :

$$S_c(x) = \left(\frac{\partial}{\partial t} + \lambda_x \right)^{r-1} e(x) \quad (\text{II.6})$$

Avec :

$e(x)$: L'écart sur les variables à régler ;

$$e(x) = X^* - X \quad (\text{II.7})$$

λ_x : Vecteur constante positive qui interprète la bande passante du contrôle désiré ;

r : Degré relatif, égale au nombre de fois qu'il dériver la sortie pour faire apparaître la commande ;

II.4.2 Condition d'existence et de convergence

Les conditions d'existence et de convergence sont les critères qui permettent aux différentes dynamiques du système de converger vers la surface de glissement et d'y demeurer, indépendamment de la perturbation. Il existe deux considérations pour assurer le mode de convergence : une fonction discrète de commutation. [22]

❖ Fonction discrète de commutation

Cette approche est la plus ancienne. Elle est proposée et étudiée par EMELYANOV [5] et UTKIN [8]. Il s'agit de donner à la surface une dynamique converge vers zéro. Elle est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{S}(x) > 0 & \text{si } S(x) < 0 \\ \dot{S}(x) < 0 & \text{si } S(x) > 0 \end{cases}$$

Cette condition peut être formulée comme suit :

$$\dot{S}(x).S(x) < 0 \quad (\text{II.8})$$

Elle est globale mais ne garantit pas en revanche un temps d'accès fini.

Cette condition est toutefois difficile à utiliser pour faire la synthèse de la loi de commande, particulièrement dans le cas d'un système multi-entrées. [22]

❖ Fonction de Lyapounov

Cette fonction est généralement utilisée pour garantir la stabilité des systèmes non linéaires. En définissant la fonction de Lyapounov par :

$$V(x) = \frac{1}{2} S^2(x) \quad (\text{II.9})$$

La dérivée de cette fonction est :

$$\dot{V}(x) = \dot{S}(x).S(x) \quad (\text{II.10})$$

Pour que la fonction de Lyapounov décroisse, il suffit d'assurer que sa dérivée est négative. Ceci est vérifié si :

$$\dot{S}(x).S(x) < 0 \quad (\text{II.11})$$

II.4.3 Détermination de la loi de commande

Une fois la surface de glissement est choisie et la condition de convergence est vérifiée, on construit une loi de commande pour assurer l'attraction des trajectoires d'état vers la surface de glissement $S(x) = 0$.

La loi de commande en mode de glissement est composée de deux grandeurs :

- La commande équivalente U_{eq}
- La commande discontinue U_d

La loi de commande globale est donnée par la relation suivante :

$$U = U_{eq} + U_d \quad (\text{II.12})$$

❖ Commande équivalente

La commande équivalente est une fonction linéaire, peut être interprétée comme étant la valeur moyenne (continue) que peut prendre la commande u lors de la commutation rapide entre U_{\max} et U_{\min} comme le montre la figure (II.5)

Elle est déterminée en résolvant l'équation du comportement dynamique du système durant le mode de glissement :

$$\dot{S}(x) = 0 \quad (\text{II.13})$$

$$\dot{s} = \frac{\partial s \partial x}{\partial x \partial t} = 0 \quad (\text{II.14})$$

Alors $\dot{S}(x)$ s'écrit par :

$$\dot{S}(x) = \frac{\partial s}{\partial x} (f(x) + g(x)u_{eq}) = 0 \quad (\text{II.15})$$

On tire l'équation de U_{eq} à partir de l'équation (II.15) :

$$u_{eq} = - \left(\frac{\partial s}{\partial x} g(x) \right)^{-1} \frac{\partial s}{\partial x} f(x) \quad (\text{II.16})$$

Avec :

$$\left(\frac{\partial s}{\partial x} g(x) \right) \neq 0$$

Elle peut être interprétée autrement comme étant une valeur moyenne que prend la commande lors de la commutation rapide entre les valeurs U_{\max} et U_{\min} figure (II.5).

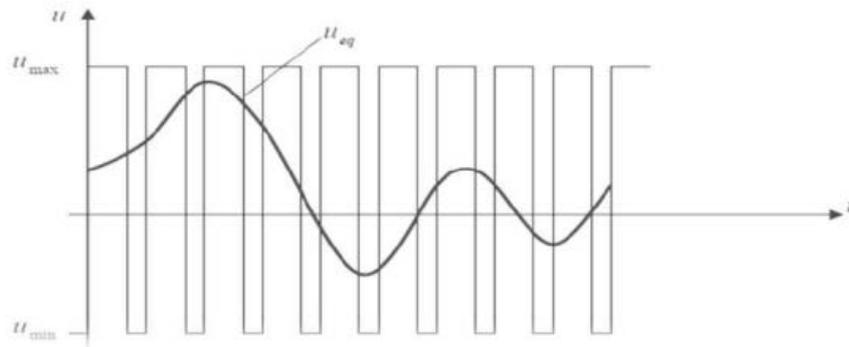


Figure II.5 Grandeur de la commande équivalente U_{eq} .

❖ Commande discontinue

La loi de commande discontinue est déterminée pour satisfaire les conditions de convergence. Cette commande force les dynamiques à converger vers la surface et assure l'insensibilité du système vis-à-vis des incertitudes et perturbations par exemple pour des paramètres mal connus, le système ne glisse pas parfaitement sur la surface il quitte celle-ci, mais le terme discontinu l'y ramène car la surface est attractive. C'est pour cette raison que la commande par modes glissants est dite robuste.

En remplaçant l'expression de U_{eq} dans (II.12), on obtient :

$$u = -\left(\frac{\partial s}{\partial x} g(x)\right)^{-1} \frac{\partial s}{\partial x} f(x) + u_d \quad (\text{II.17})$$

En remplaçant l'expression de u dans $\dot{S}(x) = 0$, on obtient :

$$\dot{S}(x) = \frac{\partial s}{\partial x} (f(x) - g(x) \left(\frac{\partial s}{\partial x} g(x)\right)^{-1} \frac{\partial s}{\partial x} f(x) + g(x) u_d) \quad (\text{II.18})$$

Après un bref calcul on aura :

$$\dot{S}(x) = \frac{\partial s}{\partial x} g(x) + u_d$$

Pour assurer la condition de l'attractivité :

$$\dot{S}(x) S(x) < 0 \Rightarrow S(x) \left(\frac{\partial s}{\partial x} g(x) + u_d \right) < 0 \quad (\text{II.19})$$

Il suffit que u_d soit de signe opposé à $S(x) \frac{\partial s}{\partial x} g(x)$

Pour le terme u_d , différentes formes sont proposées dans la littérature [6].

Toutes les formes proposées donnent un terme discontinu. La forme simple qui est généralement utilisée est : $u_d = -K \text{signe}(s)$ ou K est une constante positive et signe est la fonction signe classique.

$$\text{signe}(s) = \begin{cases} +1 & \text{si } s(x) > 0 \\ 0 & \text{si } s(x) = 0 \\ -1 & \text{si } s(x) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

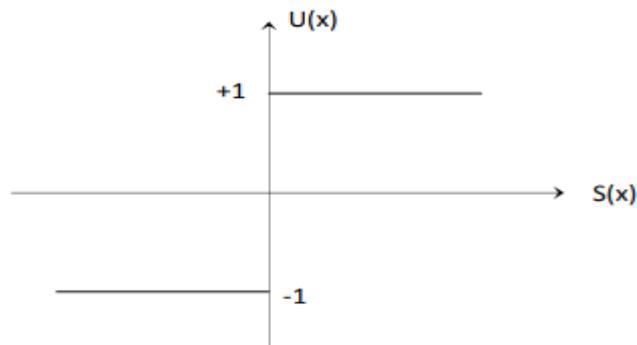


Figure II.6 la fonction signe.

Le choix de la constante K est très influant, car si la constante K est très petite le temps de réponse est trop long et si elle est trop grande, le « **Chattering** » apparaît.

II.5 Phénomène du broutement (CHATTERING)

En pratique, la commande discontinue peut exciter les dynamiques de hautes fréquences non modélisées, entraînant l'apparition de ce qu'on appelle la réticence ou broutement connu en anglais sous le nom de Chattering et se caractérise par de fortes oscillations autour de la surface.

Ce phénomène de réticence apparaît car la commutation de la commande ne se fait pas à une fréquence infinie à cause des imperfections physiques (les retards, limitation physique) des actionneurs ...etc.

Pendant les premières années de son apparition, la commande par modes glissants a été entravée par ce phénomène qui peut provoquer une détérioration anticipée de l'organe de commande, augmenter la consommation de l'énergie et voire engendrer l'instabilité du système en excitant les dynamiques hautes fréquences non considérées dans la modélisation.

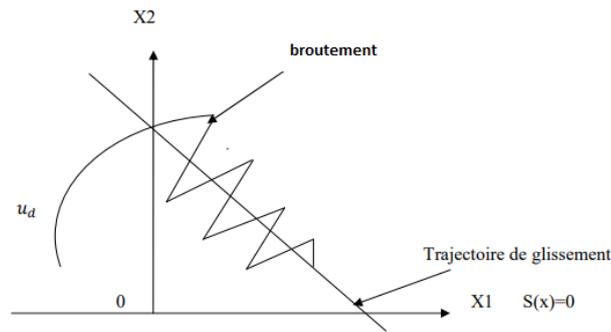


Figure II.7 Phénomène de broutement.

Afin d'éliminer ou au moins réduire le phénomène de réticence on peut procéder par :

- Remplacer la fonction $\text{signe}(s(x))$ par des fonctions sigmoïdes qui sont lisse (douce, smooth

en anglais) telle que les fonctions $\frac{2}{\pi} \arctg\left(\frac{s}{w}\right), \frac{s}{|s|+w} \dots \text{etc.}$

- Remplacer la fonction $\text{signe}(s(x))$ par la fonction saturation représenté par la figure (II.8)

$$\text{sat}\left(\frac{s}{w}\right) = \begin{cases} \frac{s}{w} & \text{si } |s| \leq w \\ \text{signe}(s) & \text{si } |s| > w \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

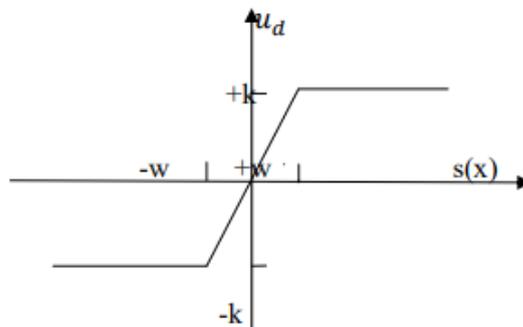


Figure II.8 la fonction saturation.

Avec w représente l'épaisseur du voisinage de la surface dans lequel les composantes hautes fréquences sont filtrées.

- utiliser des commandes à gain décroissant définies par $u = -K|s|^\alpha \text{signe}(s)$ ou la commande diminue en amplitude à mesure que l'on s'approche de la surface de glissement.
- les modes glissants d'ordre supérieur (higher order sliding en anglais) :

Cette méthode récente a été introduite dans les années 80 par Levantovsky et Emelyanov consiste à introduire de nouvelles dynamiques dans la commande ainsi le problème de

discontinuité dû à l'élément de commutation est déplacé sur les dérivées d'ordre supérieur de la commande. [5]

Dans ce cas on contraint le système à évoluer sur la surface $S(x) = 0$ et maintenir ses $(p-1)$ premières dérivées successives ($s = \dot{s} = \ddot{s} = \dots s^{(p-1)}$) où p désigne l'ordre du mode glissant et il fixe le degré de douceur du système, il est choisi supérieur ou égal au degré relatif du système.

Cette technique très efficace présente les avantages suivants :

- ✓ préservation des caractéristiques de robustesse, de précision vues dans la loi de commande glissante d'ordre un.
- ✓ Elimination de la réticence.
- ✓ Amélioration des performances de la commande.

Cependant l'inconvénient majeur pour l'implémentation des algorithmes p - glissants est que le nombre d'informations nécessaires augmente avec l'ordre du régime glissant.

II.6 Propriété de robustesse

La plupart des techniques de commande robuste sont basées sur des méthodes adaptatives, reposant aussi bien sur l'identification que sur l'observation. Ces techniques conduisent souvent à des lois de commande relativement compliquées dont l'implantation se révèle lourdes en matière de calculs et de matériels .par contre, les techniques des modes glissants permettent d'associer les qualités de robustesse et de réalisation relativement simple. Considérant le système perturbé suivant :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + p(x,t) \quad (\text{II.22})$$

Où $p(x,t)$ représente l'effet des incertitudes paramétriques sur le modèle ou des perturbations externes. Sur la surface de glissement la robustesse du régime glissant vis-à-vis des perturbations est donnée par le théorème suivant :

Théorème

Le régime sur $S(x)$, du système perturbé (II.22), est invariant vis-à-vis de $p(x,t)$, si et seulement si le vecteur de perturbation $p(x,t)$ est engendré par $g(x)$. cette condition est appelée condition de recouvrement ou machine condition.

On dit que le vecteur $p(x,t)$ est engendré par $g(x)$ si : $p(x,t) \in \text{span}\{g(x)\}$.

Notons que le système est insensible à de telles perturbations seulement au régime glissant.

II.7 Application de la commande par mode glissant sur un bras manipulateur type SCARA à 4 ddl

La synthèse de la loi de commande, donnée par la formule (II.12), par modes glissants du bras manipulateur dont le modèle dynamique est donnée par l'équation (I.9), est donnée comme suit : [23]

On a donc d'une part :

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_{eq} + \mathbf{u}_d$$

Et d'autre part :

$$M(q)\ddot{q} + C(q)\dot{q} + G(q) = \tau \quad (\text{II.23})$$

Posant le changement de variables suivant :

$x_i = q_i$: Position angulaire de l'articulation i (avec $i = 1 : 4$)

$\dot{x}_i = \dot{q}_i$: Vitesse angulaire de l'articulation i (avec $i = 1 : 4$)

Notre objectif est donc d'établir une loi de commande qui permet de commander le système en position et en vitesse.

On pose :

$$\begin{cases} e_1(t) = x_1(t) - x_{1d}(t) \\ e_2(t) = x_2(t) - x_{2d}(t) \\ e_3(t) = x_3(t) - x_{3d}(t) \\ e_4(t) = x_4(t) - x_{4d}(t) \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

$e_i(t)$ ($i = 1 : 4$) : Les erreurs des positions.

$$\begin{cases} \dot{e}_1(t) = \dot{x}_1(t) - \dot{x}_{1d}(t) \\ \dot{e}_2(t) = \dot{x}_2(t) - \dot{x}_{2d}(t) \\ \dot{e}_3(t) = \dot{x}_3(t) - \dot{x}_{3d}(t) \\ \dot{e}_4(t) = \dot{x}_4(t) - \dot{x}_{4d}(t) \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

$\dot{e}_i(t)$ ($i = 1 : 4$) : Les erreurs des vitesses.

L'équation (II.23) peut être écrite sous la forme suivante :

$$\mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x})\mathbf{u} \quad (\text{II.26})$$

La surface de glissement est donnée par :

$$s = \lambda e + \dot{e} \quad (\text{II.27})$$

Où λ et γ sont des matrices diagonales définies positives constantes. Comme on peut le voir à partir de (II.27), le maintien des états du système à la surface pour tout $t > 0$ satisfera aux exigences de suivi, c'est-à-dire $q \rightarrow q_d$. Objectif de contrôle peut maintenant être atteint en requis l'entrée de contrôle x de sorte que la surface de glissement satisfait à la condition suffisante suivante :

$$\frac{1}{2} \frac{d}{dt} [s^T M(q) s] < 0, \quad \text{si } s \neq 0 \quad (\text{II.28})$$

L'équation (II.28) indique que l'énergie de s devrait décroître tant que s n'est pas nul. Cela signifie aussi cette distance de la surface de glissement diminue finalement le long de toutes les trajectoires du système. Donc, les surfaces du système seront finalement entraînées vers la surface de glissement sur laquelle le mode de glissement le contrôle à lieu.

Sur la base du contrôle équivalent, et afin d'obtenir l'objet d'erreur zéro, un glissement la loi de commande de mode est formée comme

$$\tau = -M[\lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) + \gamma(q - q_d) - \ddot{q}_d] + C(\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)) + G + \tau_d + F_f - K \text{sign}(s) \quad (\text{II.29})$$

Où $K = \text{diag} \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$, $k_i > 0$

Pour prouver la stabilité du système, on propose la fonction de Lyapunov est choisi comme :

$$V = \frac{1}{2} s^T M s \quad (\text{II.30})$$

La dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \frac{d}{dt} [s^T M s] = -s^T K \text{sign}(s) \quad (\text{II.31})$$

Ainsi l'équation glissante (II.28) est vérifiée. la loi de commande (II.29) est déterminée sur la base l'information de termes incertains τ_d et F_f . Cependant, les informations sur ces les incertitudes telles que les paramètres des termes de frottement, les changements de charge utile, etc. ne peuvent pas être exactement obtenu, et les termes incertains ne peuvent pas non plus être déterminés. Par conséquent, la loi de contrôle (II.29) est modifiée comme

$$\tau = \tau_0 + \tau_s \quad (\text{II.32})$$

$$\tau_0 = -M_0[\lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) + \gamma(q - q_d) - \ddot{q}_d] + C_0(\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)) + G_0 \quad (\text{II.33})$$

$$\tau_s = -K \text{sign}(s), \quad K = \text{diag}\{k_1, k_2, \dots, k_n\} \quad (\text{II.34})$$

Dans(II.32), τ_0 est l'entrée de commande continue équivalente /nominale qui est déterminée par valeurs nominales connues des paramètres du système et τ_s est l'entée de commande de commutation qui traite des variations de paramètres et des perturbations externes.

Laisser

$$M = M_0 + \Delta M \quad (\text{II.35})$$

$$C = C_0 + \Delta C \quad (\text{II.36})$$

$$G = G_0 + \Delta G \quad (\text{II.37})$$

Où M_0, C_0, G_0 signifie les valeurs nominaux et le symbole Δ signifie la valeur incertaine.

