



Thèse présentée en vue de l'obtention Du Diplôme de  
**Doctorat en Sciences**

Spécialité : Électronique

**Détection et localisation des défauts :  
Applications aux Bras Manipulateurs**

Présentée par :  
**OUARHLENT Saloua**

Soutenue publiquement le : 12 / 06 / 2024

**Devant le jury composé de :**

<b>M. Boumehraz Mohamed</b>	<b>Professeur</b>	<b>Président</b>	<b>Université de Biskra</b>
<b>Mme . Terki Nadjiba</b>	<b>Professeur</b>	<b>Rapporteur</b>	<b>Université de Biskra</b>
<b>M. Kourd Yahia</b>	<b>Professeur</b>	<b>Examineur</b>	<b>Université de Souk-Ahras</b>
<b>M. Chebbara Fouad</b>	<b>Professeur</b>	<b>Examineur</b>	<b>Université de Ouargula</b>

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers tous les membres du jury qui ont évalué ma thèse en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences de l'Université de Biskra.

Je voudrais particulièrement remercier :

Je voudrais exprimer ma sincère gratitude envers le Professeur Boumehraz Mohamed d'avoir accepté de présider mon jury de thèse. Sa présence en tant que président a été d'une importance capitale pour la réussite de ma soutenance.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers M. Chebbara Fouad et M. Kourd Yahia qui ont honoré ma thèse en acceptant de faire partie du jury en tant qu'examineurs. Leurs expertises et leurs évaluations ont été d'une valeur inestimable pour l'avancement de ma recherche.

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers Madame Terki Nadjiba pour avoir été une encadrante exceptionnelle tout au long de mon parcours doctoral. Sa guidance, son expertise et son dévouement ont été des atouts précieux qui ont grandement contribué à la réussite de ma thèse. Votre encadrement attentif, vos conseils éclairés et votre soutien constant ont été essentiels pour le développement de mes idées et la concrétisation de mes recherches. Votre disponibilité et votre engagement envers mon projet ont fait de cette expérience doctorale une période enrichissante et formatrice.

Je tiens également à souligner votre dévouement envers vos étudiants ainsi que votre passion pour l'enseignement et la recherche. Votre mentorat a eu un impact positif sur ma formation et ma carrière académique, et je suis honorée d'avoir été guidée par vous.

Encore une fois, je vous exprime ma profonde gratitude et mon respect pour le rôle déterminant dans la réalisation de ma thèse. Votre soutien continuera de m'inspirer dans mes futurs projets et je suis reconnaissante d'avoir eu l'opportunité de travailler à vos côtés.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à l'ensemble de l'Université de Biskra pour avoir fourni un environnement académique stimulant et propice à la réalisation de ma thèse. Je suis reconnaissant envers mes directeurs de thèse, mes collègues et mes amis qui m'ont soutenu tout au long de cette aventure doctorale.

Je vous adresse mes plus sincères remerciements.

Ouarhlent Saloua



Je dédie ce modeste travail à :

À mon père, ma première source d'inspiration, dont la sagesse et l'amour ont tracé le chemin de ma vie.

À ma mère, la force tranquille qui a toujours été mon roc, merci pour ton amour infini et ton soutien inébranlable.

À mon mari, compagnon de vie et source de joie, merci pour ton amour inconditionnel et ta présence constante.

À mon fils, lumière de ma vie, chaque moment partagé avec toi est un trésor précieux. Que tu puisses toujours grandir entouré d'amour et de bonheur.

## Résumé

L'objectif de cette thèse est de présenter une méthodologie permettant une détection précise des défauts dans l'actionneur d'un bras robotique à deux degrés de liberté afin d'éviter une dégradation des performances du système. Une réduction partielle du couple articulaire constitue le défaut de l'actionneur, entraînant une déviation par rapport au mouvement souhaité de l'effecteur terminal. La détection des défauts de l'actionneur est réalisée en analysant les signaux de couple à l'aide de la transformée en ondelettes discrète. L'énergie stockée à chaque niveau de la transformée contient des informations pouvant être utilisées comme indicateur de défaut. Une simulation Matlab/Simulink du robot manipulateur illustre l'efficacité de la technique proposée.

Mots-clés : Robot 2DDL, Système de détection de défauts. Transformée en ondelettes discrètes (DWT). Valeur propre de l'énergie

## Abstract

The purpose of this research is to offer a mechanism that enables accurate fault detection in the actuator of a two-degree of freedom robot arm to minimise system performance loss. The actuator fault is a partial loss of joint force, which causes the end-effector to move in a way that is different from what was intended. Using the Discrete Wavelet Transform to look at the torque data is how the actuator fault is found the energy stored at each step of the transformation has valuable information that can serve as a reliable indicator of faults. The efficacy of the suggested approach is demonstrated by a Matlab/Simulink simulation of the manipulator robot.

Keywords: 2 DOF robot, fault detection System. Discrete Wavelet Transform (DWT). Energy eigen value

## المخلص

تهدف هذه الرسالة ، إلى تقديم منهجية تمكن من اكتشاف الأعطاب بدقة في محرك ذراع روبوت ذو درجتى حرية لتجنب تدهور أداء النظام. يتم تعريف العيب في المحرك عن طريق تقليل جزئي للعزم المفصلي، مما يؤدي إلى الإنحراف عن الحركة المرغوبة للنهائية الطرفية. يتم إجراء اكتشاف الإعطاب في المحرك عن طريق تحليل إشارات العزم باستخدام تحويل الموجات المتقطع. تحتوي الطاقة المخزنة على كل مستوى من الموجة على معلومات يمكن استخدامها كمؤشر للعطب. توضح المحاكاة باستخدام Matlab/Simulink فعالية التقنية المقترحة.

مفاتيح الكلمات : روبوت ذو درجتى حرية ، تحويل الموجة المتقطع، نظام اكتشاف الأعطال ، الطاقة الذاتية

---

## **TABLE DES MATIERES**

---

# TABLE DES MATIERES

---

Introduction générale	1
1. Contexte	1
2. Contributions	2
3. Organisation de la thèse	3
<b>Chapitre I :Diagnostic des Défauts dans les Robots Manipulateurs</b>	<b>5</b>
I.1 Introduction	5
I.2 Terminologie du diagnostic	6
I.3 La méthodologie de détection et d'isolation des défauts	10
I.4 Les méthodes de diagnostic	10
I.4.1. Méthodes de diagnostic sans modèle mathématique	10
a) Les outils statistiques	10
b) La reconnaissance de formes	11
I.4.2. Méthodes de diagnostic à base de modèle mathématique	11
c) La redondance physique	12
d) La redondance analytique	12
e) Les méthodes d'estimation paramétrique	12
I.5 Conclusion	14
<b>Chapitre II : Modélisation des robots manipulateur</b>	<b>15</b>
II.1 Généralités sur les robots industriels	15
II.1.1 Introduction	15
II.1.2 Apparition des robots manipulateur	16
II.1.3 Définitions des robots manipulateurs	17
I.1.4 Composants du robot	18
1. Effecteur terminal	18
2. La structure mécanique articulée	19
3. L'articulation	21
4. Les actionneurs	21
5. Les capteurs	21
6. Le contrôleur	22
II.1.5. Applications des robots manipulateurs	22
II.1.6. Les différentes catégories des robots	23
II.2 Modélisation des robots manipulateurs	25
II .2.1. Introduction	25
II.2.2. Modélisation géométrique directe	26
II.2.3. Modélisation dynamique	31
I.5 Conclusion	38

<b>Chapitre III : Méthodes de traitement des signaux dédiées au diagnostic des défauts d'un système robotisé</b>	<b>39</b>
	<b><u>39</u></b>
III.1 Introduction	39
III.2 Transformée de Fourier	40
III.2.1 La Transformée de Fourier Rapide (FFT)	40
III.2.2 Analyse des signaux dans le domaine temps fréquence (STFT)	44
III.2.3 Importance du choix de la taille de la fenêtre	47
III.3 Les ondelettes (wavelets)	48
III.3.1 Transformée en ondelettes	52
a) Transformée en ondelettes continue	53
b) Transformée en ondelettes discrète	53
III.4. Défaillances du bras robotique	58
III.5. Modèles de défauts	59
III.6. La commande PID du robot 2ddl	60
III.6. Conclusion	61
<b>Chapitre IV : Résultats de simulation et évaluation de la méthode proposée</b>	<b>60</b>
IV.1 Introduction	60
III.2 Cinématique du bras de robot à deux degrés de liberté selon la convention Denavit-Hartenbe	60
IV.3 Première simulation : absence de défauts pour le premier et le deuxième moteur	62
IV.4 Deuxième simulation : Fautes couples	64
IV.5 Conclusion	76
Conclusions générales et perspectives	77
ANNEXE A	78
ANNEXE B	81
References	82

---

## **LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX**

---

## ***LISTE DES FIGURES***

### **Chapter I**

	5
Figure I.1 : Changements internes et externes	
Figure I.2 : Signal indicateur	8
Figure I.3 : Procédure de détection et d'isolation des défauts	9
Figure I.4 : Classifications des méthodologies de diagnostic industriel	13