Dans(II.34), le gain k_i , $i = 1, 2, \dots, n$ est choisi comme

$$k_i > |\Delta f_i|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{II.38})$$

Où Δf_i est la i ème ligne de Δf avec

$$\Delta f = \Delta M(\ddot{q}_d - \lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) - \gamma(q - q_d)) + \Delta C(\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)) + \Delta G + \tau_d + F_f \quad (\text{II.39})$$

Et en supposant que le terme incertain Δf est borné.

En remplaçant (II.32) -(II.34) dans le dérivé de la fonction de Lyapunov(II.31), on obtient

$$\dot{V} = s^T [\Delta f - \hat{K} \text{sgn}(s)] = \sum_{i=1}^n s_i [\Delta f_i - \hat{K}_i \text{sgn}(s_i)] \quad (\text{II.40})$$

Lorsque $s_i > 0$, à partir de(II.38)

$$\sum_{i=1}^n s_i [\Delta f_i - \hat{K}_i \text{sgn}(s_i)] < 0 \quad (\text{II.41})$$

Lorsque $s_i < 0$, à partir de(II.38)

$$\sum_{i=1}^n s_i \left[\Delta f_i - \hat{K}_i \operatorname{sgn}(s_i) \right] > 0 \quad (\text{II.42})$$

$$\text{Ainsi, } \dot{V} < 0 \quad (\text{II.43})$$

La loi de commande en mode glissant est donnée par (sur l'équation (II.12)) : $u = u_{eq} + u_d$

Avec u_{eq} est définie par $\dot{s} = 0$ (l'équation (II.13))

$$u_{eq} = -M[\lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) + \gamma(q - q_d) - \ddot{q}_d] + C(\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)) + G \quad (\text{II.44})$$

$$u_d = -K \operatorname{sign}(s) \quad (\text{II.45})$$

Donc la commande globale est donnée comme suit :

$$u = -M[\lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) + \gamma(q - q_d) - \ddot{q}_d] + C(\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)) + G - K \operatorname{sign}(s) \quad (\text{II.46})$$

II.8 Résultats de simulation

Dans cette simulation, les valeurs nominales du modèle sont estimées en appliquant un facteur aux matrices des paramètres correspondants du système original pour tenir compte des incertitudes paramétriques, c.à.d. $M_0 = 0.9M$, $C_0 = 0.8C$, $G_0 = 0.85G$.

• Gains

$$\lambda = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}, \gamma = \begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 6 \end{bmatrix}, K = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

• Sortie désiré

$$q_{1_d} = q_{3_d} = -\frac{\pi}{2} + \frac{1}{4} \times \left(\frac{2}{3} \pi \times t - \sin\left(\frac{2}{3} \pi \times t\right) \right)$$

$$q_{2_d} = q_{4_d} = \frac{1}{4} \times \left(\frac{2}{3} \pi \times t - \sin\left(\frac{2}{3} \pi \times t\right) \right)$$

II.8.1 Résultats de simulation par la commande mode glissant

Observation des résultats de la fonction signe

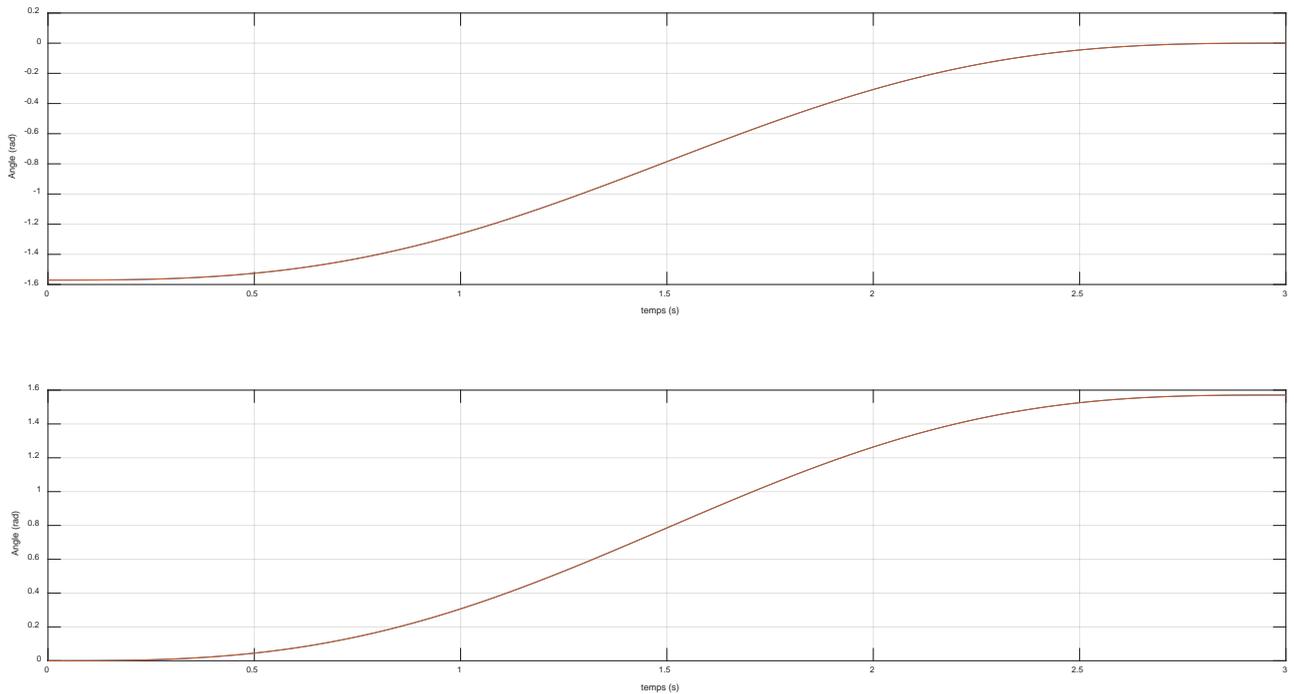


Figure II.9 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1et 2).

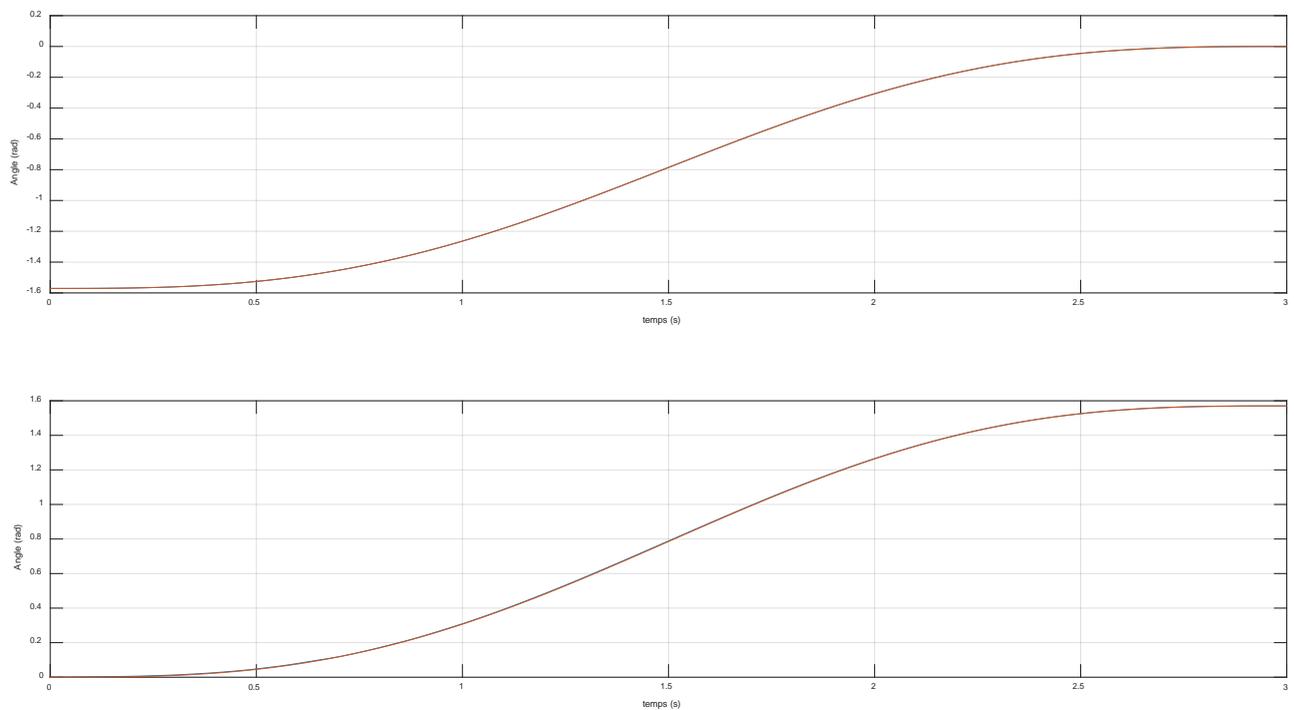


Figure II.10 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3 et 4).

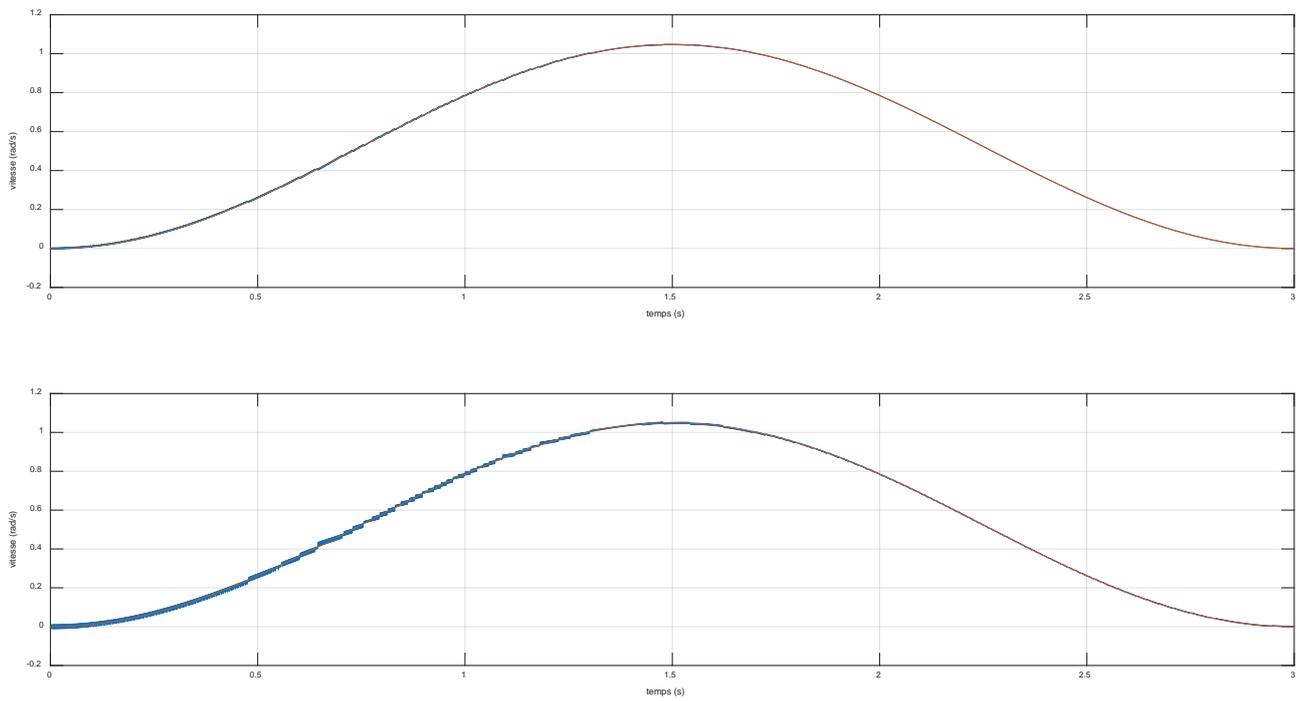


Figure II.11 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 1et 2).

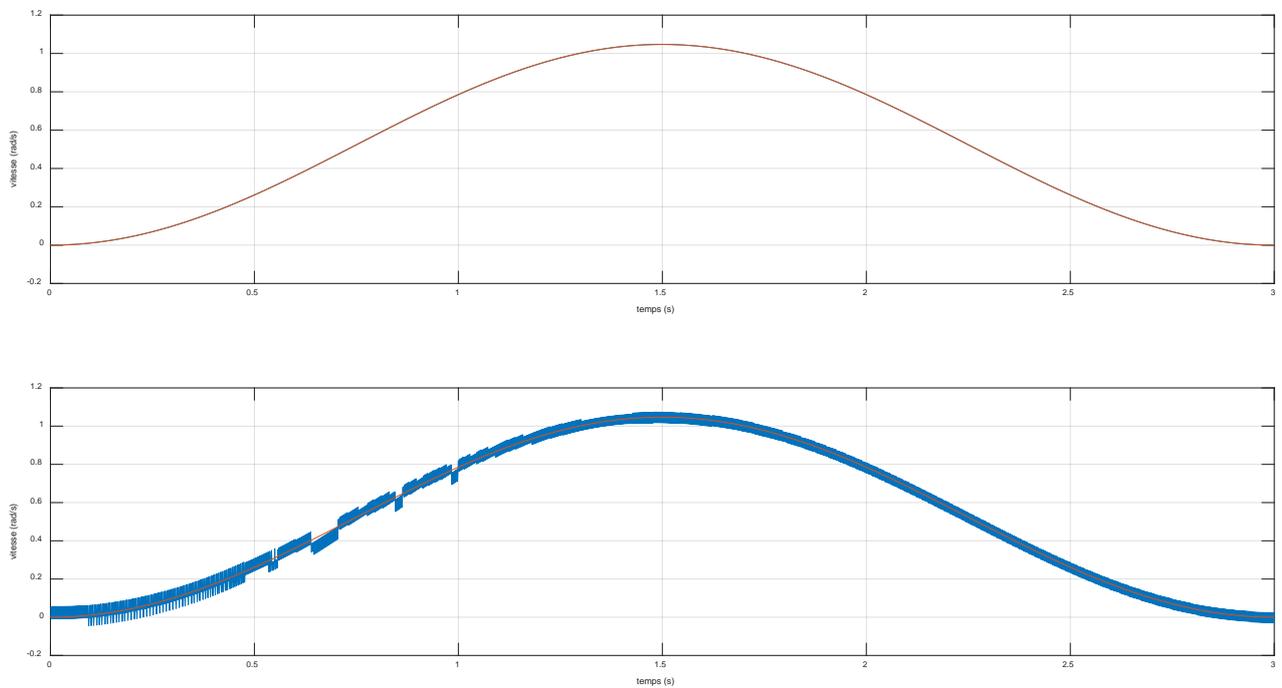


Figure II.12 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 3et 4).

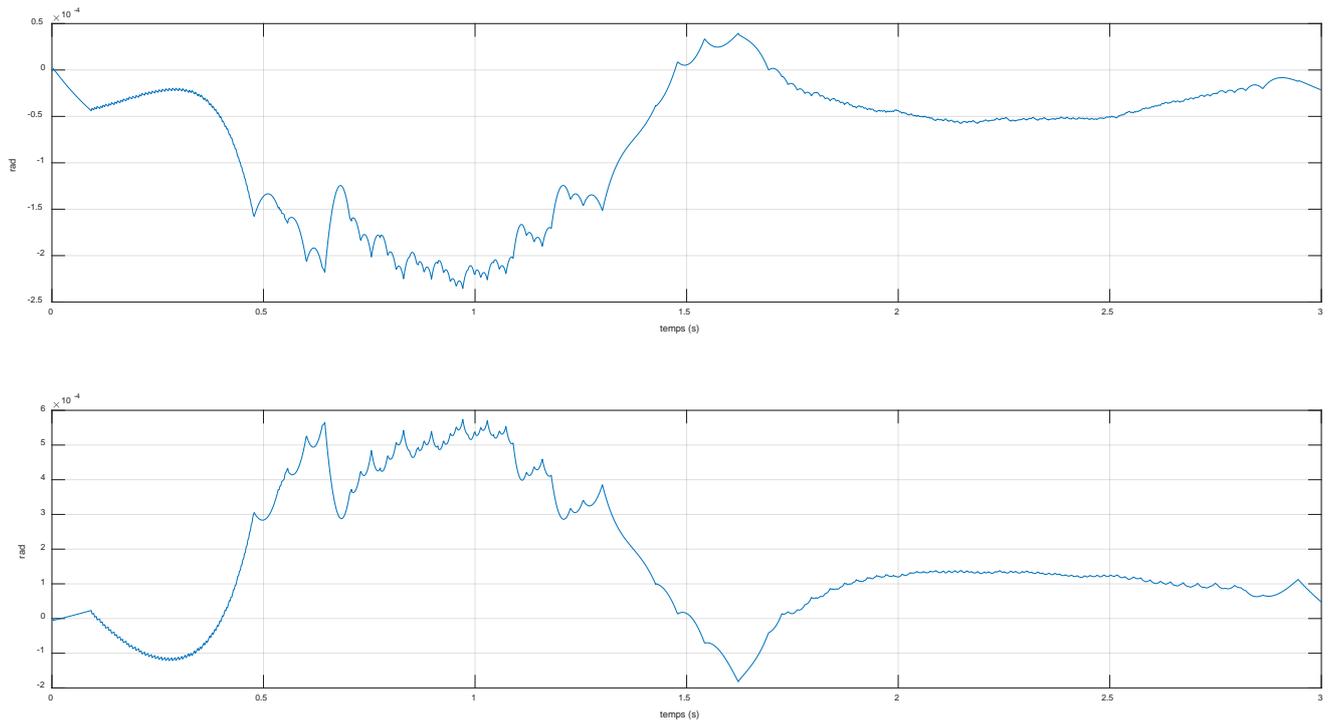


Figure II.13 Erreur de position (articulation 1 et 2).

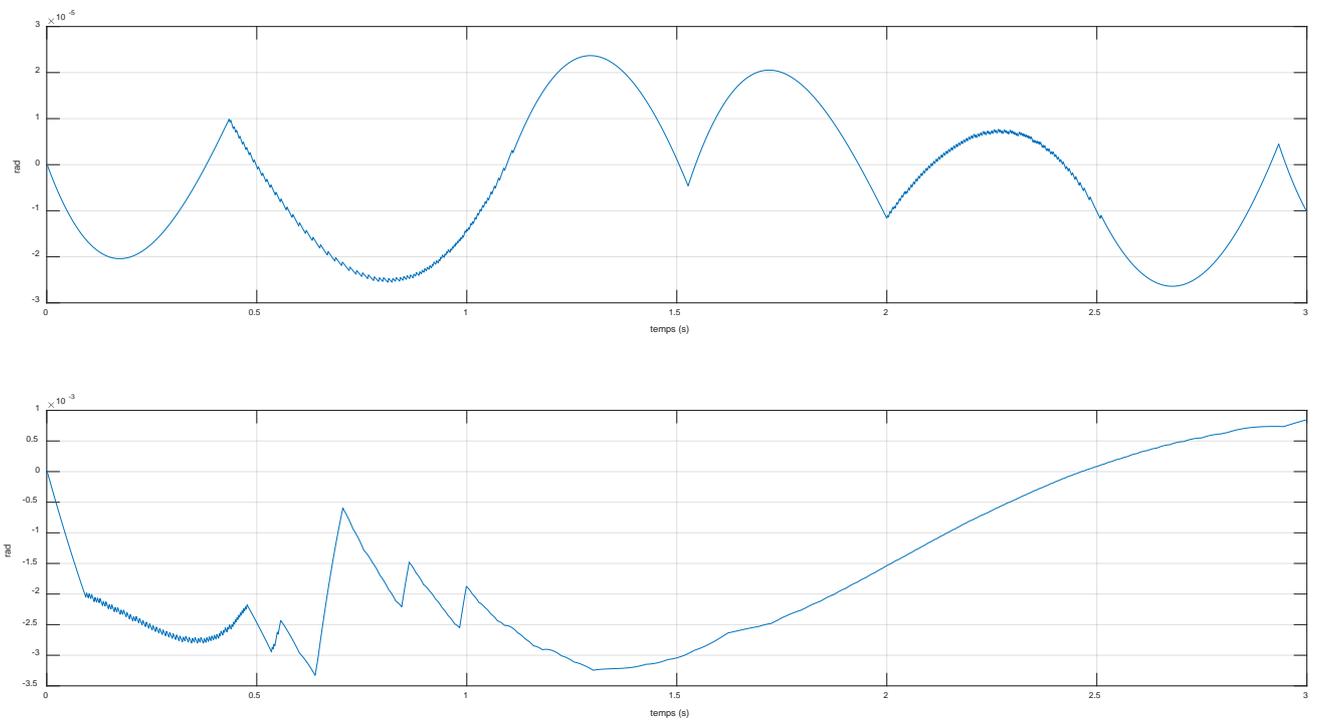


Figure II.14 Erreur de position (articulation 3 et 4).

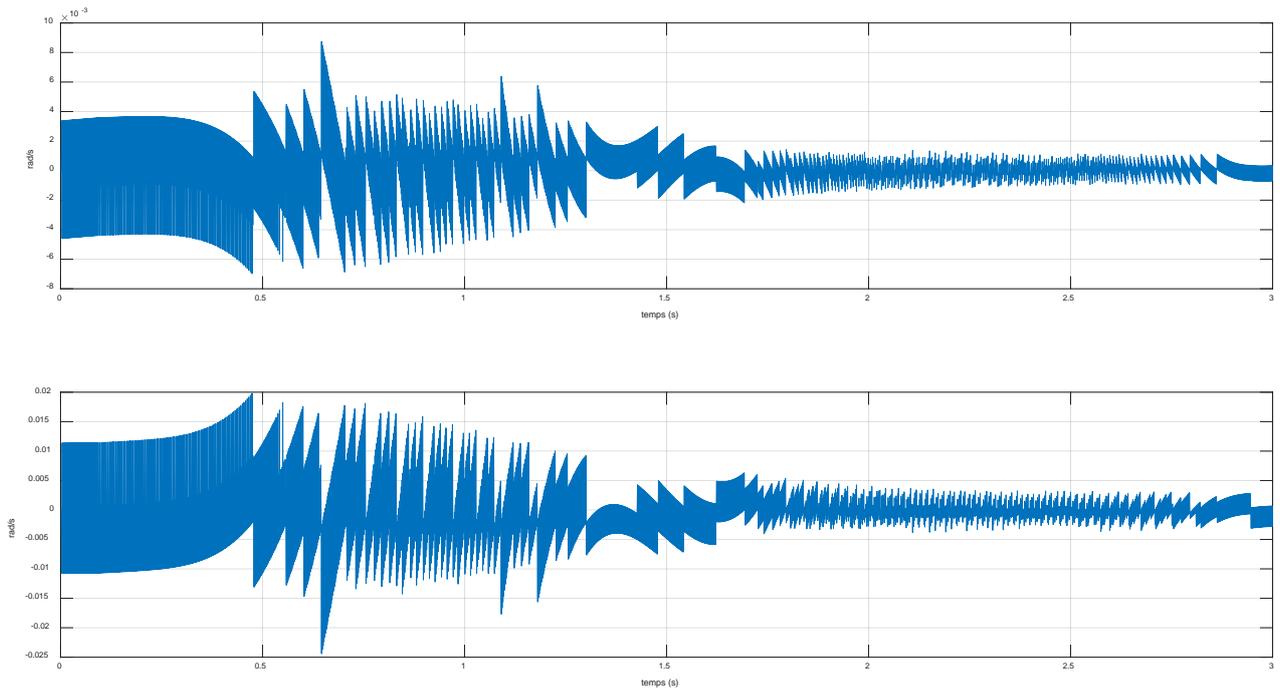


Figure II.15 Erreur de vitesse (articulation 1 et 2).

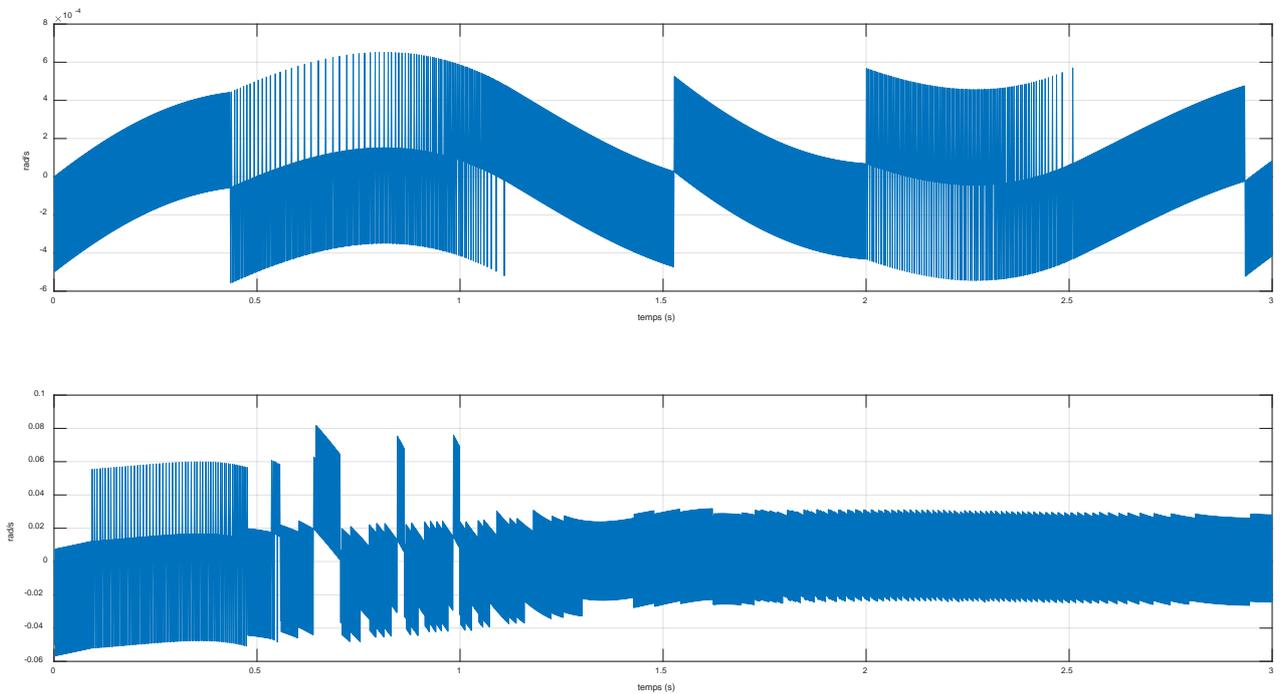


Figure II.16 Erreur de vitesse (articulation 3 et 4).

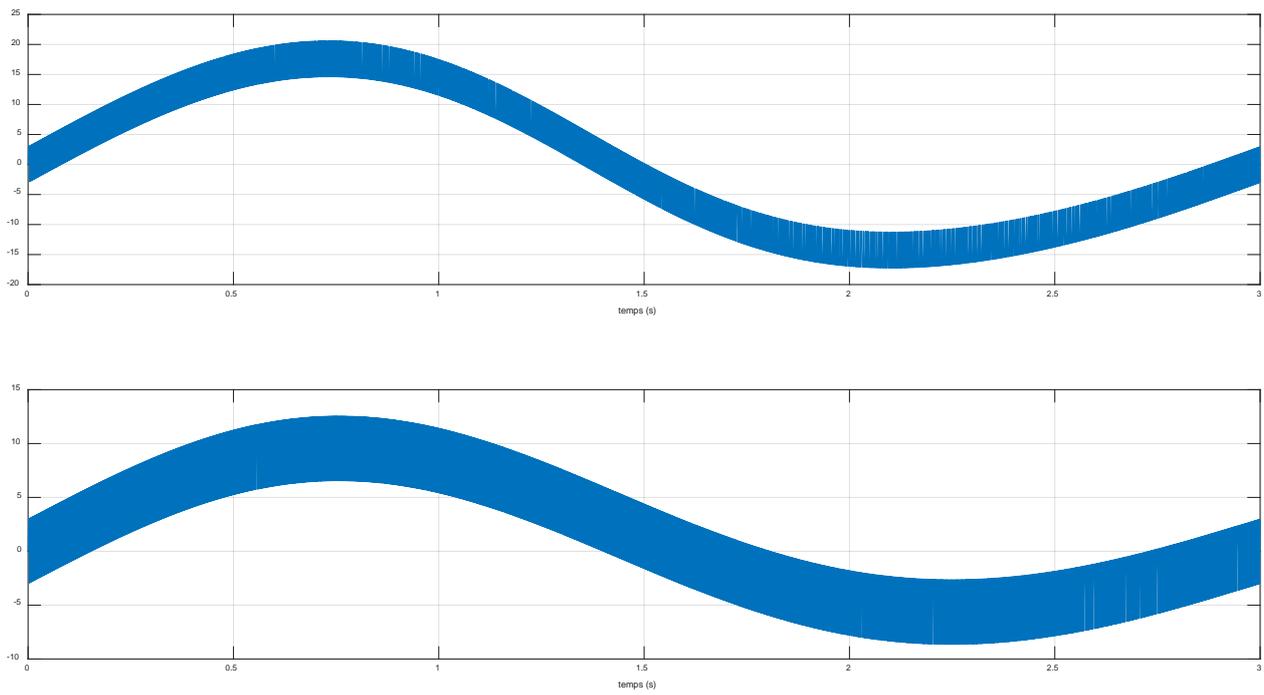


Figure II.17 Commande en mode glissant (articulation 1 et 2).

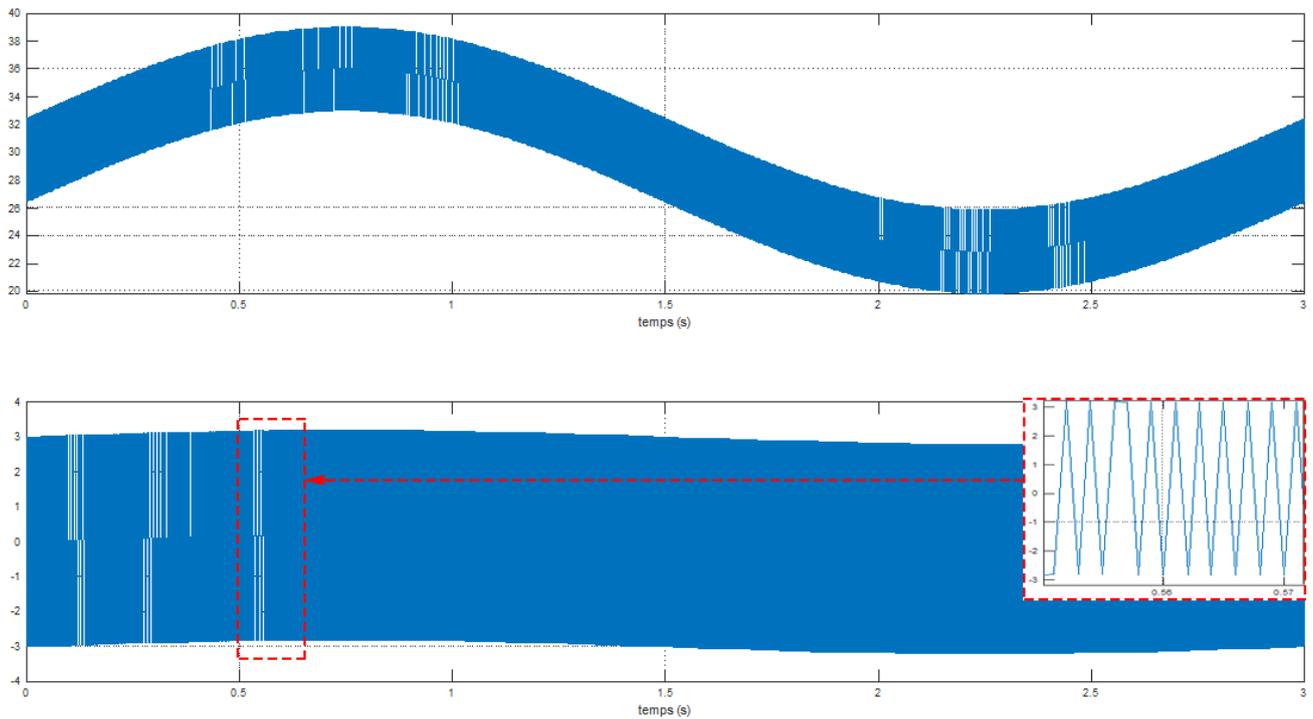


Figure II.18 Commande en mode glissant (articulation 3 et 4).

Interprétation des résultats

Les figures (II.9) et (II.10) montrent les trajectoires des positions articulaires et leurs trajectoires désirées. Nous voyons que chaque bras suit sa trajectoire désirée. Il est clair que les deux courbes sont pratiquement superposées en tout point de la trajectoire. Les figures (II.11) et (II.12) visualisent la variation des vitesses articulaires et leurs vitesses désirées. Une fois le bras manipulateur atteint sa position finale, il s'immobilise tout en ayant une vitesse nulle. Les figures (II.13) et (II.14) montrent les erreurs de poursuite des positions articulaires du bras manipulateur. Ces erreurs fluctuent autour d'une valeur qui ne dépasse pratiquement jamais 0.0006. Les figures (II.15) et (II.16) exhibent les erreurs de poursuite des vitesses articulaires. Nous constatons l'apparition de phénomènes vibratoires (chattering) au niveau de toutes les articulations. Les figures (II.17) et (II.18) montrent les signaux de commande pour les quatre articulations. Nous faisons remarquer la présence de phénomènes vibratoires (chattering) sur toutes les articulations avec des vibrations plus atténuées au niveau du premier bras.

Dans le but de surmonter le problème de broutement (chattering), nous remplaçons dans la loi de commande la fonction signe par la fonction de saturation. Les résultats de simulation sont donnés dans la section suivante.

II.8.2 Résultats de simulation avec changement de la fonction signe par la fonction saturation

Les résultats sont comme suit :

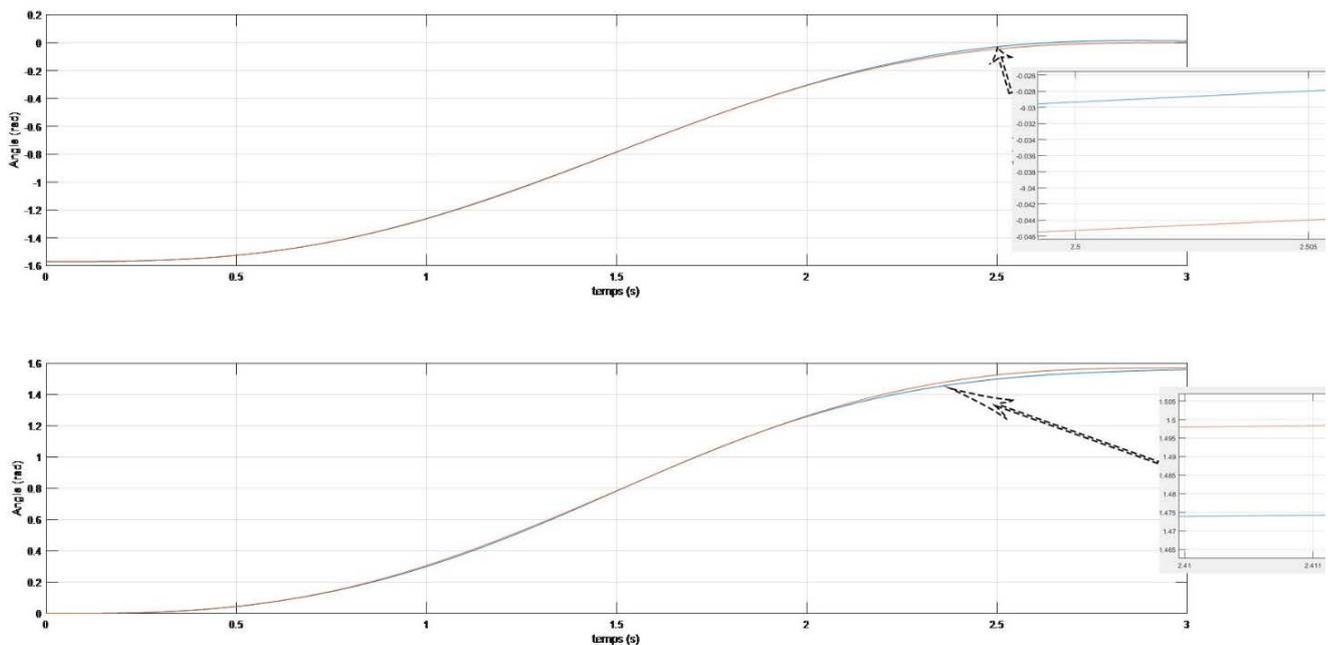


Figure II.19 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1et 2).