### **Chapitre II**

Figure II.1 : Chaîne simple ouverte (ou série)	19
Figure II.2 : Chaîne structurée en arbre	19
Figure II.3 : Chaîne fermée	20
Figure II.4 : Robot parallèle	20
Figure II.5. Illustration des articulations rotatives et prismatiques.	21
Figure II.6. Constituants d'un bras manipulateurs	22
Figure II.7. Différentes catégories des robots	24
Figure II.8. Paramètres de Denavit-Hartenberg	29
Figure II.9. Bras à deux degré de liberté (2ddl)	33

### **Chapitre III**

Figure III.1. Représentation temporelle et fréquentielle somme de deux sinusoides.	42
Figure III.2. Succession de deux sinusoides.	43
Figure III.3. Succession de deux sinusoides avec impulsions. Perte de localisation temporelle.	44
Figure III.4. Fonctions de fenêtrage	45
Figure III.5. Enveloppes des réponses fréquentielles de fonctions de fenêtrage	45
Figure III.6. Représentation temporelle de la succession de deux sinusoides et leur STFT	47
Figure III.7. Variété de formes des ondelettes générées	51
Figure III. 8. Décomposition du signal en plusieurs niveaux (n) à l'aide de la transformée en ondelettes discrètes (DWT)	55
Figure III.9. L'ondelette de Haar	56
Figure III.11. Système de régulation PID	60

### **Chapitre IV**

Figure IV.1. Bras de robot à deux degrés de liberté dans deux positions différentes	60
Figure IV.2. Positions articulaires réelles et désirées	63
Figure IV.3. Erreurs de positions articulaires	64
Figure IV.4. Positions articulaires réelles et désirées	65
Figure IV.5. Erreurs de positions articulaires	66
Figure IV.6. Couple commande et couple réel	68
Figure IV.7. DWT du couple réel et de commande : La première articulation	69
Figure IV.8. DWT du couple réel et de commande : La deuxième articulation	70
Figure IV.9. Histogrammes de l'énergie du couple pour chaque bande de fréquence (à différents niveaux de décomposition)	75

---

## ***LISTE DES TABLEAUX***

---

Tableau II.1 : Paramètres de Denavit-Hartenberg pour une chaîne cinématique de robot	29
Tableau III.1. Familles d'ondelettes et leurs symboles en MATLAB	49
Tableau IV.1 : Tableau des paramètres de Denavit-Hartenberg pour un bras robotique à 2 axes	61
Tableau IV.2. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles. Couple de commande du premier joint : Aucun défaut détecté	72
Tableau IV.3. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles. Couple réel du premier joint : Apparition du défaut	72
Tableau IV.4. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles. Couple de commande du deuxième joint : Aucun défaut détecté	73
Tableau IV.5. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles. Couple réel du deuxième joint : Apparition d'un défaut	73

---

## **INTRODUCTION GENERALE**

---

# INTRODUCTION GENERALE

## 1. Contexte

La détection précoce et précise des défauts dans les robots est un enjeu majeur dans le domaine de la robotique industrielle. Les systèmes robotiques jouent un rôle de plus en plus important dans diverses applications industrielles, allant de la fabrication automatisée à l'assemblage de précision. Cependant, en raison de leur utilisation intensive et des conditions de travail exigeantes, les robots sont sujets à des pannes et des dysfonctionnements qui peuvent avoir un impact négatif sur la production et la sécurité des travailleurs. Certains défauts sont considérés comme catastrophiques, Parmi ces défauts, les défaillances d'étanchéité représentent un risque majeur [1]. Prenons l'exemple d'un robot qui se déplace dans des milieux aquatiques, comme les drones sous-marins ou les robots d'exploration des fonds marins. L'absence de fiabilité des joints d'étanchéité expose ces robots à des infiltrations d'eau, ce qui entraîne des courts-circuits et des dommages aux composants essentiels. Une défaillance d'étanchéité peut non seulement entraîner la perte du robot, mais compromettre également des missions cruciales telles que la collecte de données, l'exploration sous-marine, voire les opérations de sauvetage en milieu aquatique.

Par conséquent, la mise en place de méthodes de détection de défauts fiables et efficaces est essentielle pour garantir le bon fonctionnement des systèmes robotiques.

Récemment, plusieurs techniques de diagnostic et de détection de défauts ont été proposées dans le domaine de la robotique, grâce à l'intégration de modèles d'information qualitative et quantitative [2, 3]. Elles permettent d'identifier et de localiser les problèmes qui peuvent survenir dans les systèmes robotiques. Le traitement du signal joue un rôle important dans la construction de tout système de surveillance des conditions. À cet égard, diverses méthodes d'analyse de signal ont été utilisées pour la détection de défauts [4, 5], comme la transformée de Fourier rapide (FFT), la transformée de Fourier à court terme (STFT) et la transformée en ondelettes discrètes (DWT) en raison de leurs avantages distincts et complémentaires.

Malgré son utilisation courante dans l'industrie pour le diagnostic de défauts, l'analyse par transformée de Fourier rapide (FFT) reste inadaptée aux signaux de nature transitoire et révèle rapidement ses limites [6, 7]. En conséquence, la transformée en ondelettes discrètes (DWT) du signal de couple a été proposée comme une alternative pour surmonter les limitations de la FFT. La transformée en ondelettes peut fournir simultanément des informations dans les

domaines temporel et fréquentiel du signal étudié, tout en offrant une représentation temps-fréquence du signal[6, 8].

Dans des conditions de fonctionnement normales, chaque articulation se déplace à des vitesses angulaires différentes, ce qui entraîne des accélérations variables et, par conséquent, des couples variables. Ces variations se reflètent dans les signaux générés par les articulations, qui présentent un caractère discret et des variations à court terme [9]. Cependant, lorsque des défauts surviennent, les signaux émis par les articulations peuvent également présenter un comportement non stationnaire. Dans de tels cas, l'utilisation de la transformée de Fourier pour calculer les composantes fréquentielles des signaux non stationnaires ne permet pas d'obtenir d'informations précises sur le moment où le changement de régime s'est produit dans le signal. En revanche, l'analyse temps-fréquence offre une approche plus complète en fournissant des informations sur la composition et la variation de fréquence du signal à différents moments[10, 11]. Ainsi, en utilisant l'analyse temps-fréquence, il est possible de détecter et de localiser les changements de régime dans le signal, ce qui facilite la détection des défauts dans les systèmes robotiques. Cette approche permet d'obtenir une représentation plus détaillée du signal, en identifiant les variations de fréquence qui peuvent être associées à des défauts spécifiques. L'analyse temps-fréquence offre une méthode plus efficace pour étudier les signaux non stationnaires et détecter les défauts dans les systèmes robotiques, en fournissant des informations précieuses sur les caractéristiques temporelles et fréquentielles des signaux.

## 2. Contributions

Dans notre travail, nous utilisons un bras robotique. En général, les bras robotiques sont largement utilisés dans les domaines de la fabrication et de l'industrie, où ils peuvent effectuer des tâches répétitives et précises comme le soudage, la peinture et l'assemblage. Ils sont également utilisés dans des applications médicales, telles que la chirurgie et la rééducation, ainsi que dans la recherche et l'exploration, comme dans l'exploration spatiale ou sous-marine profonde. Il existe différents types de bras robotiques, notamment les bras cartésiens, cylindriques, polaires et articulés, chacun ayant des avantages et des domaines d'application différents. Le choix du bras dépend de la tâche spécifique et des exigences de l'application. Les bras robotiques sont généralement contrôlés par un système informatique qui envoie des commandes aux actionneurs du bras, déplaçant ainsi les articulations du bras vers la position et l'orientation souhaitées. Le système de contrôle peut être programmé pour effectuer des tâches spécifiques ou être exploité en temps réel à l'aide de capteurs tels que des caméras.

### 3. Organisation de la thèse

Dans ce travail, nous nous sommes concentrés sur les défauts des actionneurs, en particulier une réduction partielle du couple articulaire. Ce type de défaut constitue un problème intéressant car, bien qu'il puisse affecter la performance du manipulateur robotique, il est souvent considéré comme non grave [12]. Pour détecter efficacement ces anomalies, nous avons utilisé le test de franchissement de seuil. Cette méthode nous a permis de définir des seuils prédéfinis pour le couple articulaire, et de détecter toute variation anormale lorsque ces seuils étaient franchis, indiquant ainsi un défaut potentiel de l'actionneur. Pour contrôler notre bras robotique à deux degrés de liberté, nous envisageons l'utilisation d'un régulateur proportionnel intégral dérivé (PID). Pour un diagnostic de défaut précis, nous avons adopté une analyse du signal temps-fréquence basée sur la transformée en ondelettes discrète (DWT) afin d'extraire les caractéristiques liées au défaut les plus saillantes. Nous avons appliqué la méthode de détection de défaut au signal de couple moteur.