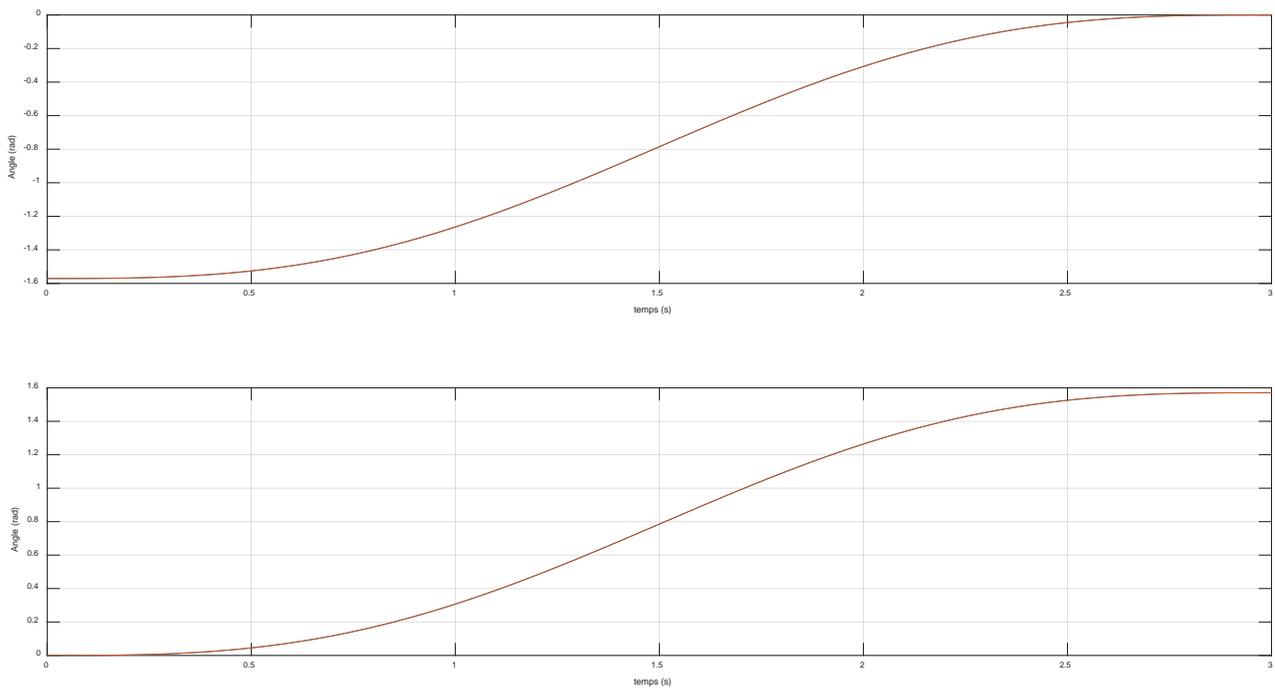


Figure II.20 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3et 4).

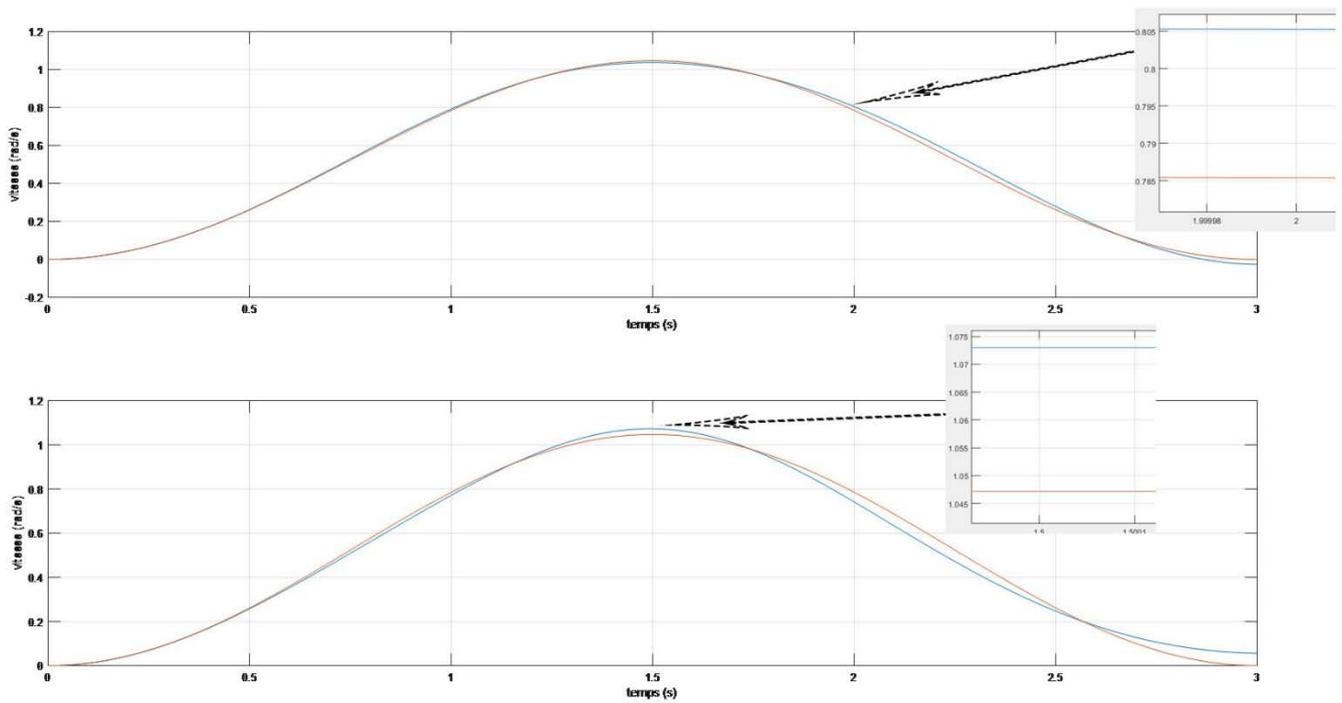


Figure II.21 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 1et 2).

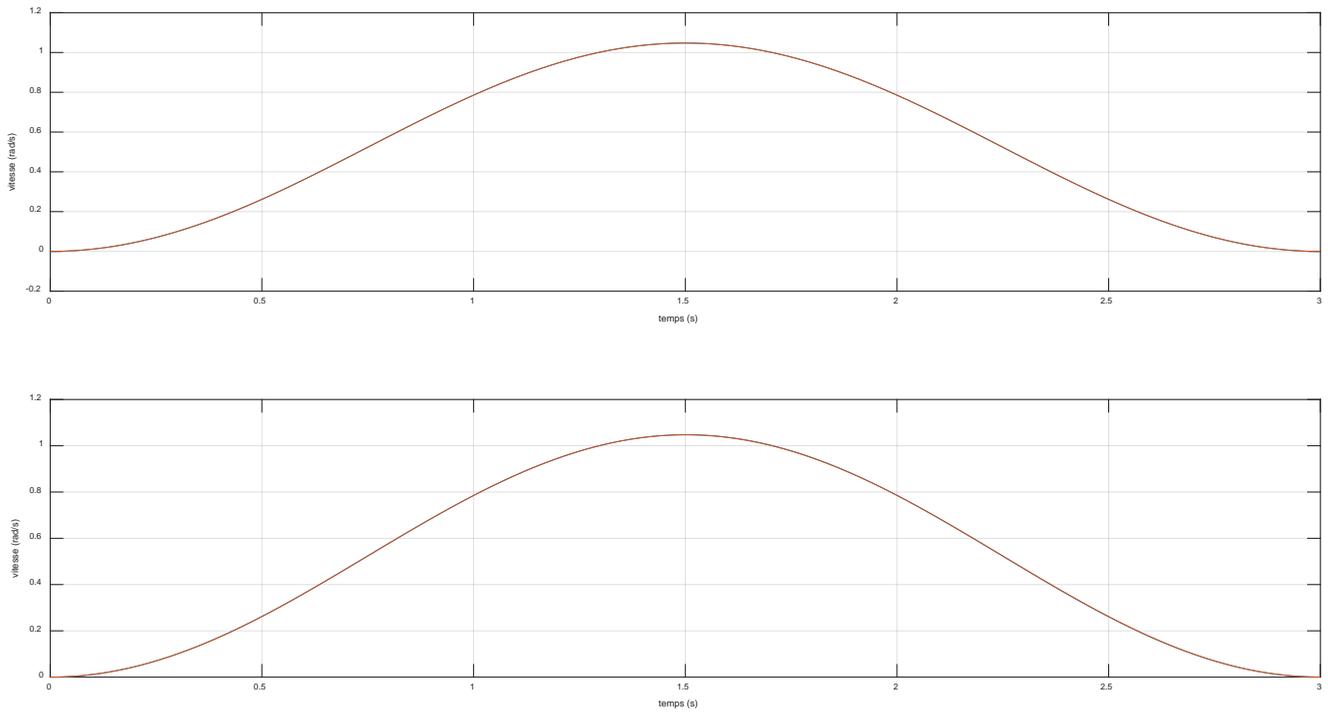


Figure II.22 Vitesse angulaire désirée et réelle (articulation 3 et 4).

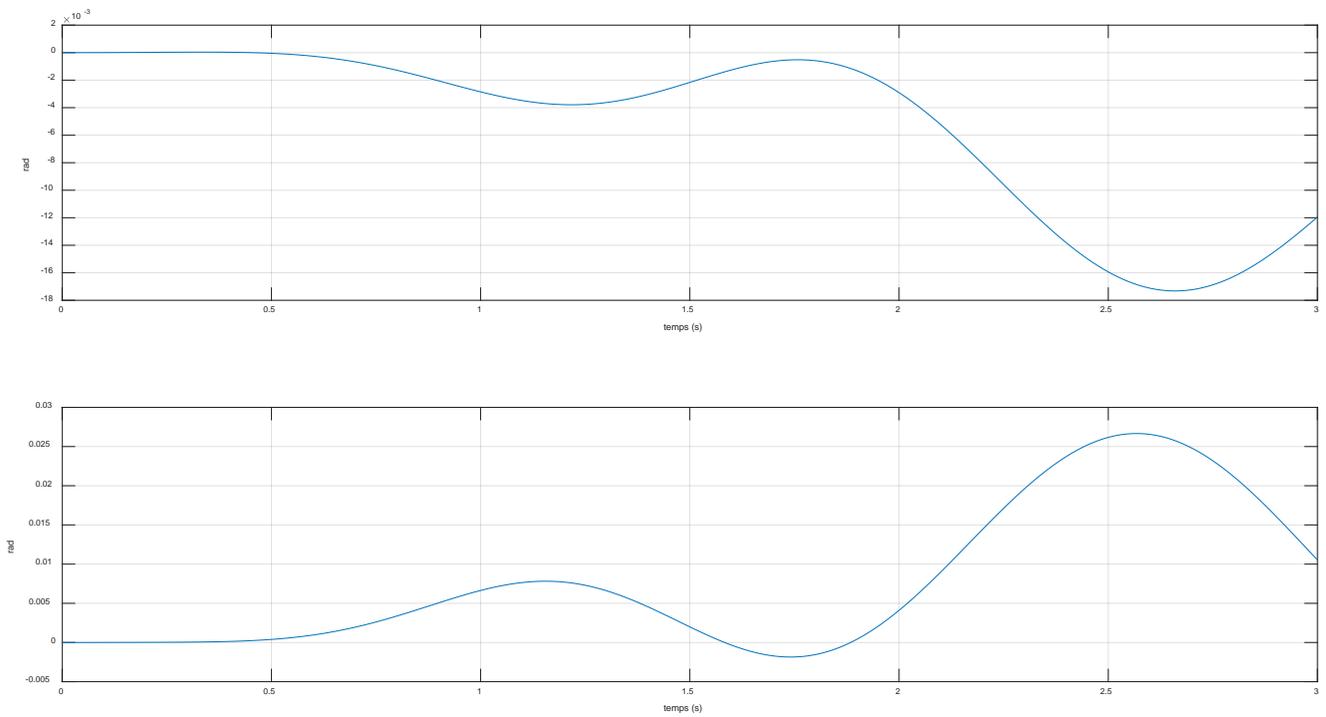


Figure II.23 Erreur de position (articulation 1 et 2).

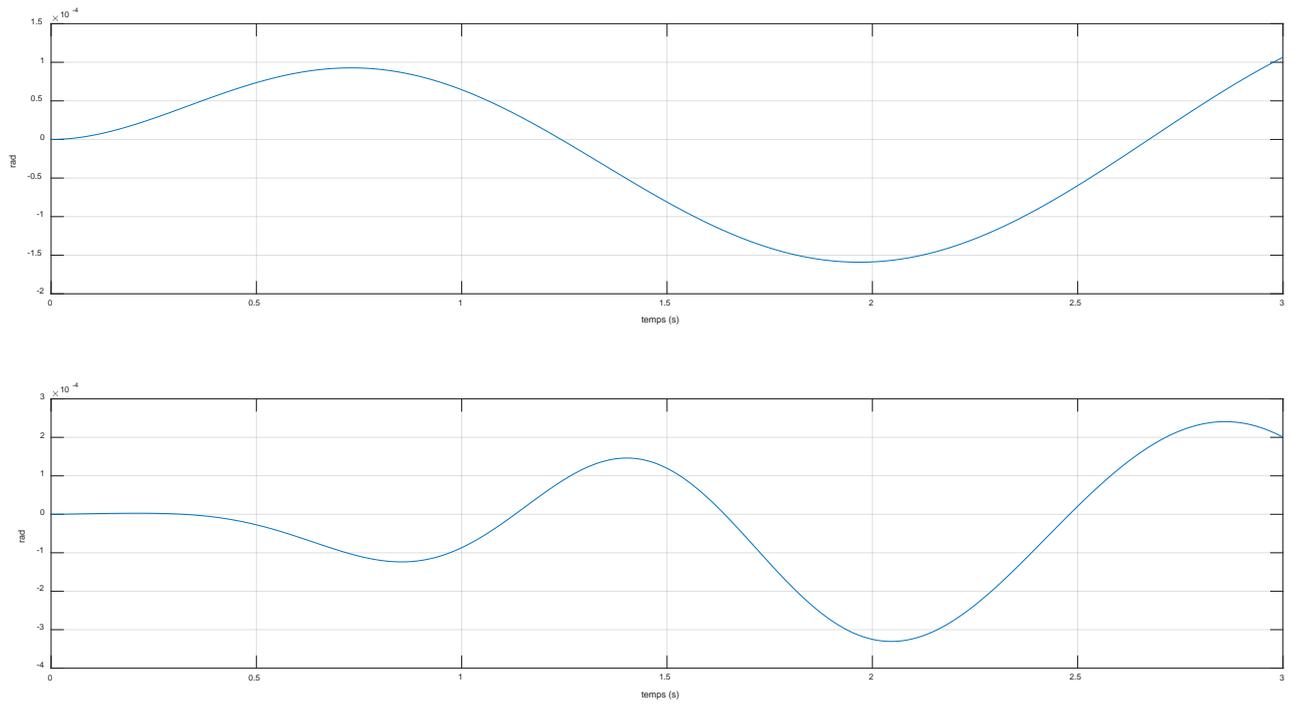


Figure II.24 Erreur de position (articulation 3 et 4).

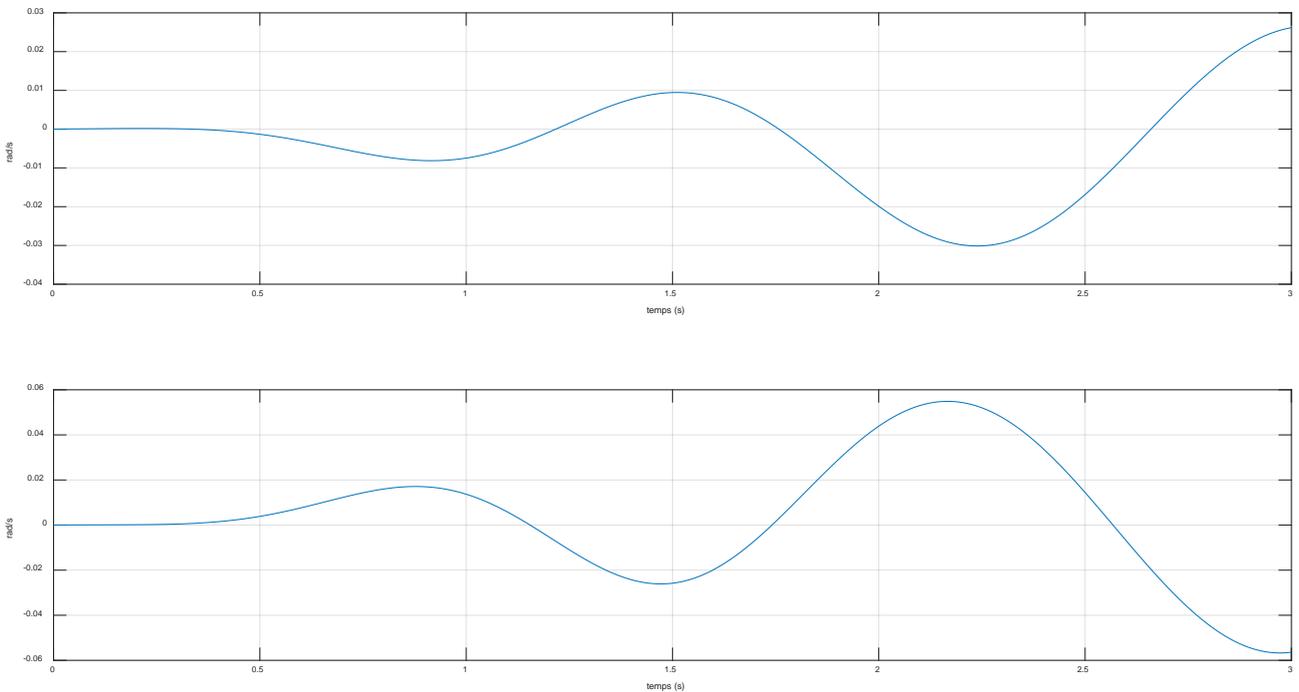


Figure II.25 Erreur de vitesse (articulation 1 et 2).

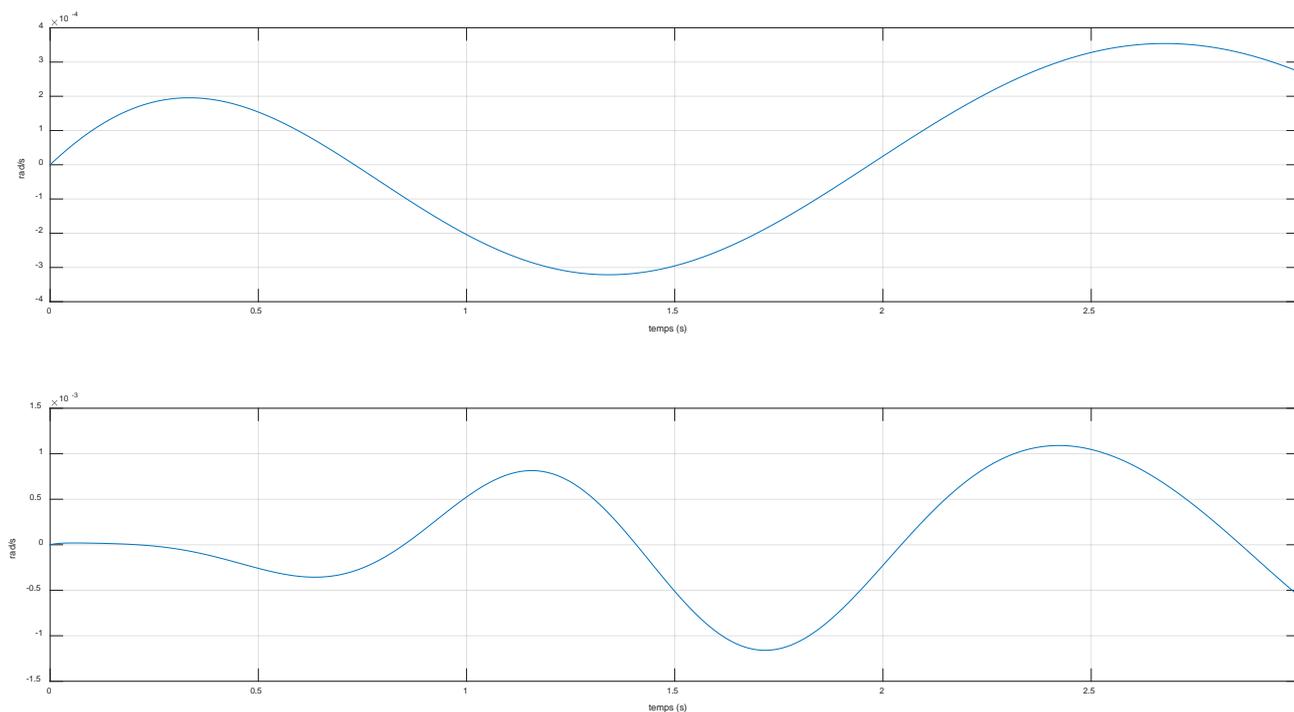


Figure II.26 Erreur de vitesse (articulation 3 et 4).

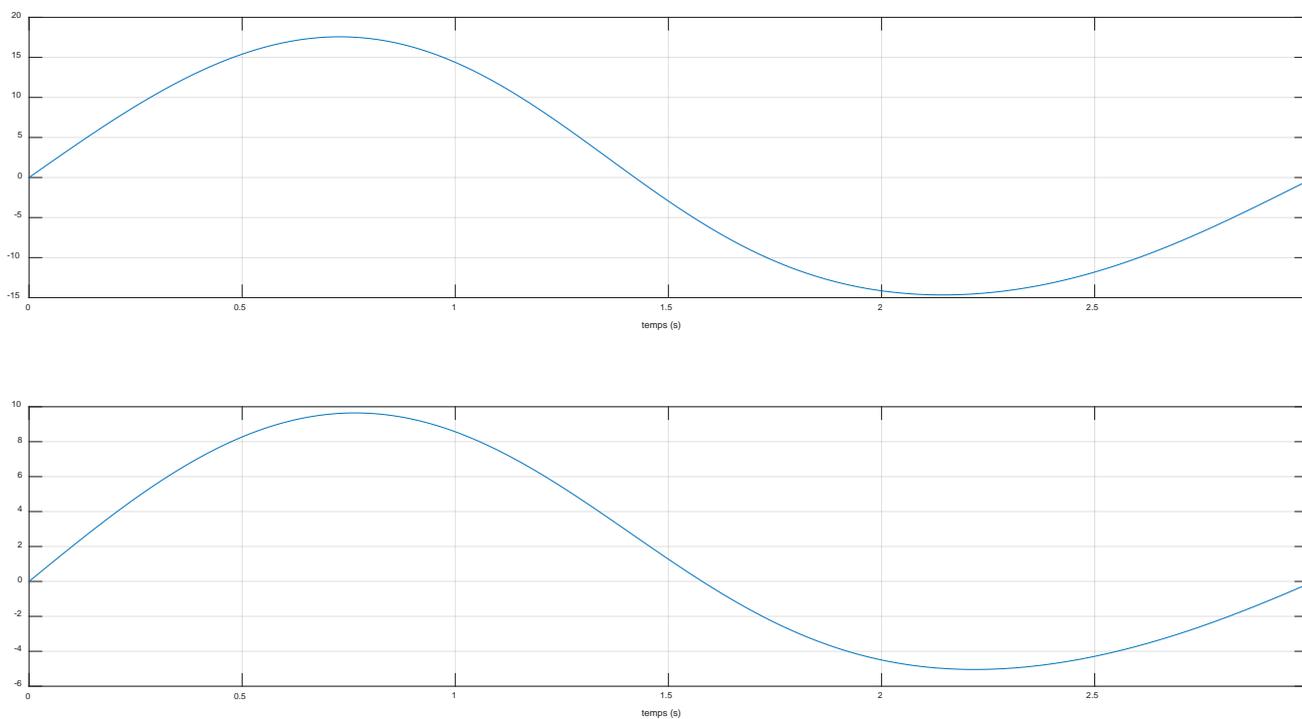


Figure II.27 Commande en mode glissant (articulation 1 et 2).

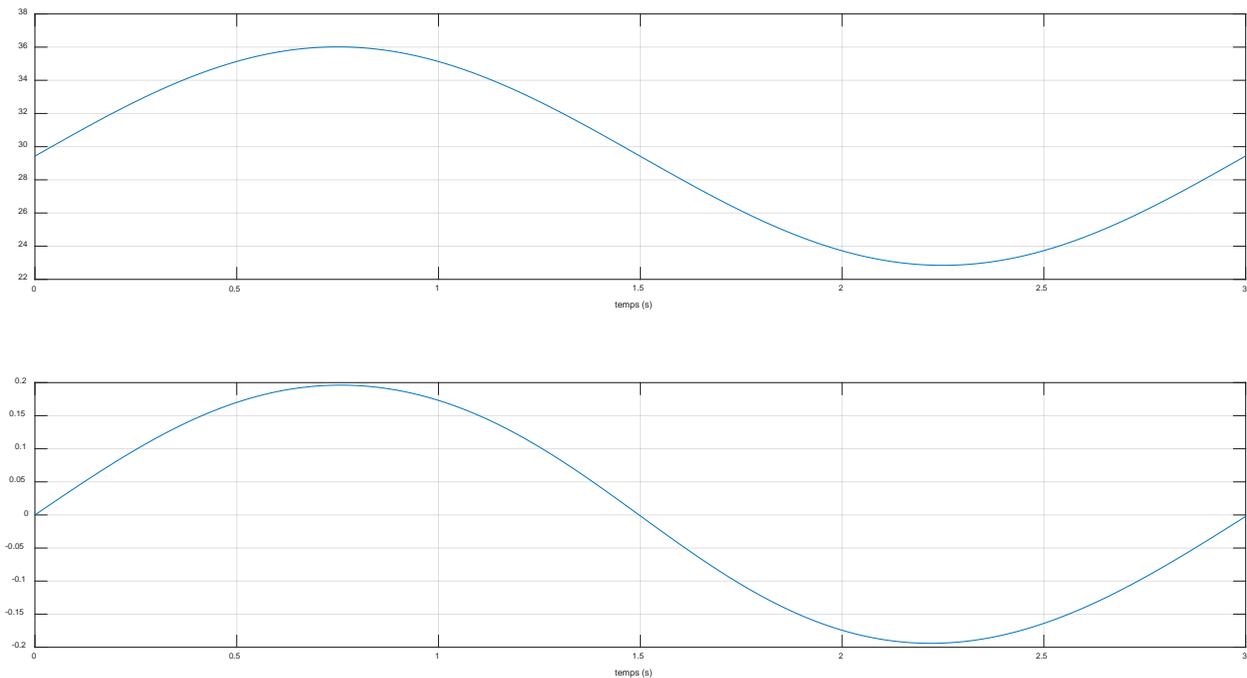


Figure II.28 Commande en mode glissant (articulation 3 et 4).

Interprétation des résultats

D'après les résultats de simulation, il est clair qu'il n'y a pas des oscillations pour les signaux de commande et même pour les erreurs des vitesses, c.à.d. le problème de broutement a été réglé. Mais en contre partie, nous remarquons une augmentation des erreurs de positions. Cette solution, malheureusement, n'assure pas une très bonne poursuite.

II.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté, premièrement, l'aspect théorique de la commande par mode glissant (CMG), en donnant les trois étapes à suivre pour trouver la loi de commande. Ces étapes sont, le choix de la surface de glissement, condition d'attraction et enfin le calcul de la commande. Cette commande est appropriée pour les systèmes non linéaires incertains sous l'effet des perturbations externes, car cette technique de commande est robuste. Nous avons appliqué cette approche sur un robot manipulateur type SCARA à 4 ddl et nous avons obtenu des bons résultats que ce soit pour la poursuite de trajectoires de positions ou de vitesses. Malheureusement, nous avons remarqué des hautes oscillations sur les signaux de commande à cause d'utilisation de la fonction signe dans la loi de commande. Pour pallier ce problème,

nous avons remplacé la fonction signe par la fonction saturation. Nous avons constaté la disparition de ces oscillations mais en contrepartie l'augmentation des erreurs. Nous avons remarqué que le choix de w dans l'équation (II.21) est un compromis entre les performances de la poursuite et l'apparition du broutement. Une grande valeur de w va atténuer le broutement mais l'erreur de poursuite augmente et vice-versa.

Dans le chapitre suivant, la fonction signe sera remplacée par un terme qui sera estimé par une technique intelligente.

Chapitre III

**Commande du robot SCARA à
4ddl par réseaux de neurones par
régression générale**

III.1 Introduction

L'évolution technologique durant les dernières années a permis aux scientifiques d'élaborer et de perfectionner des méthodes pour différents domaines. L'évolution des ordinateurs en particulier et la capacité d'intégration de composants formidable atteintes à nos jours ont permis une grande vitesse de calcul et une grande capacité mémoire. Parmi ces méthodes, il existe une méthode qui est utilisée dans plusieurs domaines de recherches et de différentes manières ainsi elle peut être utilisée d'une manière complètement Soft en utilisant uniquement l'ordinateur ou d'une manière hard en utilisant les circuits intégrés. Cette méthode est celle des réseaux de neurones artificiels.

Les réseaux de neurones sont des ensembles d'éléments de base appelés neurones. La Philosophie derrière ces réseaux de neurones est d'imiter le cerveau humain, mais l'écart entre les réseaux de neurones et le cerveau est toujours grand, dû à la complexité de ce dernier. Cette complexité et une connaissance toujours améliorée du cerveau ont amené une multitude de solutions pour la conception des réseaux de neurones. [24]

Les réseaux des neurones artificiels sont des outils puissants capables d'être utilisés dans près que tous les domaines technologiques et on peut citer : Le traitement du signal, vision, parole, prévision, modélisation, aide à la décision, robotique, évaluation des écosystèmes, identification des bactéries, commande des processus, modélisation des systèmes physiques, reconnaissance des formes, mesure, instrumentation....

L'absence de normalisation ajoute aussi à la difficulté de présenter clairement une théorie sur les réseaux de neurones. Nous allons présenter certains concepts qui sont normalement respectés. Les réseaux de neurones se modifient pour tenir compte de leur environnement. Le réseau de neurones par régression générale sera présenté dans ce chapitre. Ce type de réseau utilise la fonction gaussienne comme fonction d'activation dans la couche cachée. En estimant le terme discontinue ce réseau, la de commande présentée dans le chapitre précédent sera appliquée sur le robot manipulateur type SCARA à 4 ddl.

III.2 Historique

- 1890 : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

- 1943 : J. Mc Culloch et W.Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).

- 1949 : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes.
- 1957 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adeline (Adaptative Linéaire Élément). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adeline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. B. Widrow a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neuro-composants, la "Memistor Corporation". Il est aujourd'hui le président de l'International Neural Network Society (INNS) sur laquelle nous reviendrons au chapitre Informations pratiques.
- 1969 : M. Minsky et S. Papert publient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques du perceptron. Limitations alors connues, notamment concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires. Ils étendent implicitement ces limitations à tous modèles de réseaux de neurones artificiels. Leur objectif est atteint, il y a abandon financier des recherches dans le domaine (surtout aux U.S.A.), les chercheurs se tournent principalement vers l'IA et les systèmes à bases de règles.
- 1982 : Hopfield lança de nouveau recherche dans ce domaine après avoir montré l'analogie entre les RNA et les systèmes physiques, et proposé les réseaux de neurones associatifs. Parallèlement, Werbos conçoit un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron. [25]
- 1983 : La Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables). [25,26]
- 1985 : La rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que "la chose était dans l'air". Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications. [25,26]

Aujourd'hui, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines continue de croître. Il existe de nombreuses applications différentes, et nous aborderons l'un des plus importants de ces domaines, qui est le domaine de la robotique.

III.3 Neurone biologique

Dans Le cerveau humain on a d'environ 10^{12} neurones (mille milliards), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone.

Le cerveau humain, est le meilleur modèle de la machine, polyvalente incroyablement rapide et sur tout douée d'une incomparable capacité d'auto organisation. Les cellules nerveuses appelées " neurones ", sont les éléments de base du système nerveux central. et sont inspirés des neurones biologiques. Elles sont constituées de trois parties essentielles : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone. Figure(III.1) [27,28]

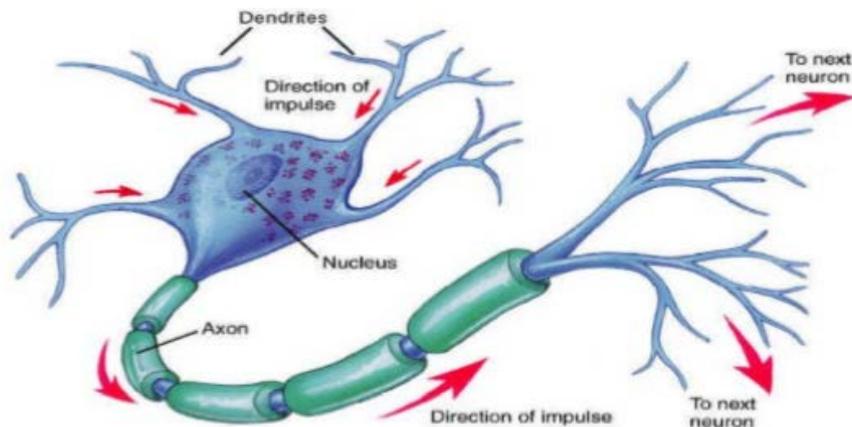


Figure III.1 Un neurone avec son arborisation dendritique.

III.3.1 Corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie de neurone. Sa forme est pyramidale ou sphérique dans la plupart des cas, contient aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Elle dépend souvent de sa position dans le cerveau. Ce corps cellulaire fait quelques microns de diamètre. [29]

III.3.2 Dendrites

Chaque neurone possède une chevelure de dendrites. Celles-ci sont de fines extensions tubulaires, de quelques dixièmes de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles sont les récepteurs principaux du neurone qui servent à capter les signaux qui lui parviennent. [29]

III.3.3 Axone

L'axone, qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites, et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec les autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire. [29]

III.4 Fonctionnement

Au point de vue fonctionnel, il faut considérer le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone. Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action (un signal électrique) le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les neurotransmetteurs excitent (neurotransmetteurs excitateurs) ou inhibent (neurotransmetteurs inhibiteurs) le neurone suivant et peuvent ainsi générer ou interdire la propagation d'un nouvel influx nerveux.