Cette thèse est divisée en quatre chapitres, dont un résumé est présenté ci-dessous :

Le premier chapitre aborde les principes fondamentaux du diagnostic des défauts dans les systèmes physiques. L'objectif de ce chapitre est de présenter les techniques les plus couramment utilisées pour le diagnostic des équipements industriels. Dans la littérature spécialisée de ce domaine, on trouve souvent plusieurs définitions divergentes. C'est pourquoi, dans la première partie de ce chapitre, nous nous positionnons en fournissant des définitions des termes clés qui sont essentiels pour la compréhension de cette thèse.

Le chapitre 2 de cette thèse est consacré à la modélisation des robots manipulateurs. Il comprend une exploration approfondie des différents aspects liés à la modélisation de ces robots. Dans un premier temps, il présente les généralités sur les robots industriels, leur apparition historique et donne des définitions clés pour une meilleure compréhension du sujet. Ensuite, il se penche sur les composants essentiels des robots manipulateurs tels que l'effecteur terminal, la structure mécanique articulée, les articulations, les actionneurs, les capteurs et le contrôleur. Le chapitre aborde également les applications variées des robots manipulateurs et les différentes catégories dans lesquelles ils peuvent être classés. Enfin, il se concentre sur la modélisation des robots manipulateurs, en introduisant les concepts de modélisation géométrique, cinématique et dynamique, notamment à travers le formalisme de Lagrange.

Ce chapitre vise à approfondir la compréhension de la structure et du fonctionnement des

robots manipulateurs, tout en fournissant les fondements indispensables pour leur modélisation dans des applications ultérieures.

Le chapitre trois présentera les approches de traitement des signaux pour identifier les défauts susceptibles d'affecter le robot manipulateur. Ces approches incluront l'utilisation de la FFT, de la STFT, de la CWT et de la DWT. De plus, le chapitre abordera les éventuelles défaillances du bras robotique, explorera les modèles de défauts associés, ainsi que la commande PID appliquée au robot à deux degrés de liberté.

Le quatrième chapitre résume les résultats obtenus et propose des perspectives pour des développements futurs dans ce domaine spécifique de la recherche en robotique.

---

## **CHAPITRE 1**

# **Diagnostic des Défaits dans les Robots Manipulateurs**

---

### I.3. Introduction

Dans de nombreux secteurs industriels, la préservation de la fonctionnalité est cruciale pour garantir une continuité optimale de la production. Tout changement imprévu ou arrêt soudain entraîne des pertes économiques considérables. Afin de prévenir de tels problèmes, il est impératif que les chaînes de production soient équipées de systèmes de diagnostic fiables capables de détecter les moindres défauts ou modifications dans le fonctionnement avant qu'ils n'entraînent une défaillance complète. La détection et la localisation des anomalies en robotique revêtent une importance particulière, notamment dans des secteurs industriels tels que l'industrie nucléaire ou les environnements soumis à une forte corrosion. Les robots y sont utilisés pour des tâches à haut risque ou répétitives, ce qui rend essentielle la surveillance continue de leur performance. Même la plus petite anomalie peut avoir des conséquences graves, allant de dommages matériels importants à des risques pour la sécurité. Par conséquent, l'identification rapide et précise de tout défaut est impérative pour maintenir l'intégrité, la fiabilité et l'efficacité des opérations robotiques dans ces secteurs essentiels.

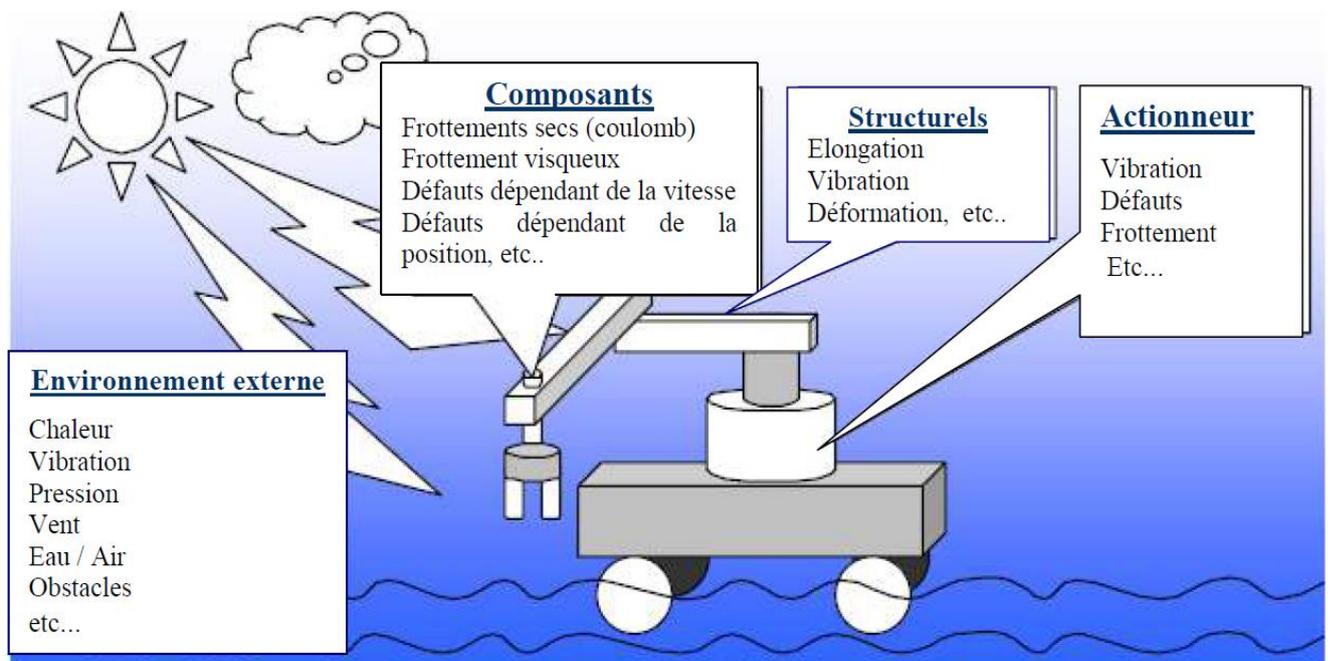


Figure I.1. Changements internes et externes [12].

Les modifications, qu'il s'agisse de défauts ou de perturbations, ont le potentiel de rendre un système robotique à la fois dangereux et moins fiable. Ces altérations peuvent entraîner une détérioration de la productivité du système, car elles imposent des limitations de performance et peuvent exiger des arrêts fréquents du système pour des opérations de maintenance. Dans des secteurs technologiquement exigeants, comme l'exploration spatiale ou sous-marine, où une automatisation complète des systèmes est essentielle, la présence de modifications non contrôlées peut restreindre considérablement ce que les ingénieurs peuvent accomplir dans leurs conceptions. En fin de compte, les répercussions des modifications touchent divers domaines, notamment la sécurité environnementale et humaine, les coûts associés, et la capacité à créer des systèmes autonomes fiables.

Les anomalies peuvent être causées par des facteurs provenant à la fois de l'environnement externe du robot, tels que les variations de température et d'humidité, et de son environnement interne, qui peut subir des changements indésirables importants. Ces changements peuvent être causés par des éléments tels que les frottements, les bruits et les vibrations. Ils peuvent avoir un impact négatif sur le fonctionnement du robot en introduisant des défauts et en compromettant sa fiabilité (figure I.1).

## **I.2. Terminologie du diagnostic**

Compte tenu des variations dans les définitions du diagnostic industriel que l'on trouve dans différentes sources, il est essentiel de clarifier certaines terminologies clés pour une meilleure compréhension de ce travail : [13-15]

### ➤ *Faute*

Une "faute" en robotique désigne une action incorrecte, qu'elle soit intentionnelle ou non, commise par un opérateur ou un concepteur, qui entraîne une non-conformité avec les directives ou exigences spécifiées (par exemple, celles d'un cahier des charges). Cela peut inclure des erreurs de programmation, de manipulation, ou de maintenance, susceptibles de provoquer des erreurs de fonctionnement ou des résultats indésirables.

➤ *Défaut*

En robotique, un défaut se réfère à la disparité entre la valeur effective d'une caractéristique du système et sa valeur nominale.

➤ *Erreur*

Une erreur est une inexactitude ou une divergence par rapport à un résultat attendu ou souhaité. Contrairement à une faute, une erreur peut être causée par divers facteurs, y compris des erreurs humaines, des défauts de conception, des problèmes techniques, etc.

➤ *Dégradation*

La dégradation se produit lorsqu'un équipement perd en performance pour accomplir l'une de ses fonctions. En d'autres termes, son efficacité diminue au fil du temps ou en raison de facteurs divers, affectant sa capacité à remplir correctement une tâche spécifique.

➤ *Panne*

Une panne se produit lorsque qu'un composant ou un système n'est plus capable d'assurer une fonction requise. Cela signifie que l'entité en question ne peut plus remplir son rôle comme prévu ou ne peut pas fournir les performances attendues.

➤ *Résidu*

C'est un signal spécifiquement créé pour détecter des variations ou des déviations par rapport au fonctionnement normal ou attendu d'un système.

Le résidu est calculé en soustrayant la valeur prédite ou attendue du signal mesuré réel. L'écart entre ces deux valeurs peut révéler des variations ou des déviations par rapport au comportement normal ou attendu du système. Ainsi, un résidu significativement différent de zéro peut être considéré comme un indicateur d'anomalie ou de comportement anormal.

➤ *Défaillance*

La défaillance se produit lorsqu'un ensemble, tel qu'un équipement ou un système, n'est plus en mesure d'accomplir une ou plusieurs de ses fonctions requises conformément aux performances spécifiées. Cela signifie que l'aptitude de l'ensemble à remplir correctement son rôle est altérée ou peut cesser complètement.

La défaillance est un événement qui se produit à un moment précis, indiquant que l'équipement ne peut plus remplir sa fonction. En revanche, la panne se réfère à la période pendant laquelle l'équipement est dans un état non fonctionnel, c'est-à-dire entre le moment de la défaillance et le moment où la réparation est terminée.

➤ **Mode de fonctionnement**

Dans un système, divers modes de fonctionnement peuvent être identifiés, parmi lesquels plusieurs types sont distingués : • Le mode de fonctionnement nominal, où l'équipement ou le système industriel exécute sa mission dans les conditions spécifiées par le constructeur et satisfait aux exigences prévues par l'exploitant. • Le mode de fonctionnement dégradé, où l'équipement ou le système n'accomplit que partiellement sa mission ou atteint des performances inférieures à celles attendues. • Le mode de défaillance, marqué par des dysfonctionnements du système. Il peut s'agir d'une défaillance progressive après une dégradation ou d'une défaillance soudaine.

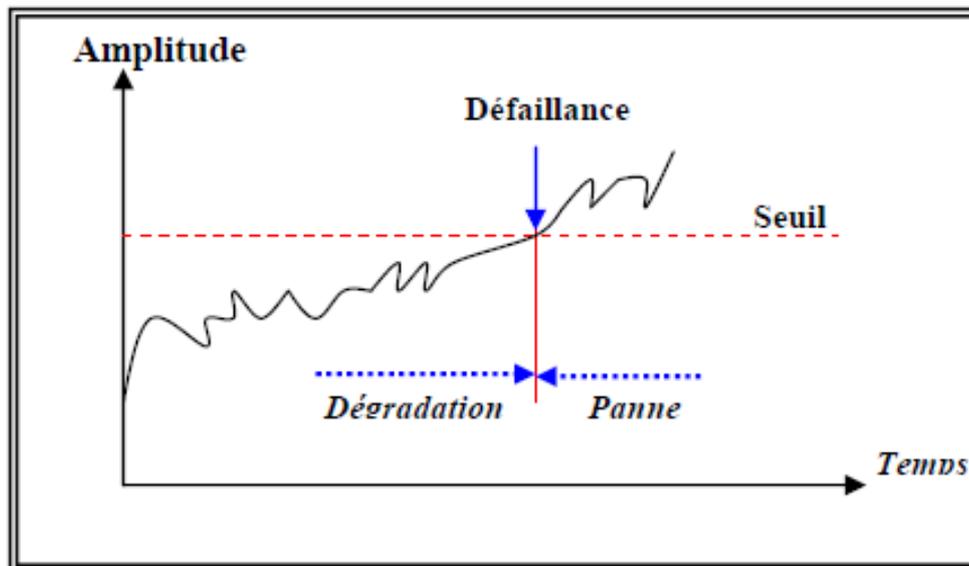


Figure I.2 : Signal indicateur

### I.3. La méthodologie de détection et d'isolation des défauts

La méthodologie de détection et d'isolation des défauts comporte trois étapes principales : la détection, la localisation et l'identification. Ces étapes sont essentielles pour identifier les anomalies ou les problèmes dans un système.

La première étape, la détection, consiste à surveiller en continu le système afin de repérer tout signe ou signal indiquant la présence d'un défaut. Cela peut être réalisé en utilisant des capteurs, des mesures physiques ou des techniques d'analyse de données. L'objectif est de détecter les écarts par rapport au fonctionnement nominal et de déclencher une alerte en cas de détection d'anomalie.

La deuxième étape, la localisation, vise à déterminer l'emplacement ou la zone du système où le défaut s'est produit. Cela peut être réalisé en utilisant des techniques de diagnostic telles que la modélisation, la comparaison avec des références ou l'analyse des données de surveillance. L'objectif est de restreindre la recherche et de cibler spécifiquement la zone où le défaut est susceptible de se trouver.

La troisième étape, l'identification, consiste à déterminer la nature et la cause du défaut. Cela peut impliquer une analyse plus approfondie des données, des tests supplémentaires ou l'utilisation de connaissances expertes. L'objectif est de comprendre la source du défaut et de prendre les mesures appropriées pour le résoudre.

Ces trois étapes, la détection, la localisation et l'identification, sont essentielles pour établir une procédure complète de détection et d'isolation des défauts, permettant ainsi de maintenir la fiabilité et les performances optimales du système.

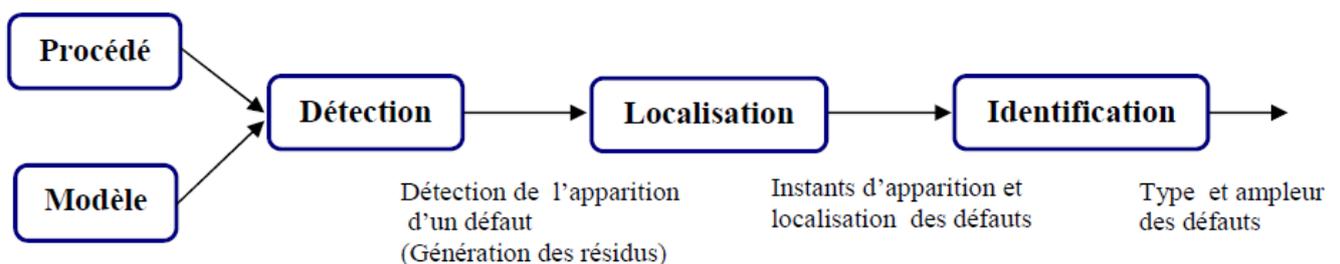


Figure I.3. Procédure de détection et d'isolation des défauts.

## I.4. Les Méthodes de diagnostic

Les méthodes de diagnostic sont nombreuses et variées, et elles correspondent à la diversité des problèmes rencontrés de la nature du système, des données disponibles et des objectifs de diagnostic spécifiques. Elles peuvent être classées selon différentes approches [13] :

### I.4.1. Méthodes de diagnostic sans modèle mathématique

Les applications industrielles complexes ou sujettes à des reconfigurations fréquentes pendant le processus de production peuvent rendre extrêmement difficile, voire impossible, l'élaboration d'un modèle précis. Dans ces circonstances, les seules méthodes de diagnostic opérationnelles à notre disposition sont celles qui ne dépendent pas de l'utilisation préalable d'un modèle établi.

L'une de ces approches est le diagnostic sans modèle, qui fait appel à des outils statistiques et à des techniques de reconnaissance de formes pour effectuer l'analyse[16].

#### a) Les outils statistiques

Le diagnostic avec outils statistiques repose sur l'hypothèse que les signaux fournis par les capteurs possèdent des propriétés statistiques spécifiques. Pour vérifier ces propriétés, on effectue des tests sur un échantillon des signaux mesurés, appelé fenêtre d'observation glissante. Cette approche permet de déterminer si un signal mesuré présente des anomalies indiquant une défaillance potentielle. Par exemple, des tests de moyenne, de variance, et de normalité peuvent être utilisés pour identifier des écarts par rapport aux comportements attendus des signaux. [17] Parmi ces méthodes, on trouve :

1. Le test de franchissement de seuil : Il consiste à définir des seuils prédéfinis pour certaines mesures ou variables du système. Si les données collectées dépassent ces seuils, cela indique une variation anormale ou un schéma non conforme.
2. Le test de moyenne : Il s'agit d'analyser les moyennes des échantillons de données pour déterminer s'il y a des variations significatives par rapport à une moyenne de référence. Des variations importantes peuvent indiquer la présence d'anomalies.
3. Le test de variance : Il permet d'évaluer la dispersion des données en calculant la variance ou l'écart-type. Des variations anormales de la variance peuvent signaler des schémas non conformes ou des défauts.

Pour déterminer la meilleure méthode de diagnostic, il est essentiel de considérer la nature des signaux, la sensibilité souhaitée aux anomalies et la simplicité de mise en œuvre. Le test de franchissement de seuil est particulièrement efficace pour les systèmes où des valeurs seuils critiques peuvent être définies et où le dépassement de ces seuils indique des anomalies claires. Le test de moyenne est utile pour détecter des déviations significatives par rapport à une moyenne de référence, tandis que le test de variance est adapté pour surveiller les changements dans la dispersion des données, indiquant une instabilité potentielle. Chacune de ces méthodes présente des avantages spécifiques selon le contexte et les exigences du système à surveiller.