En effet, au niveau post-synaptique, sur la membrane dendritique, se trouvent des récepteurs pour les neurotransmetteurs. Suivant le type de neurotransmetteur et le type des récepteurs, l'excitabilité du neurone suivant va augmenter ou diminuer, ce qui fera se propager ou non l'information. [29]

III.4.1 Neurone formel (artificiel)

La figure (III.1) montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associé un poids. [25]

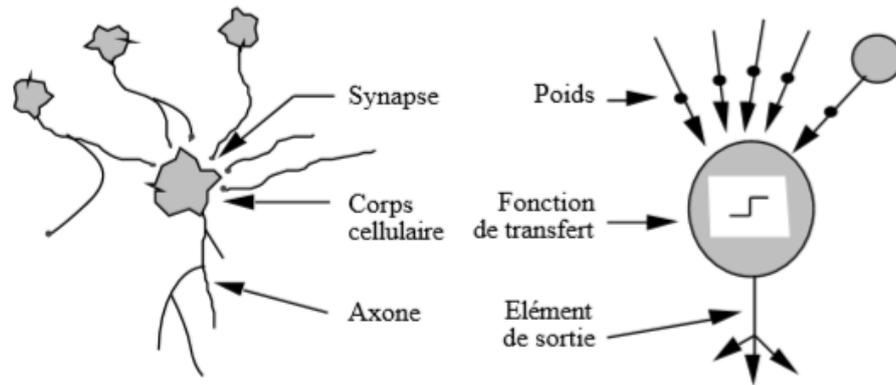


Figure III.2 Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

La figure(III.3) donne le schéma d'un neurone formel (artificiel) ;

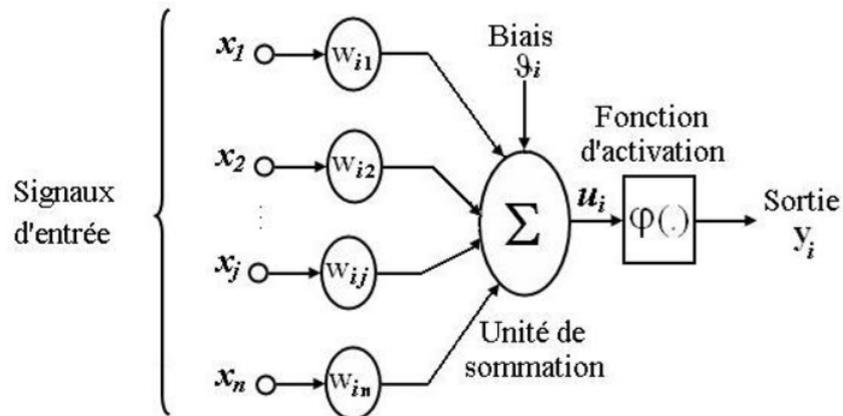


Figure III.3 Modèle de base d'un neurone formel.

Le modèle de la figure (III.3) est composé de :

- Des entrées du neurone formel $x_i, i = 1, 2, \dots, n$.
- Des paramètres de pondération w_{ij} .
- De la fonction d'activation ou de seuillage (non-linéaire, forme en sigmoïde, ext...),
- Une sortie S du neurone formel.

La sortie u_k du neurone formel est donnée par la relation (III.3) [26]

$$u_i = \sum_{j=0}^n w_{ij} x_j \quad (\text{III.1})$$

A partir de cette valeur, une fonction d'activation calcule la valeur de sortie j du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals [26,30] :

$$y_i = \varphi(u_j) \quad (\text{III.2})$$

III.4.1.1 Fonction d'activation (fonction de transfert)

La fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) sert à introduire une non linéarité dans le fonctionnement du neurone. [31]

Une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avants. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les trois les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hard limite»), «linéaire» et «sigmoïde» est sont présentées sur la figure (III.3). [32] On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continuées, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$). [25,26]

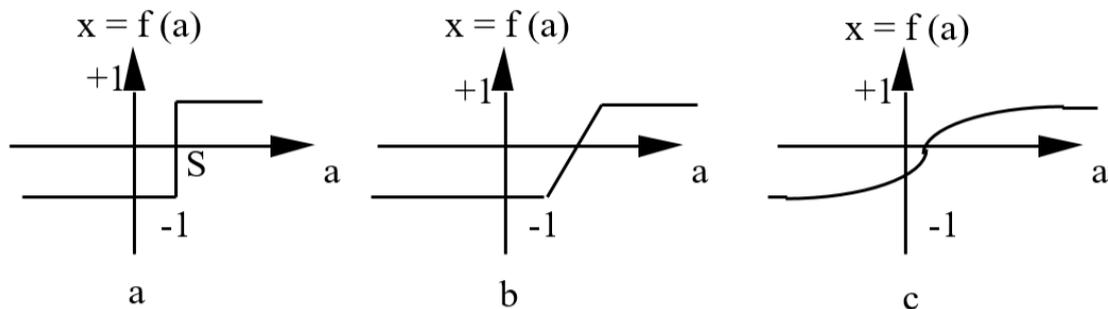


Figure III.4 Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel, a : fonction à seuil (S, la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux, c : sigmoïde.

Nous constatons que les équations décrivant le comportement des neurones artificiels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons affaire à des modèles à temps discret, synchrone, dont le comportement des composants ne varie pas dans le temps.

III.4.2 Réseaux multicouches

Nous présentons ici une des architectures de réseaux les plus utilisées. Elle correspond à une organisation des neurones en n couches successives ($n \geq 3$). La première couche, dont les neurones voient leur activation forcée à la valeur des données d'entrée, est appelée couche d'entrée. La dernière est appelée couche de sortie. Les seules connexions présentes dans ce type de réseau relient chaque neurone avec l'ensemble de ceux de la couche suivante (voir la figure suivante). La propagation de l'information se déroule ainsi en sens unique depuis la couche d'entrée vers la couche de sortie.

La fonction d'activation utilisée pour les neurones peut être n'importe quelle fonction croissante et dérivable. On utilise souvent une fonction sigmoïde telle que :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (\text{III.3})$$

Elle prend pour paramètre la somme pondérée des entrées du neurone :

$$s_i = \sum_j w_{ij} x_j + b_i \quad (\text{III.4})$$

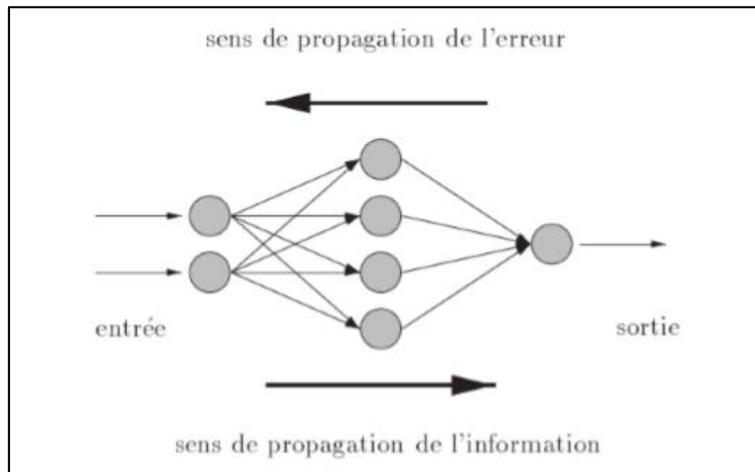


Figure III.5 Un réseau multicouche comportant 2 neurones d'entrée, 4 neurones cachés et un neurone de sortie.

Où j parcourt l'ensemble des neurones envoyant une connexion vers le neurone i , w_{ij} est le poids de la connexion entre le neurone j et le neurone i et, b_i est un paramètre optionnel appelé biais. [33]

III.5 Utilisation des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones ont une remarquable faculté à donner un sens, extraire des règles et des tendances à partir de données compliquées, bruitées et imprécises. Ils peuvent s'utiliser pour extraire des modèles et détecter des tendances reposant sur des fonctions mathématiques compliquées qui sont trop difficiles, voire impossible, à modéliser à l'aide de techniques analytiques ou paramétriques traditionnelles. L'une des propriétés intéressantes des réseaux de neurones est qu'ils savent prévoir avec précision des données qui ne faisaient pas partie des données d'apprentissage, un processus connu sous le nom de généralisation, Compte tenu de ces caractéristiques et de leur domaine d'application étendu, les réseaux de neurones sont particulièrement bien adaptés à l'application de problématiques concrètes dans les domaines de

la recherche scientifique, commerciale et industrielle. Ci-dessous, un certain nombre de domaines dans lesquels les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès [34] :

- Traitement du signal.
- Prédiction.
- Maîtrise des processus.
- Robotique.
- Classification.
- Prétraitement des données.
- Reconnaissance de formes.
- Analyse de l'image et synthèse vocale.
- Diagnostiques et suivi médical.
- Marché boursier et prévisions.
- Demande de crédits ou de prêts immobiliers.

III.6 Apprentissage des réseaux de neurones

On peut considérer les réseaux de neurones comme une boîte noire contenant l'information qu'elle doit apprendre et mémoriser. Mais au démarrage lorsqu'on choisit notre réseau, la boîte noire est vide et ne contient aucune information, ni aucune connaissance sur son sujet, c'est pour quoi un apprentissage est nécessaire. C'est pour ça L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. [25]

«Apprentissage» dans des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau, afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée.

La capacité à apprendre un trait fondamental de l'intelligence, d'un autre côté ce que veut dire l'apprentissage est parfois difficile à décrire, le processus d'apprentissage, dans le contexte des réseaux de neurones peut être vu comme un problème ajustement et d'adaptation de l'architecture et des poids du réseau de neurone de façon que le RNA exécute efficacement une tâche spécifique. Au lieu de spécifier un ensemble de règles, les réseaux de neurones apprennent automatiquement à partir de la collection d'exemples, et c'est ce qui les rend très attractives [35]

L'information que peut acquérir un réseau de neurones est représentée dans les poids des connexions entre les neurones. L'apprentissage consiste donc à ajuster ces poids de telle façon

que le réseau présente certains comportements désirés. En d'autres termes, l'apprentissage des réseaux de neurones consiste à ajuster les poids synaptiques de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées, Comme Les algorithmes d'apprentissages donnent des meilleurs résultats lorsqu'on leur fournit des exemples multiples et variés ; ainsi le réseau peut assimiler toutes les connaissances. Il existe différentes règles d'apprentissage parmi lesquelles on peut distinguer :

- la règle de Widrow-Hoff, la règle de Hebb, la règle du perceptron et la règle de Gross berg, etc...

Il existe trois types d'apprentissage [30,36] :

III.6.1 Apprentissage supervisé

Les réseaux multicouches avaient déjà été définis par Rosenblatt, mais on ne savait pas comment faire l'apprentissage. Avec la découverte de l'algorithme de rétro propagation de l'erreur (RP) par Rumelhart, on a commencé à faire de l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches à partir d'exemples. Cette méthode de détermination des poids est appelée apprentissage supervisé.

Dans ce type d'apprentissage, on fournit au réseau de neurones la donnée à traiter mais aussi la sortie attendue. Le réseau effectue une évaluation de la donnée, puis compare la valeur obtenue avec la valeur désirée. Il va ensuite modifier ses paramètres internes afin de minimiser l'erreur constatée.

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Son principe est élémentaire : si Un superviseur, ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrées-sorties. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve, entre autres, dans le perceptron. [26]

Le plus répandu des algorithmes d'apprentissage supervisé est l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur qui, appliqué aux réseaux Multi Couches.

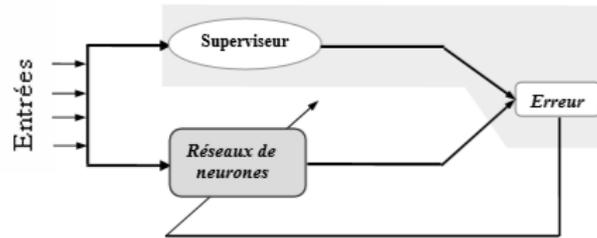


Figure III.6 Illustration de l'apprentissage supervisé.

III.6.2 Apprentissage non supervisé

La différence majeure entre l'apprentissage supervisé et non supervisé peut être résumée dans le fait que le deuxième type d'apprentissage est autodidacte qui n'a pas besoin d'expert pour le guider à adapter ses paramètres qu'il ne dispose que des valeurs entrée. Remarquons cependant que les modèles d'apprentissage non supervisé nécessitent avant la phase d'utilisation une étape de labellisation effectuée par l'opérateur, qui n'est pas autre chose qu'une part de supervision.

Dans ce type d'apprentissage, aucune information n'est fournie au réseau en plus des données à apprendre. Celui-ci est amené à découvrir la structure sous-jacente des données afin de les organiser en clusters. Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est fournie au réseau. Celui-ci doit déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto organisation, Il explore la structure des données, ou encore la corrélation entre les modèles d'entrée et les organise à partir de cette corrélation en des catégories.

Le réseau s'auto organisé de façon à optimiser une certaine fonction de coût, sans qu'on lui fournit la réponse désirée [37]. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus. [26]

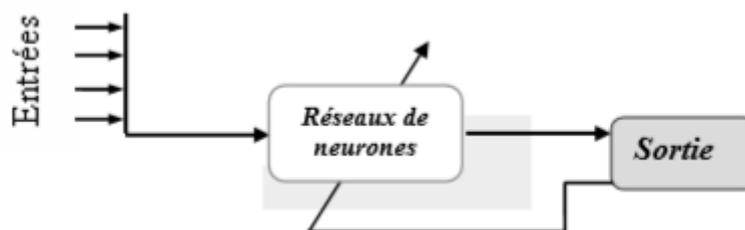


Figure III.7 Illustration de l'apprentissage non supervisé.

III.6.3 Apprentissage par renforcement

L'idée de base de l'apprentissage par renforcement est inspirée des mécanismes d'apprentissage chez les animaux. Dans ce type d'apprentissage on suppose qu'il n'existe pas de maître (superviseur) qui peut fournir la réponse correcte, mais le système à entraîner est informé, d'une manière indirecte, sur l'effet de son action choisie. [37]

Et c'est l'approche utilisée dans les problèmes de planification à travers le temps. Elle utilise deux réseaux : un réseau d'action et un réseau d'évaluation qui joue le rôle d'un superviseur et qui génère un signal d'avertissement à chaque fois que les actions prises sont mauvaises. Ce signal sert à entraîner le réseau d'action. Les poids du réseau d'évaluation sont altérés dans le sens de renforcer les bonnes actions et de sanctionner les mauvaises. [31]

Cette action est renforcée si elle conduit à une amélioration des performances du système entraîné, et les éléments qui contribuent dans la génération de cette action sont soit récompensés ou punis. [37]

III.7 Réseaux de neurones par régression générale (GRNN)

Un réseau de Neurones par Régression Générale (General Regression Neural Network) GRNN est un réseau de neurones avec apprentissage en un seul passage donc aucune rétro-propagation n'est requise et utilise la fonction gaussiens dans la couche cachée comme fonctions d'activation. Ce réseau de neurones a été proposé pour la première fois par Specht D. en 1991. [49] Lorsque GRNN est entraîné, il mémorise chaque modèle unique. C'est la raison pour laquelle il s'agit d'un réseau à passage unique et ne nécessite pas un algorithme de rétro-propagation. Après avoir formé GRNN avec des modèles d'entraînement adéquats, il sera capable de généraliser pour des nouvelles entrées. [38]

III.7.1 Représentation mathématique

La sortie de GRNN peut être calculée en utilisant les équations

$$Y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N y_k f(x, x_k)}{\sum_{k=1}^N f(x, x_k)} \quad (\text{III.5})$$

Avec

$$f(x, x_k) = \exp\left(-\frac{(x-x_k)^T(x-x_k)}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{III.6})$$

x est l'entrée et x_k est l'entrée de l'échantillon d'entraînement.

$Y(x)$ est la valeur de prédiction de l'entrée x .

y_k est la sortie correspondant à l'échantillon d'entrée x_k .

σ est le paramètre de lissage.

III.7.2 Architecture de GRNN

L'architecture du réseau possède 4 couches de base. La couche d'entrée, la couche cachée, la couche de sommation et la couche de sortie.

- La couche d'entrée alimente l'entrée à la couche suivante.
- La couche cachée calcule la distance euclidienne entre l'entrée x et l'entrée de l'échantillon d'entraînement x_k , puis l'activation de la fonction gaussienne.
- La couche de sommation contient deux sous-parties, la première est le numérateur et la deuxième est le dénominateur. Le numérateur contient la somme des multiplications des sorties des échantillons d'entraînement et la fonction d'activation. Le dénominateur contient la somme de toutes les fonctions d'activation. La couche de sommation alimente
 - le numérateur et le dénominateur à la couche de sortie.
 - La couche de sortie contient un neurone qui calcule la sortie en faisant la division entre le numérateur et le dénominateur. [40]

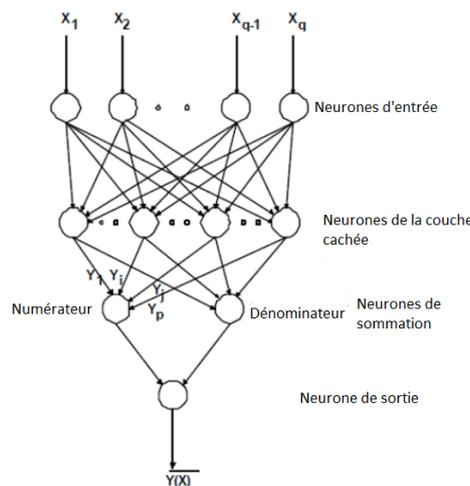


Figure III.8 Structure de GRNN

Ou plus simplement :

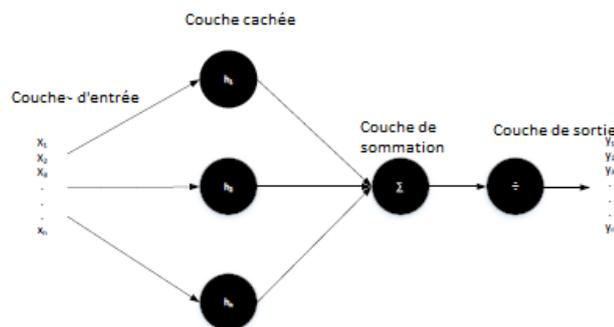


Figure III.9 Structure de GRNN

III.7.3 Avantages de réseaux de neurones par régression générale

- Apprentissage en une seule direction donc aucune rétro propagation n'est requise.
- Haute précision dans l'estimation car elle utilise des fonctions gaussiennes.
- Il peut gérer les bruits dans les entrées.
- Il nécessite seulement moins de jeux de données.