#### **b) La reconnaissance de formes**

La reconnaissance de formes repose sur l'utilisation d'algorithmes pour détecter des motifs spécifiques dans les données. Voici quelques approches couramment utilisées [18]:

1. L'approche statistique : Elle utilise des techniques d'analyse statistique pour extraire des caractéristiques des données et identifier des schémas ou des anomalies.
2. L'approche floue : Elle permet de modéliser des relations ou des comportements incertains en utilisant des ensembles flous. Cela permet de détecter des motifs ou des comportements atypiques qui ne peuvent pas être facilement définis par des règles précises.
3. Les réseaux de neurones : Ils sont utilisés pour l'apprentissage automatique et peuvent être entraînés à reconnaître des schémas complexes dans les données. Les réseaux de neurones peuvent être particulièrement efficaces pour détecter des anomalies ou des défauts dans des jeux de données volumineux et complexes.

#### **I.4.2. Méthodes de diagnostic à base de modèle mathématique**

La deuxième approche est le diagnostic avec modèles mathématiques, s'appuie sur une connaissance approfondie du fonctionnement d'un processus, laquelle est représentée par un modèle numérique. Ce modèle permet de calculer des variables caractéristiques du processus, lesquelles sont ensuite comparées aux valeurs mesurées dans le processus réel. La détection et l'identification de défauts en utilisant des modèles mathématiques ont attiré l'attention de nombreux chercheurs, notamment ceux cités dans les références [19-21] [22, 23], ainsi que d'autres travaux de recherche. Ces méthodes de diagnostic proposent deux approches principales. La première consiste à utiliser la redondance physique et analytique et la deuxième

approche est basée sur l'estimation paramétrique.

Malgré leurs différences, ces approches ont un objectif commun : générer un vecteur caractéristique appelé résidu. En l'absence de défauts, ce résidu est généralement proche de zéro, tandis qu'en présence de défauts, il présente des valeurs non nulles. Par conséquent, le diagnostic des défauts en utilisant ces méthodes peut être reformulé comme un défi de création de résidus caractéristiques. Ces résidus doivent satisfaire certaines propriétés, ce qui est discuté dans la littérature en tant que Problème Fondamental de Génération de Résidus (FPRG), comme mentionné dans les références [24-26] .

- a) La redondance physique : Cette technique repose sur la duplication de composants ou de systèmes critiques dans le système. En comparant les mesures provenant de différentes parties redondantes, il est possible de détecter les divergences et d'identifier les défauts. Par exemple, si deux capteurs mesurent la même grandeur physique mais donnent des résultats différents, cela peut indiquer un problème au niveau d'un des capteurs[27].
- b) La redondance analytique : Cette approche consiste à utiliser des modèles analytiques du système pour comparer les prédictions du modèle avec les mesures réelles. Si les données observées diffèrent des prédictions du modèle, cela peut indiquer la présence d'un défaut ou d'une anomalie[28-31].
- c) Les méthodes d'estimation paramétrique : Ces méthodes utilisent des modèles mathématiques pour estimer les paramètres du système à partir des mesures. En comparant les valeurs estimées aux valeurs réelles, il est possible de détecter les écarts et de diagnostiquer les défauts. Les méthodes d'estimation paramétrique se basent sur l'hypothèse qu'un modèle paramétrique décrivant le comportement du système existe et que les valeurs de ces paramètres sont connues pour un fonctionnement nominal. Elles consistent ensuite à identifier les paramètres qui caractérisent le fonctionnement réel du système en utilisant des mesures des entrées et des sorties du système [6]. Cela permet d'obtenir une estimation des paramètres du modèle en se basant sur les mesures prises sur le système ainsi que sur leurs valeurs théoriques. Afin de détecter l'apparition de défaillances dans le système, il est nécessaire de comparer les paramètres estimés avec les paramètres théoriques[20].

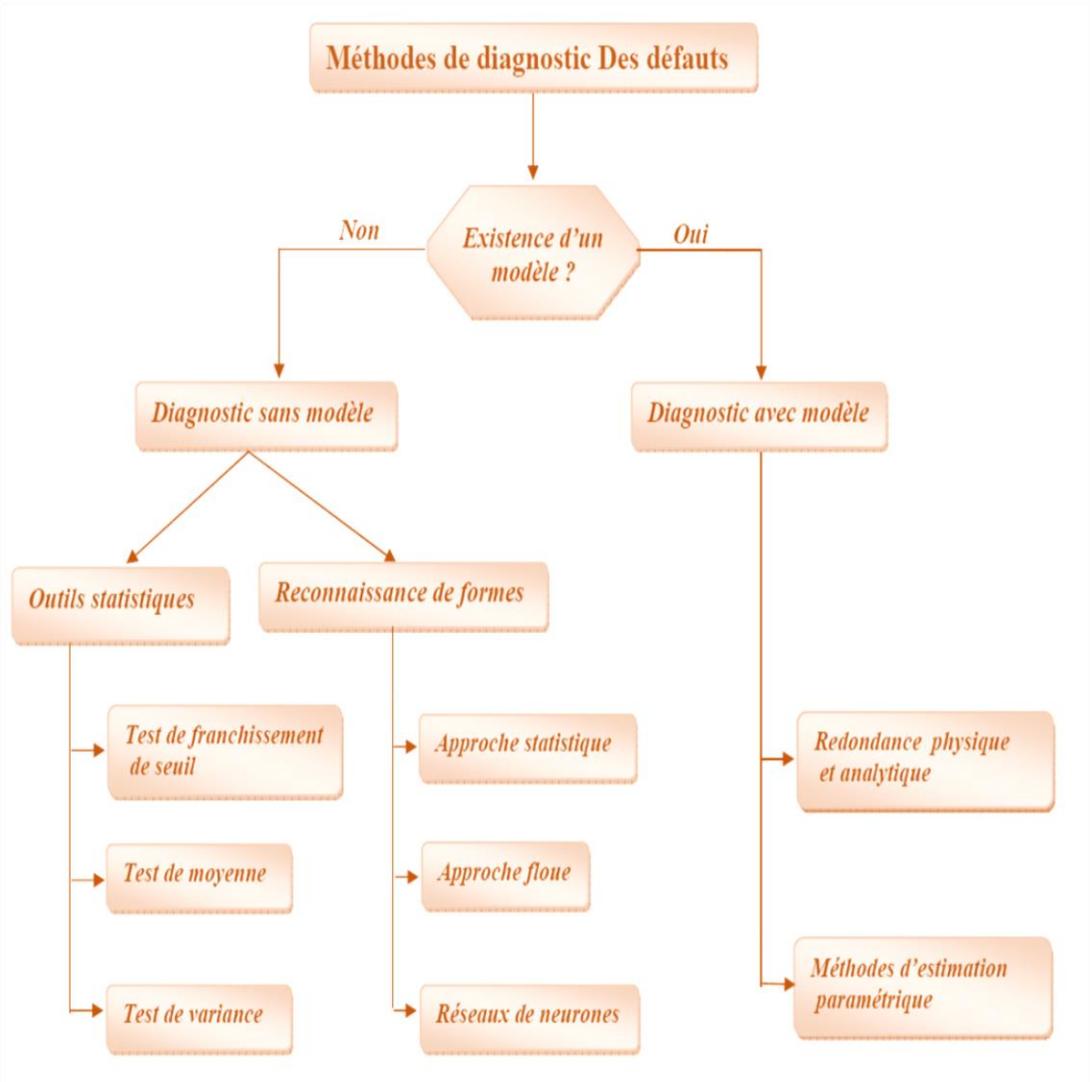


Figure I.4. Classification des Méthodes de Diagnostic des Défaits

## I.5 Conclusion

En conclusion, le diagnostic est une fonction essentielle dans la surveillance des équipements industriels. Il consiste à détecter les situations anormales, à localiser les défaillances et à identifier les causes sous-jacentes.

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté les mots clés les plus importants en diagnostic. Ces mots clés fournissent une base conceptuelle pour comprendre les principes et les techniques utilisées dans le domaine du diagnostic.

Les méthodologies de diagnostic peuvent être regroupées en deux catégories : avec modèle et sans modèle. Les méthodologies de diagnostic avec modèle reposent sur l'utilisation d'un modèle formel de l'équipement. Elles font souvent appel aux techniques de l'automatique pour analyser les données et détecter les défaillances. Ces approches sont particulièrement adaptées lorsque le modèle de l'équipement est disponible et fiable. D'autre part, les méthodologies de diagnostic sans modèle sont utilisées lorsque le modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Elles se basent sur des outils statistiques et d'intelligence artificielle pour analyser les données et reconnaître des schémas ou des formes caractéristiques. Ces approches traitent le diagnostic comme une application de reconnaissance des formes, où les données mesurables et qualifiables sont utilisées comme vecteur d'entrée pour distinguer les différents modes de fonctionnement.

En fonction des spécificités de l'équipement, des données disponibles et des objectifs de diagnostic, il est important de choisir la méthodologie la plus appropriée. Parfois, une combinaison de ces deux approches peut être utilisée pour obtenir des résultats plus précis et fiables.