III.7.4 Inconvénients de réseaux de neurones par régression générale

- Sa taille peut être énorme, ce qui le rendrait coûteux en calcul.

III.8 Application de GRNN sur un bras manipulateur type SCARA à 4 ddl

Nous avons remplacé la partie discontinue dans loi de commande (II.46) par un terme qui est estimé par un réseau de neurone par régression générale.

$$u = M [\lambda(\dot{q} - \dot{q}_d) + \gamma(q - q_d) - \ddot{q}_d] + C[\dot{q}_d - \lambda(q - q_d)] + G - \beta s - \hat{K}$$

Avec $\hat{k} = [\hat{k}_1 \quad \hat{k}_2 \quad \hat{k}_3 \quad \hat{k}_4]$ et \hat{k}_i est la sortie de GRNN. β est une matrice des gains.

L'estimation de ce terme est donnée comme suit :

$$\hat{k}_i = \frac{\sum_{j=1}^m [k_j \exp(d_j)]}{\sum_{j=1}^m \exp(d_j)} \quad (\text{III.7})$$

Avec

$$d_j = \left[- \left(\frac{s - s_j}{\mathfrak{I}} \right)^2 \right] \quad (\text{III.8})$$

s est la nouvelle entrée et s_j est l'entrée stockée. k_j est la sortie stockée correspondant à s_j et \hat{k}_i est la valeur estimée de k_i . \hat{k}_i est la sortie du réseau de neurone par régression générale (GRNN). \mathfrak{I} est le facteur de lissage, dans cette simulation $\mathfrak{I} = 0.8$. Nous avons gardé les mêmes gains que le chapitre II. [39]

La structure GRNN pour estimer \hat{k}_i est donnée par la figure suivante.

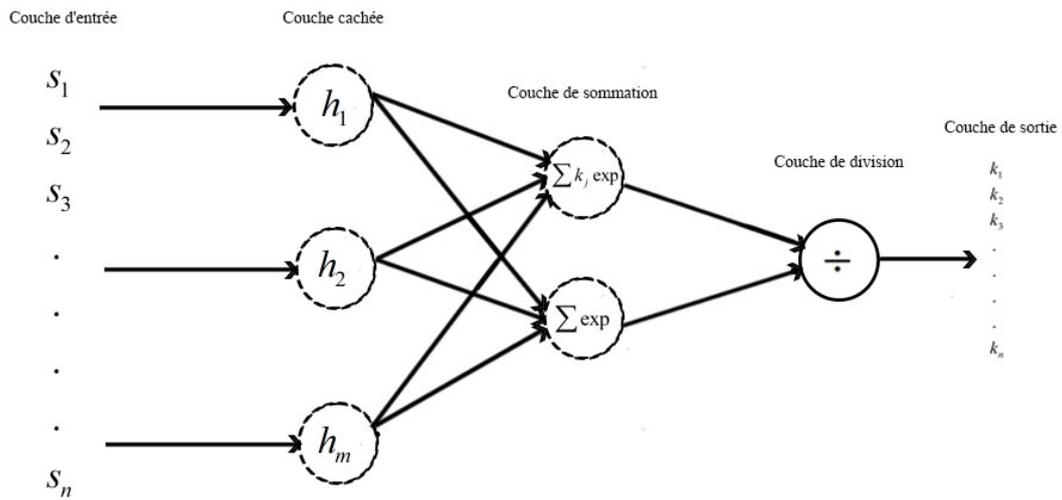


Figure III.10 Structure de réseaux de neurones par régression générale.

Les résultats de simulation sont donnés par les figures suivantes.

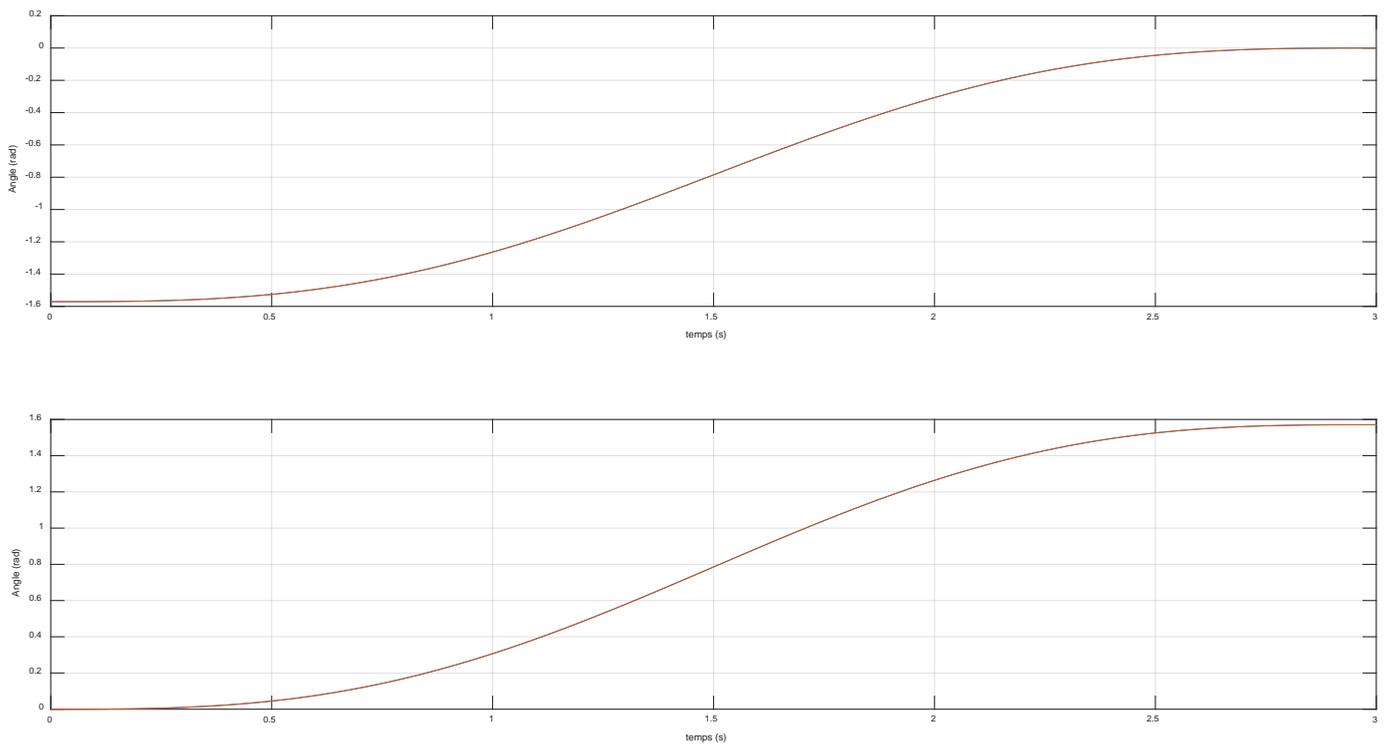


Figure III.11 Trajectoires désirée et réelle (articulation 1et 2).

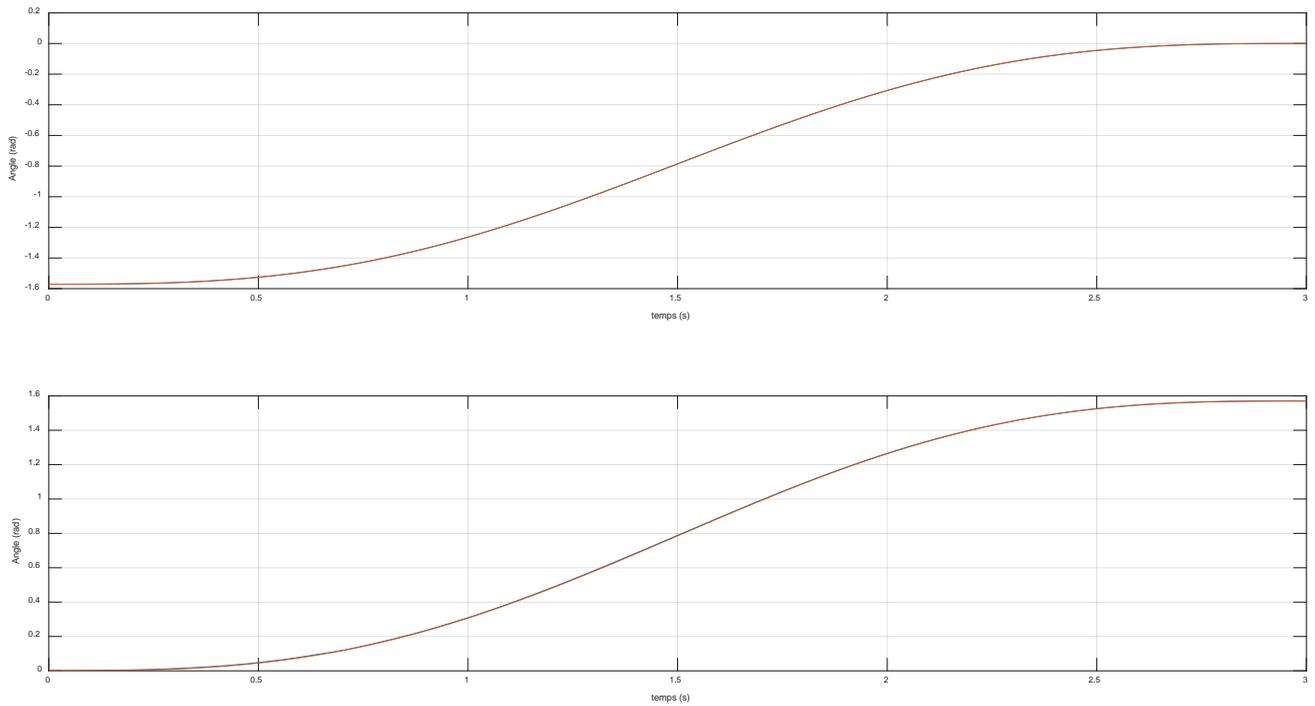


Figure III.12 Trajectoires désirée et réelle (articulation 3et 4).

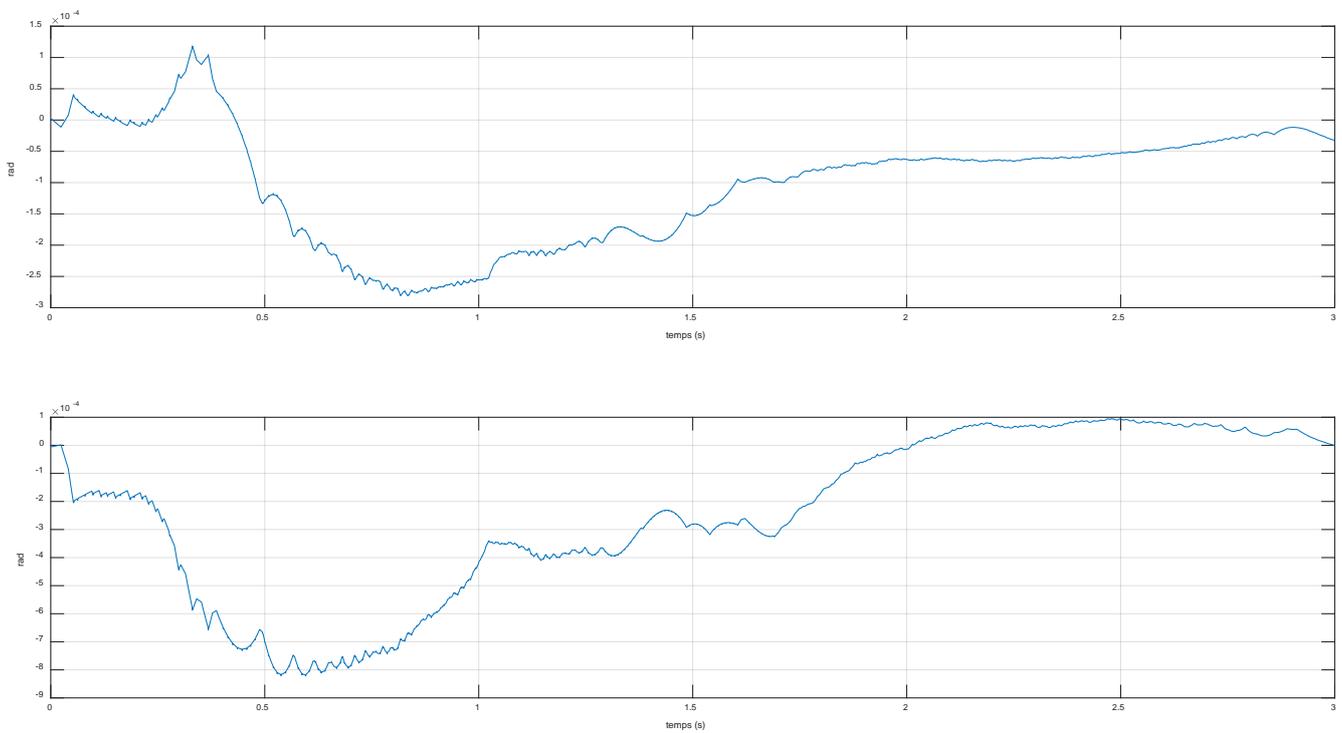


Figure III.13 Erreur de position (articulation 1 et 2).

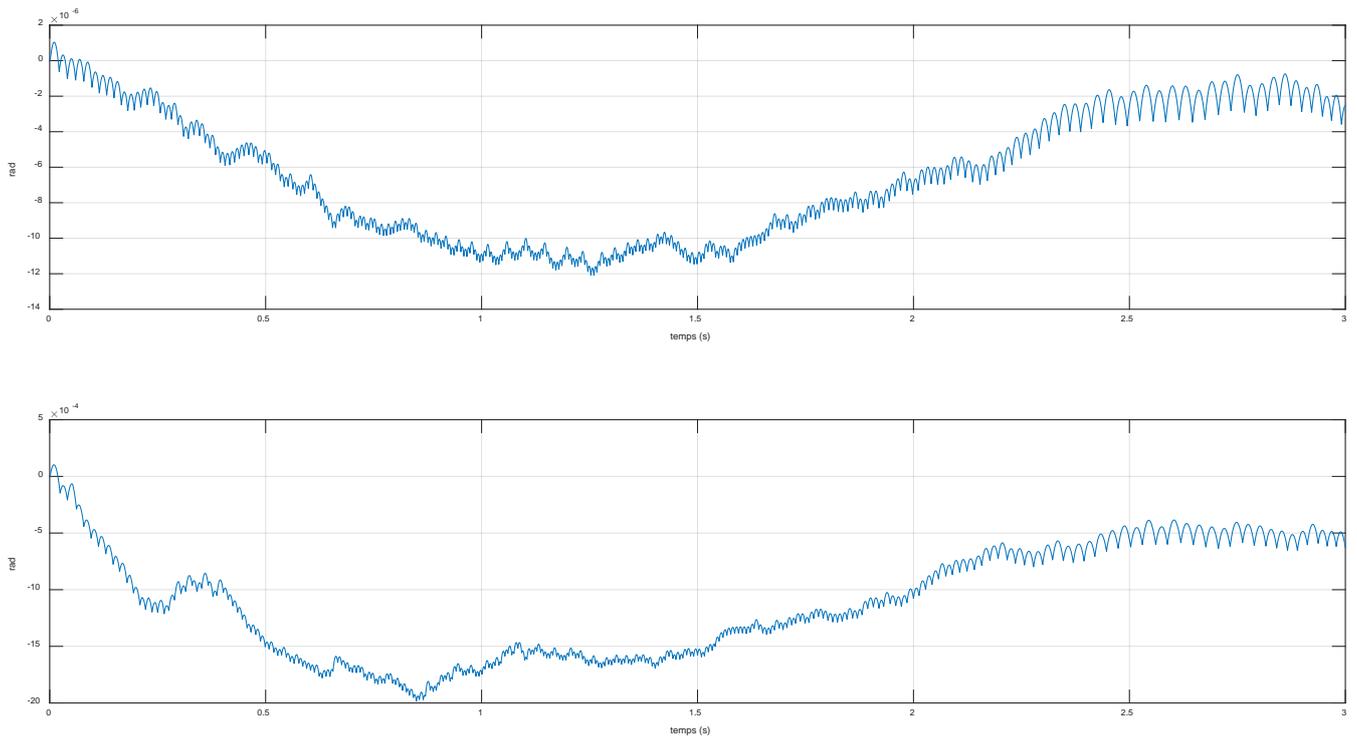


Figure III.14 Erreur de position (articulation 3 et 4).