---

## **CHAPITRE 2**

### **Modélisation des robots manipulateurs**

---

## *Modélisation des robots manipulateurs*

### **II.1. Généralités sur les robots industriels**

#### **II.1.1. Introduction**

Pour élaborer une stratégie de commande efficace pour un robot manipulateur, une compréhension approfondie de sa cinématique et de sa dynamique est impérative. L'étude et la modélisation des systèmes de robots manipulateurs sont indispensables dans le domaine de la robotique en raison de la complexité inhérente à ces mécanismes poly articulés. Ces systèmes, caractérisés par des articulations multiples et une dynamique souvent non linéaire, posent des défis considérables en matière de planification et d'exécution d'actions précises. Comprendre et anticiper le comportement de ces robots nécessite une modélisation approfondie, notamment face à des paramètres variables et aux perturbations externes auxquelles ils sont exposés[32].

Les erreurs de modélisation, les incertitudes liées à l'estimation des paramètres physiques, ainsi que diverses perturbations externes ont un impact substantiel sur la qualité du contrôle. Tous ces aspects doivent être pris en considération lors de la modélisation et de l'élaboration de la loi de commande afin de préserver la qualité et la précision des tâches destinées au robot.

De nos jours, l'emploi des systèmes robotiques se manifeste dans une variété de secteurs d'activités, notamment la médecine, la défense, la recherche scientifique, et bien d'autres. Ces robots sont particulièrement favorisés pour des missions caractérisées par des objectifs mesurables et précisément définis. Leur vocation première est de simplifier les tâches humaines et d'accroître l'efficacité globale des opérations.

Dans ce chapitre, nous explorerons de manière succincte le domaine des robots, en fournissant un aperçu non exhaustif. Nous débiterons par un bref historique de l'évolution de la robotique industrielle, mettant en lumière les étapes clés qui ont façonné cette discipline. En outre, nous examinerons les divers types de robots existants, en soulignant les composants fondamentaux qui les rendent opérationnels. Une attention particulière sera accordée aux méthodes de modélisation des robots manipulateurs, dévoilant les approches utilisées pour représenter leur comportement dynamique. Pour illustrer ces concepts, nous élaborerons ensuite le modèle d'un bras manipulateur à deux degrés de liberté (2DDL), en formalisant les équations mathématiques qui dictent le mouvement de ce bras. Ce processus offrira un aperçu concret de la façon dont les principes théoriques se traduisent en pratique dans le domaine fascinant de la robotique.

### II.1.2. Apparition des robots manipulateur

L'apparition des robots manipulateurs remonte aux débuts de la révolution industrielle, mais leur développement significatif s'est accéléré au cours du XXe siècle. Le terme robot apparaît pour la première fois dans la pièce de théâtre (science-fiction) *R. U. R.* (Rossum's Universal Robots), écrite en 1920 par l'auteur Karel Čapek. Le mot a été créé par son frère Josef à partir du mot tchèque « robota » qui signifie « travail, besogne, corvée ».

Les premières notions de systèmes automatisés ont commencé à prendre forme dans les années 1930 et 1940, avec des pionniers tels que Harry George Armstrong et Raymond Goertz. L'introduction de l'Unimate en 1956 par George Devol et Joseph Engelberger a marqué le début de l'ère des robots industriels, principalement dédiés à la fabrication. La période des années 1960-1970 a été témoin d'une expansion significative des robots manipulateurs dans l'industrie automobile, où des entreprises telles que Kawasaki et ASEA ont introduit des robots polyvalents capables de soudage, peinture, et manutention[33]. Les années 1980-1990 ont vu l'évolution des technologies avec l'avènement de microprocesseurs, propulsant la programmation et la capacité des robots à des niveaux plus sophistiqués, ouvrant la voie à leur utilisation dans des domaines variés tels que la santé et la recherche [34].

Depuis les années 2000 jusqu'à aujourd'hui, les robots manipulateurs modernes ont atteint de nouveaux sommets en intégrant des capteurs avancés, une intelligence artificielle sophistiquée, et une adaptabilité accrue. Ils sont désormais conçus pour collaborer directement avec les humains dans des domaines divers, illustrant ainsi leur rôle central dans l'automatisation de processus complexes et l'amélioration de l'efficacité opérationnelle au sein de nombreuses industries. L'évolution des robots manipulateurs a été inextricablement liée à l'innovation technologique, à la croissance des besoins industriels, et à une recherche constante dans le domaine de la robotique.

De nos jours, les robots manipulateurs constituent les composants les plus importants des processus de fabrication et de contrôle. Ils ont comme impact ; l'amélioration de la productivité, l'accroissement de la qualité des produits fabriqués, ainsi que la réduction du coût du travail.

### II.1.3. Définitions des robots manipulateurs

Un robot est un système mécanique automatiquement contrôlé, reprogrammable et polyvalent, doté de plusieurs degrés de liberté, qui peut être fixe ou mobile. Il a été largement utilisé jusqu'à présent dans diverses applications d'automatisation industrielle. Depuis la dernière décennie, d'autres domaines d'application ont émergé : médical, services (spatial, sécurité civile, ...), transport, sous-marin, divertissement ..., où le robot travaille soit de manière autonome, soit en coopération avec un opérateur pour accomplir des tâches complexes dans un environnement plus ou moins structuré. On peut distinguer trois principales catégories de robots : *les manipulateurs*, qui imitent le bras humain, *les robots marcheurs*, qui imitent la locomotion des humains, des animaux ou des insectes, et *les robots mobiles*, qui ressemblent à des voitures[35].

Selon la définition de l'Institut de la robotique d'Amérique (Robot Institute of America RIA) : "Un robot est un manipulateur multifonctionnel reprogrammable conçu pour déplacer des matériaux, des pièces, des outils, ou des dispositifs spécialisés à travers des mouvements programmés variables afin d'accomplir diverses tâches"[36].

L'ISO (International Standard Organisation) l'a défini comme étant une machine mue par un mécanisme incluant plusieurs degrés de libertés, ayant souvent l'apparence d'un ou plusieurs bras se terminant par un poignet capable de tenir des outils, des pièces ou un dispositif d'inspection.

L'Organisation Internationale de Normalisation définit le robot comme étant un manipulateur à plusieurs degrés de liberté, à commande automatique, reprogrammable, multi applications, mobile ou non, destiné à être utilisé dans les applications d'automatisation industrielle[37].

Pour le sens commun, on considère un robot comme un dispositif mécanique articulé ayant la capacité d'imiter certaines fonctions humaines, comme la manipulation d'objets ou la locomotion, dans le but de remplacer l'homme pour l'exécution de certaines tâches matérielles. Les principes de la robotique, souvent formulés selon les lois énoncées par l'écrivain de science-fiction Isaac Asimov., définissent un ensemble de règles pour guider le comportement des robots :

- Un robot ne peut pas blesser un être humain ni, en restant inactif, permettre qu'un être humain soit exposé au danger.
- Un robot doit obéir aux ordres qui lui sont donnés par les êtres humains, sauf lorsque ces ordres entrent en conflit avec la Première Loi.
- Un robot doit protéger sa propre existence tant qu'une telle protection n'entre pas en conflit avec la première ou la deuxième loi.

Isaac Asimov a proposé ces lois évoluées de la "robotique" pour nous protéger contre des générations intelligentes de robots. Bien que le moment où il sera vraiment nécessaire d'appliquer les règles d'Asimov ne soit pas imminent, il est toutefois bénéfique d'avoir un plan établi en prévision de cette éventualité.

#### **II.1.4. Composants du robot**

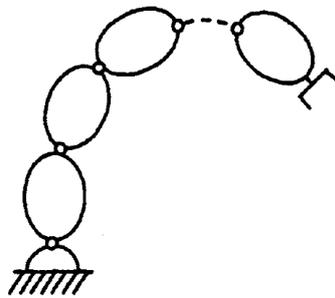
Le mécanisme d'un robot manipulateur est essentiellement divisé en deux sous-systèmes distincts : d'un côté, il comprend un ou plusieurs effecteurs terminaux, qui sont des dispositifs dédiés à manipuler des objets ou à effectuer des tâches spécifiques. De l'autre côté, il englobe une structure mécanique articulée, composée de maillons reliés par des articulations, permettant ainsi au robot de se déplacer et d'ajuster sa configuration. Ces deux sous-systèmes fonctionnent de concert pour offrir au robot la capacité d'accomplir une variété de tâches.[35] .Voici les principaux composants d'un robot manipulateur :

##### **1. Effecteur terminal**

On regroupe tout dispositif destiné à manipuler des objets (dispositifs de serrage, dispositifs magnétiques, 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, exemple : pistolet pour la soudure dans les robots industriels.