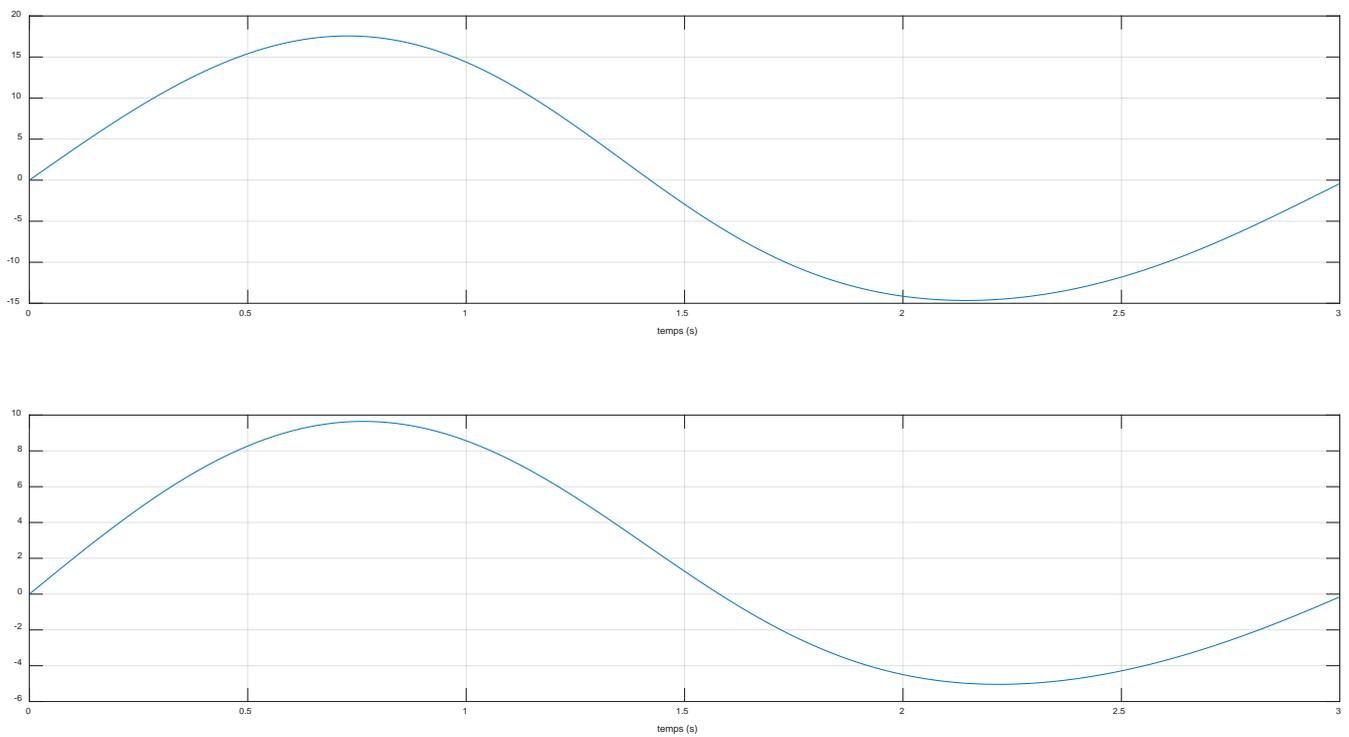


Figure III.15 Commande de système par régression (articulation 1 et 2).

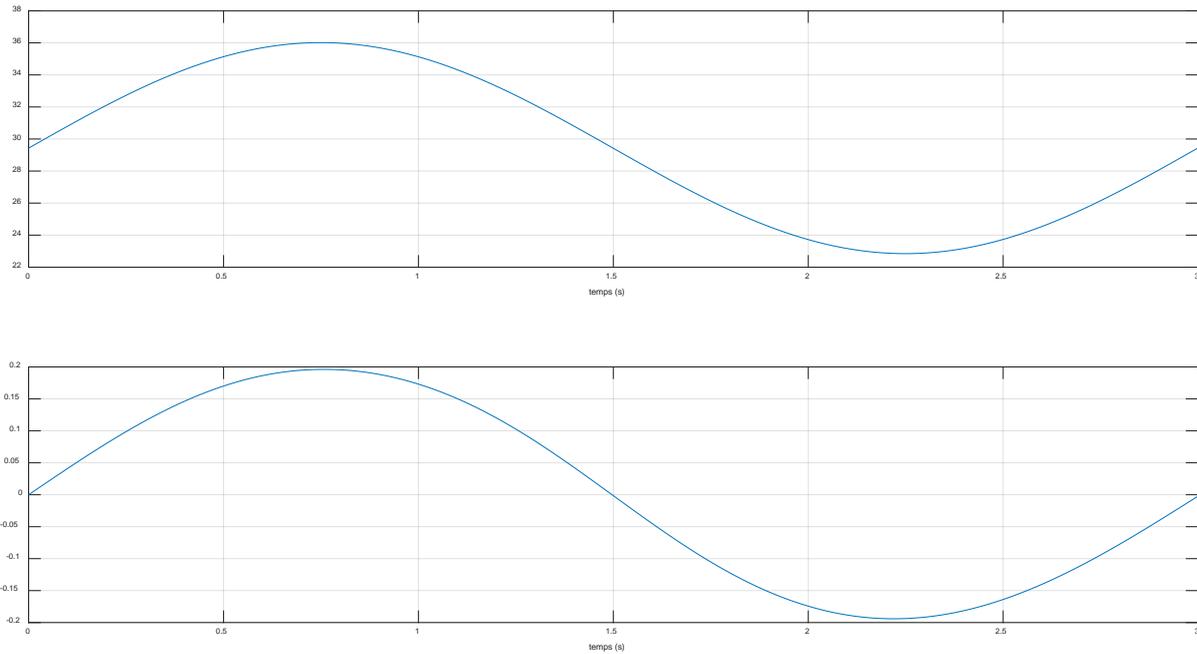


Figure III.16 Commande de système par régression (articulation 3 et 4).

Interprétation des résultats

Les figures (III.11) et (III.12) montrent les trajectoires des positions articulaires et leurs trajectoires désirées. Nous voyons que chaque bras suit sa trajectoire désirée. Il est clair que les deux courbes sont pratiquement superposées en tout point de la trajectoire. Les figures (III.13) et (III.14) montrent les erreurs de poursuite des positions articulaires du bras manipulateur. Ces erreurs fluctuent autour d'une valeur qui ne dépasse pratiquement jamais 0.00015, donc il y a une diminution remarquable des erreurs. Les figures (III.15) et (III.16) montrent les signaux de commande pour les quatre articulations. Il est clair que ces commandes sont lisses. Par conséquent, le remplacement du terme discontinu par un terme qui est estimé par GRNN donne des bons résultats.

III.9 Tableau de comparaison entre l'utilisation de signe, saturation et GRNN

Fonction utilisée	Matrice des Gains	Intervalle d'erreur de position pour chaque segment				Observations
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	
Fonction signe	$\lambda = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$	$[-2.5, 0.5] \times 10^{-4}$	$[-2, 6] \times 10^{-4}$	$[-3, 3] \times 10^{-5}$	$[-3.5, 1] \times 10^{-3}$	Problème de broutement (chattering) sur la commande pour tous les segments
Fonction SAT (saturation)	$\gamma = \begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 6 \end{bmatrix}$	$[-18, 2] \times 10^{-3}$	$[-0.5, 3] \times 10^{-2}$	$[-2, 1.5] \times 10^{-4}$	$[-4, 3] \times 10^{-4}$	Les commandes sont lisses. Mais, il y a une augmentation des erreurs de positions
GRNN	$K = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$	$[-3, 1.5] \times 10^{-4}$	$[-9, 1] \times 10^{-4}$	$[-14, 2] \times 10^{-6}$	$[-20, 5] \times 10^{-4}$	Les commandes sont lisses .et les erreurs de positions sont faibles

III.10 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les principes de base des réseaux de neurones inspiré de l'étude du cerveau humain, dont il s'est développé depuis des modèles plus complexes grâce à l'évolution de la neurobiologie et à l'utilisation d'outils théoriques plus puissants comme l'algorithme de rétro-propagation. Il est à noter que l'emplacement idéal pour l'intégration des réseaux de neurones artificielle dans le système contrôle-commande, pourrait être d'un intérêt particulier pour l'identification du processus. Et nous avons parlé sur la régression générale d'un réseau de neurone (GRNN). Est-on à appliquer cette fonction sur le modèle du robot manipulateur type SCARA à 4ddl est en a donner des bonnes résultats par rapport de les autres fonctions (signe et sat).

Conclusion général

Conclusion générale

Ce travail porte sur la modélisation et la commande des robots manipulateurs rigides, en faisant intervenir la commande par mode glissant pour remédier au problème des incertitudes et/ou les perturbations rencontrées par les robots manipulateurs. Cette approche est connue par sa propriété de convergence rapide et en temps fini des erreurs, ainsi, que sa grande robustesse par rapport aux erreurs de modélisation et certains types de perturbations extérieures. Néanmoins, la partie discontinue de cette commande conduit à exciter toutes les fréquences du système à contrôler et donc des modes pas forcément pris en compte dans la modélisation. En conséquence, la vibration se produit comme des oscillations à haute fréquence (problème de broutement (chattering)), cela risque de conduire au vieillissement prématuré de l'actionneur.

Nous avons traité ce problème qui est fortement indésirable par deux approches. La première, connue comme la méthode de continuation, consiste à utiliser une approximation continue de la loi de commande, où la partie discontinue est remplacée par la fonction saturation. Bien que, cette méthode élimine la vibration à haute fréquence, nous avons remarqué une augmentation de l'erreur de poursuite. La deuxième approche consiste à remplacer la partie discontinue par un terme qui est estimé par une technique intelligente, à savoir, réseau de neurones par régression générale.

En premier lieu, nous avons présenté des notions générales et quelques définitions sur la robotique ainsi que les outils mathématiques à utiliser pour modéliser les robots manipulateurs. De plus, nous avons modélisé le robot manipulateur type SCARA à 4 ddl en donnant le modèle dynamique de ce robot. Ce modèle présente les équations de son mouvement.

En deuxième lieu, nous avons mentionné, premièrement, l'aspect théorique de la commande par mode glissant, en donnant les trois étapes à suivre pour trouver cette loi de commande. Ces étapes sont, le choix de la surface de glissement, condition d'attraction et enfin le calcul de la commande. Il est connu que cette technique de commande souffre du phénomène de broutements. Afin de remédier à ce problème, nous avons remplacé la partie discontinue par la fonction saturation. A la fin de ce chapitre, nous avons appliqué cette commande sur le robot manipulateur type SCARA à 4 ddl en donnant les résultats de simulation.

Conclusion générale

En dernier lieu, nous avons proposé d'approfondir une approche moderne pour résoudre le problème de broutement, issu de la commande par mode glissant, en introduisant les réseaux de neurones. Nous avons commencé cette partie de notre travail, par les définitions de base des réseaux de neurones, tel que le neurone formel, la fonction d'activation... Nous nous sommes penchés, par la suite, sur les types de réseaux existants, ainsi que les règles d'apprentissage appliquées à ces réseaux. Nous avons défini c'est quoi un réseau de neurones par régression générale, puis l'application de cette méthode sur le modèle du bras manipulateur type SCARA à 4 ddl qui a donné des bons résultats. Cet algorithme a pu diminuer l'erreur de poursuite le plus fort possible sans l'apparition du phénomène de broutement.

A la fin de ce travail, nous proposons comme perspective, d'utiliser ce type de réseau de neurones pour commander des robots manipulateurs avec aucune connaissance sur le modèle du robot.

Bibliographie

- [1] E.Dombre, W.Khalil. «Modélisation et commande des robots 1 édition ». Hermes science publication paris. 1988.
- [2] P.Fisette, H.Buyse, J.C.Samin. « Introduction à la robotique ». MECA 2732. 2004.
- [3] E.Dombre, W.Khalil. «Modélisation et commande des robots 2 édition ». Hermes science publication paris. 1988.
- [4] Reignier, Patrick. «Pilotage réactif d'un robot mobile : étude du lien entre la perception et l'action ». Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG. 1994.
- [5] Emelyanov, Levandovsky. « Drift algorithm in control of uncertain processes ».1986.
- [6] Filippov, A.Fedorovich. «Differential equations with discontinuous right-hand side». Matematicheskii sbornik. 1960.
- [7] Itkis, Uri. «Control systems of variable structure ». Halsted Press.1976.
- [8] Utkin, V.Ivanovich. «Sliding modes and their applications in variable structure systems». Mir, Moscow. 1978.
- [9] Emelyanov, S.V. « Variable structure control systems ».Moscow Nauka. 1967.
- [10] L.Edouard, C.Philippe. « Identifiabilité des dynamiques d'un manipulateur flexible par vision ». Journées Identification et Modélisation Expérimentale. Poitiers. 2006.
- [11] Slotine, Jean-Jacques, Sastry, S.Shankar. «Tracking control of non-linear systems using sliding surfaces, with application to robot manipulators ». International journal of control. 1983.
- [12] Sira-Ramirez, Hebertt. «Differential geometric methods in variable-structure control ». International Journal of Control. 1988.
- [13] Utkin, V.Ivanovich. « Sliding modes in control optimization ». Springer-Verlag. 1992.
- [14] Bühler, Hansruedi. «Réglage par mode de glissement ». PPUR presses polytechniques. 1986.

-
- [15] Vidal, Paul-Etienne. «Commande non-linéaire d'une machine asynchrone à double alimentation ». Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse. 2004.
- [16] F.Betin. «Commande d'actionneurs électriques soumis à une charge mécanique fortes variations paramétriques ». Habilitation à diriger des recherches. Centre de Robotique d'Electrotechnique et d'Automatique (CREA) UPRES Equipe d'accueil 3299.Université de Picardie Jules Verne. 02880 Cuf-es. France. 2003.
- [17] Slotine, E. Jean-Jacques, LI, Weiping, et al. « Applied nonlinear control ».Englewood Cliffs. NJ : Prentice hall. 1991.
- [18] C. Edwards, S.K.Spurgeon. « Sliding mode control, theories and application ». Ed. Taylor and Francis .1998.
- [19] F.Boudjema. «Commande par mode de glissement. Application aux convertisseurs electriques ». Thèse de doctorat. Toulouse 3. 1991.
- [20] A.Yahdou. « Commande et observation par modes glissants d'une machine asynchrone double étoile sans capteur mécanique ».Mémoire de magister. Université de Chleff Hassiba Ben Bouali. 2011.
- [21] K.Jezernik. «Robust chattering free sliding mode control of servo drives ». International journal of electronics. Vol.80. no 2. p 169-179.1996.
- [22] H. K. Khalil. « Nonlinear systems ». Prentice Hall. Upper Saddle River. NJ07458. 1996.
- [23] J.Ohri. «Robust adaptive tracking control of robot manipulator ». pour l'attribution du docteur en philosophie, Numéro d'enregistrement 2KO4-NITK-PhD-10ll. Page {74.77}. Institut national de technologie. Kurukshetra, INDIA. Novembre, 2009.
- [24] H.Chaoui. « Conception et comparaison de lois de commande adaptative à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure ». Thèse à l'université du Québec à Trois-Rivières. 2002.
- [25] C.Touzet. «Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme». HAL Id : hal-01338010. <https://hal-amu.archives-ouvertes.fr/hal-01338010> . 1992.
- [26] S.Chekroun. «Commande neuro-floue sans capteur De vitesse d'une machine asynchrone Triphasée ». Mémoire magister en Électrotechnique. 2009.
- [27] Martin T.Hagan, Howard B.Demuth, Mark H.Beale. « Neural network design ».Vikas Publishing House. 2003.

-
- [28] A. Schmitt, B. Le Blanc, M. M. Corsini, C. Lafond, J. Bruzek. « Les réseaux de neurones artificiels ». Bulletins et mémoires de la Société d'Anthropologie de Paris [En ligne]. 13 (1-2). URL : <http://journals.openedition.org/bmsap/4463>. 2001.
- [29] A. Ghenam. « Commande Compliant Intelligente d'un Bras Manipulateur Rigide pour des Applications de Chirurgie Médicale ». Thèse de magister à l'université de Batna .2012.
- [30] I. Guitani. « Commande adaptative neuronale par retour de sortie des systèmes non linéaires ». Mémoire de magister. Université Mentouri Constantine. 2007.
- [31] Z. Asradj. « Identification des systèmes non linéaires par les réseaux de neurones ». Mémoire de magister. Université de Bejaia-Abderrahmane Mira. 2009.
- [32] M. Parizeau. « Réseaux de neurones ». GIF-21140 et GIF-64326. vol.124. Université Laval. 2004.
- [33] E. Gauthier. « Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande d'un véhicule autonome ». Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG. 1999.
- [34] <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#prevision>.2001.
- [35] L. Mokhnache. « Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension ». Thèse de Doctorat. ENP d'Alger (Algérie) .2003.
- [36] N. Zerari. « Sur la commande adaptative des systèmes non linéaires ». Mémoire de magister. Université Constantine 1. 2014.
- [37] L. Melakhessou. « Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales ». Thèse de Magister. Université de Batna. 2013.
- [38] AL-Mahasneh, A. Jobran, Anavatti, G. Sreenatha, Garratt, A. Matthew. « Review of applications of generalized regression neural networks in identification and control of dynamic systems ». School of Engineering and Information Technology. The University of New South Wales at the Australian Defense Force Academy Canberra. ACT 2612. Australia. ArXiv preprint arXiv : 1805.11236. 2018.
- [39] J. Ohri. « Robust adaptive tracking control of robot manipulator ». Pour l'attribution du docteur en philosophie. Numéro d'enregistrement 2KO4-NITK-PhD-1011. Page {79.86}. Institut national de technologie. Kurukshetra, INDIA. novembre, 2009.

[40] Specht, F.Donald. «A general regression neural network». IEEE Transaction on Neural Networks. Vol. 2. No. 6. pp. 568-576. 1991.

[41] Voglewede, Philip, Smith, H.C.Anton, Monti, Antonello. «Dynamic performance of a SCARA robot manipulator with uncertainty using polynomial chaos theory». IEEE Transactions on Robotics. Vol. 25. no 1. p. 206-210. 2009.

Annexe

Tableau I : Paramètres SCARA pour l'étude numérique [41]

paramètre	Valeur	\pm Variation
m_1	15 kg	3 kg
m_2	12 kg	2 kg
m_3	3 kg	
m_4	3 kg	1 kg
$I_{z_1 z_1}$	$0.0287m_1 m^2$	
$I_{z_2 z_2}$	$0.08m_2 m^2$	
$I_{z_3 z_3}$	$0.05kg m^2$	
$I_{z_4 z_4}$	$0.02m_4 m^2$	
l_1	0.5 m	
l_2	0.4 m	