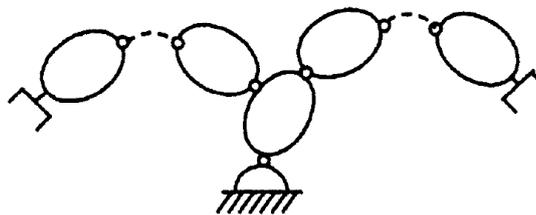
## 2. La structure mécanique articulée

La structure principale du robot, composée de maillons reliés par des articulations. Son rôle essentiel est de placer l'effecteur terminal (l'extrémité opérationnelle du robot) à un endroit spécifié, défini par une position et une orientation précise avec une vitesse et une accélération souhaitée. La structure mécanique est composée d'une chaîne cinématique de maillons rigides articulés. Une extrémité de la chaîne est fixe et s'appelle la base. L'effecteur terminal est fixé à l'extrémité libre de la chaîne. Cette chaîne peut être sérielle (simple chaîne ouverte) (Figure 1.1), arborescente (Figure 1.2) ou fermée (Figures 1,3 et 1.4). Les deux dernières structures sont appelées chaînes complexes car elles contiennent au moins un maillon avec plus de deux articulations.

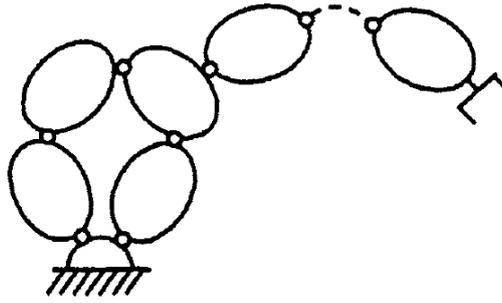


**Figure.II.1.** Chaîne simple ouverte (ou série)

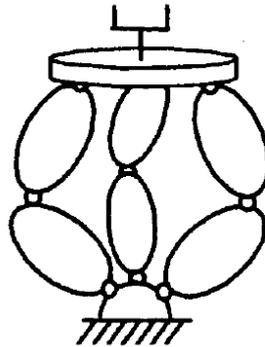
Les robots en série avec une simple chaîne ouverte sont les plus couramment utilisés dans divers contextes. Cependant, il existe également des robots industriels dotés de chaînes cinématiques fermées, présentant l'avantage d'une plus grande rigidité et précision.



**Figure II.2.** Chaîne structurée en arbre



**Figure II.3.** Chaîne fermée



**Figure II.4.** Robot parallèle

La figure II.3. Montre une architecture spécifique à chaînes fermées\* appelée robot parallèle. Dans ce cas, l'effecteur terminal est relié à la base par plusieurs chaînes parallèles. Le robot parallèle semble être plus efficace dans la manipulation de charges lourdes par rapport à son propre poids, le rendant potentiellement plus performant dans certaines applications, notamment celles impliquant des accélérations élevées et des tâches d'assemblage difficiles.

Une chaîne fermée, également appelée robot parallèle, est un type spécifique d'architecture robotique où l'effecteur terminal (l'extrémité opérationnelle ou l'outil) est relié à la base du robot par plusieurs chaînes cinématiques parallèles. Contrairement aux robots en série où chaque articulation dépend de l'articulation précédente dans une séquence linéaire, les robots parallèles utilisent plusieurs chaînes parallèles pour connecter l'effecteur à la base, offrant ainsi une structure plus complexe.

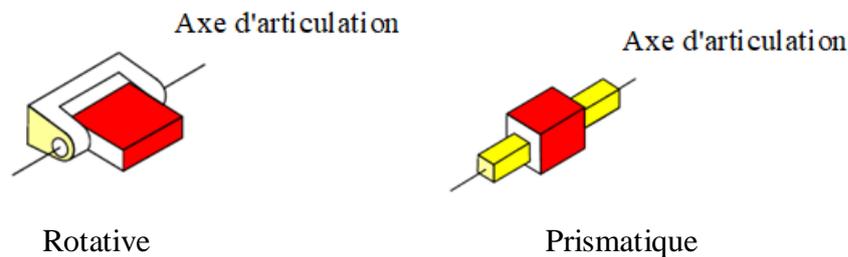
Cette configuration parallèle a des implications importantes en termes de rigidité, de précision et de capacité à manipuler des charges utiles. Les robots parallèles sont souvent choisis pour des applications nécessitant une grande stabilité, une précision élevée et une capacité à manipuler des charges importantes. Leur utilisation est fréquente dans des domaines tels que la fabrication, la recherche, la chirurgie assistée par robot et d'autres applications nécessitant une manipulation précise et robuste.

### 3. L'articulation

Une articulation lie deux corps successifs en limitant le nombre de degré de liberté, de l'un par rapport à l'autre.

Les articulations sont généralement révolutes (rotatives) ou prismatiques (translatives). La figure 1.3 représente la forme géométrique d'une articulation révolue et prismatique. Une articulation de révolution (R), s'apparente à une charnière et permet une rotation relative entre deux maillons. Une articulation prismatique (P), permet une translation de mouvement relatif entre deux maillons.

Axe d'articulation



**Figure II.5.** Illustration des articulations rotatives et prismatiques.

### 4. Les actionneurs

Les actionneurs sont responsables de fournir la puissance nécessaire pour influencer la structure mécanique du robot, surmontant la gravité, l'inertie et d'autres forces externes afin de modifier la position géométrique de la main du robot. Les actionneurs peuvent être de type électrique, hydraulique ou pneumatique, et doivent être sous contrôle pour permettre une manipulation précise et coordonnée du robot.

### 5. Les capteurs

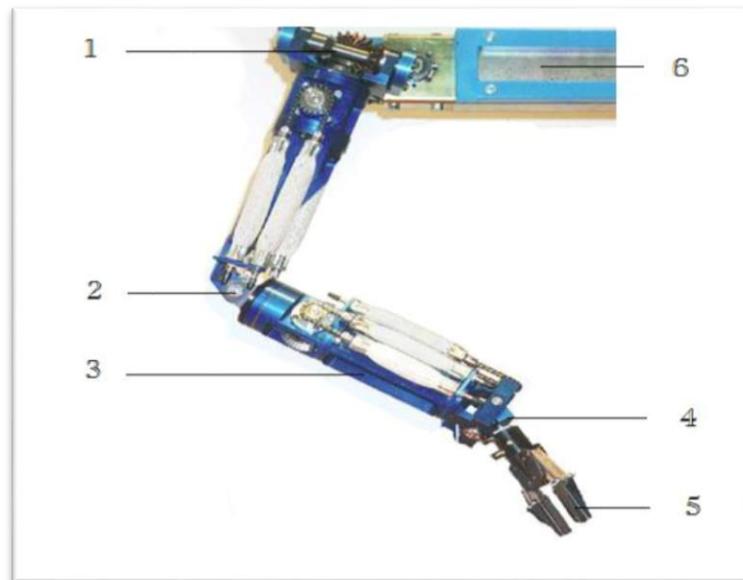
Éléments utilisés pour détecter et recueillir des informations sur les états internes et environnementaux sont les capteurs. Selon la portée de ce livre, la position, la vitesse, l'accélération et la force des articulations sont les informations les plus importantes à détecter. Les capteurs, intégrés dans le robot, envoient des informations sur chaque maillon et chaque articulation à l'unité de contrôle, et cette dernière détermine la configuration du robot.

## 6. Le contrôleur

Le contrôleur, ou l'unité de contrôle, a trois fonctions principales :

1. Rôle informatif : Collecter et traiter les informations fournies par les capteurs du robot.
2. Rôle décisionnel : Planifier le mouvement géométrique de la structure du robot.
3. Rôle de communication : Organiser les informations entre le robot et son environnement.

L'unité de contrôle englobe le processeur et le logiciel, permettant ainsi au robot de recevoir, interpréter et réagir de manière appropriée aux données provenant de ses capteurs, tout en planifiant et en exécutant ses mouvements en fonction des tâches assignées.



**Figure II.6.** Constituants d'un bras manipulateurs.

1. Actionneur = moteur.
- Axe = articulation.
3. Corps = segment.
4. Organe terminal.
5. Effecteur = outil.
6. Base.

### II.1.5. Applications des robots manipulateurs

Dans les entreprises manufacturières, des tâches pénibles, répétitives réalisées par des opérateurs humains peuvent être avantageusement confiées à des systèmes mécaniques articulés (les manipulateurs) dont la dextérité est sans égal celle de l'homme, suffisamment proches de celui-ci pour exécuter des mouvements complexes à l'image de ceux d'un bras humain. L'emploi de ces dispositifs s'avère d'ailleurs nécessaire pour des tâches d'intervention inaccessibles à l'homme en milieu hostile ou délicat, par exemple sous marin, nucléaire, médical ou spatial. Ils sont alors dotés d'un dispositif de locomotion et peuvent être autonomes ou contrôlés à distance par un opérateur humain.

### II.1.6. Les différentes catégories des robots

La diversité des robots s'exprime à travers différentes catégories, chacune conçue pour répondre à des besoins spécifiques. Les robots mobiles sont conçus pour se déplacer efficacement dans divers environnements, offrant une flexibilité d'utilisation. Les robots sous-marins explorent les profondeurs des océans, permettant la réalisation de tâches dans des zones difficiles d'accès pour les humains. Les robots volants, tels que les drones, offrent une perspective aérienne pour diverses applications, de la surveillance à la cartographie. Les robots humanoïdes imitent la forme humaine et sont souvent utilisés dans la recherche en intelligence artificielle et l'interaction sociale. Enfin, les robots manipulateurs, tels que les bras robotiques industriels, sont spécialisés dans la manipulation d'objets avec précision. Ces différentes catégories reflètent l'éventail des capacités robotiques et leur adaptation à des contextes variés, contribuant ainsi à transformer notre façon d'interagir avec le monde qui nous entoure.

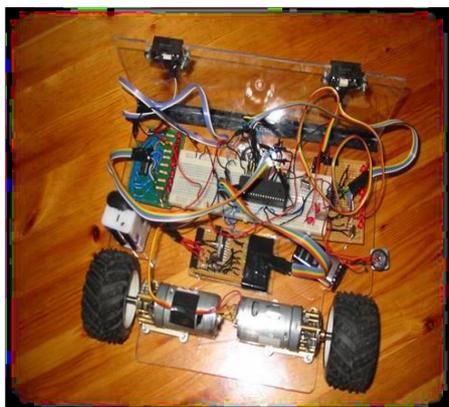
- ✓ Robots mobiles (figure).
- ✓ Robots sous marins (figure).
- ✓ Robots volants (figure).
- ✓ Robots humanoïdes (figure).
- ✓ Robots manipulateurs (figure).



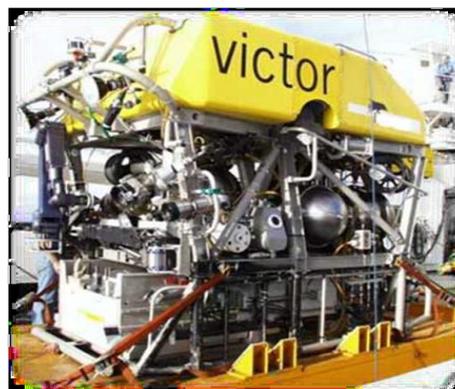
Robots volants (a)



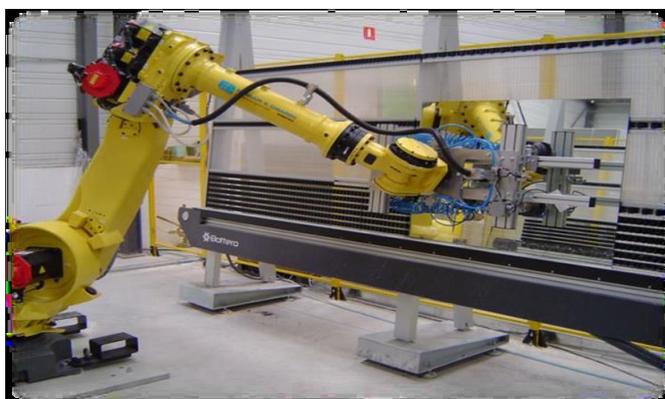
Robots humanoïdes (b).



Robots mobiles (c)



Robots sous-marins (d)



Robots manipulateurs (e)

**Figure II.7.** Différentes catégories des robots

## II.2. Modélisation des robots manipulateurs

### II .2.1. Introduction

Pour développer une stratégie de commande performante pour un robot (manipulateur), il est impératif de connaître la cinématique et la dynamique du robot considéré. Et comme les robots manipulateurs sont des systèmes mécaniques poly articulés [37], fortement non linéaires, d'une dynamique qui peut être mal définis, ils ont des paramètres variables et sont soumis à des perturbations externes. Pour pouvoir faire exécuter une action où une tâche au robot manipulateur, il est nécessaire de modéliser ce système multi variable pour positionner les différents axes. La modélisation de ces systèmes relève très souvent d'une approximation des phénomènes physiques mis en jeu [38], c'est à partir de cette représentation approximative que l'on souhaite construire une commande pour le système réel, cette commande doit être alors robuste dans le sens où elle devra assurer une faible sensibilité aux incertitudes des paramètres, à leurs variations et aux perturbations externes.

Les erreurs de modélisation, les incertitudes sur l'estimation des paramètres physiques ainsi que les différentes perturbations externes influent beaucoup sur la qualité du contrôle. Tous ces facteurs doivent être pris en compte lors de la modélisation et de l'élaboration de la loi de commande pour préserver la qualité et la précision des tâches auxquelles est destiné le robot.

En effet la majorité des tâches confiées aux robots sont délicates et exigent une très grande précision sous des trajectoires précisées et rapides. Dans ce cas le type de commande nécessaire est la commande par découplage non linéaire, cette méthode qui est considérée comme la solution théorique idéale pour la commande de ce type de robot.

Pour commander un robot où pour simuler son comportement on doit disposer de modèles. Plusieurs niveaux de modélisation sont possibles selon les objectifs, les contraintes de la tâche et les performances recherchées : modèles géométriques, cinématiques et dynamiques. L'obtention de ses 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. Les outils mathématiques que nous présentons dans ce travail utilisent une description des mécanismes fondée sur des notations originales qui permettent d'avoir la même approche quelle que soit la structure.

Ces modèles, qu'ils soient utilisés en simulation ou en commande, doivent représenter le comportement géométrique, cinématique ou dynamique du robot de façon réaliste. Il est donc nécessaire de mettre en œuvre des procédures efficaces d'identification de leurs paramètres

constitutifs. Pour qu'une commande puisse effectivement être implantée sur un contrôleur de robot, les modèles doivent être calculés en ligne et donc, le nombre d'opérations à effectuer doit être minimum. Les techniques proposées ont été développées dans ce souci et conduisent aux modèles les plus performants.

La conception et la commande des robots nécessitent le calcul de certains modèles mathématiques, tels que : les modèles de transformation entre l'espace opérationnel (dans lequel est définie la situation de l'organe terminal) et l'espace articulaire (dans lequel est définie la configuration du robot). On distingue :

- ✓ les modèles géométriques direct et inverse qui expriment la situation de l'organe terminal en fonction des variables articulaires du mécanisme et inversement.
- ✓ les modèles cinématiques direct et inverse qui expriment la vitesse de l'organe terminal en fonction des vitesses articulaires et inversement.
- ✓ les modèles dynamiques définissant les équations du mouvement du robot, qui permettent d'établir les relations entre les couples ou forces exercées par les actionneurs et les positions, vitesses et accélérations des articulations.

### II.2.2 La modélisation géométrique direct

La convention Denavit-Hartenberg (DH) standard facilite la modélisation et la description des robots manipulateurs, en particulier pour les tâches de cinématique directe et inverse. Elle est largement utilisée dans la communauté de la robotique et est un outil essentiel pour analyser et contrôler les robots industriels et d'autres types de robots. La convention Denavit-Hartenberg (DH) est un ensemble de règles utilisées pour décrire la géométrie et la cinématique des manipulateurs robotiques. Elle porte le nom des deux chercheurs Jacques Denavit et Richard Hartenberg, qui l'ont développée en 1955. Cette convention est devenue un pilier fondamental de la robotique, offrant un cadre standardisé pour modéliser les relations entre les segments et les joints des robots.

Les paramètres DH, tels que les angles de rotation, les déplacements et les longueurs de segments, sont utilisés pour créer des transformations homogènes, facilitant ainsi les calculs de cinématique directe et inverse, la planification de trajectoires et le contrôle des robots. Une variante de la convention DH, connue sous le nom de convention de Khalil-Kleininger, a été proposée en 1986. Elle simplifie le formalisme de la convention DH standard, permettant ainsi une description plus concise et une notation plus compacte des paramètres cinématiques des robots[39].

La convention DH standard définit un ensemble de règles pour attribuer des paramètres cinématiques à chaque articulation d'un robot. Ces paramètres incluent les valeurs pour la rotation autour de l'axe  $z$  ( $\theta$ ), le déplacement le long de l'axe  $z$  ( $d$ ), la longueur du lien ( $a$ ), et la rotation autour de l'axe  $x$  ( $\alpha$ ). Ces valeurs permettent de construire une matrice de transformation homogène, qui décrit les transformations géométriques entre deux segments successifs du robot [40]. Le tableau II.1. illustre ces paramètres pour chaque articulation d'un robot.

Le modèle géométrique directe (MGD) est un concept fondamental dans le domaine de la robotique, il sert à déterminer la position finale et l'orientation d'un effecteur terminal d'un robot en fonction des positions de ses articulations. En appliquant les paramètres DH, le MGD permet de calculer la transformation géométrique entre le repère attaché à la base du robot et le repère attaché à l'effecteur terminal.

En utilisant la matrice de transformation homogène, le MGD peut être exprimé de manière mathématique. La matrice de passage Denavit-Hartenberg est souvent employée pour décrire la géométrie du robot et établir la relation entre les différents repères. Chaque articulation du robot est caractérisée par des paramètres tels que l'angle de rotation, la longueur du maillon, le déplacement linéaire, et l'angle d'inclinaison. Ces paramètres sont utilisés pour construire la matrice de transformation qui représente la géométrie du robot à chaque articulation.

En résumé, le modèle géométrique directe offre une méthode systématique pour déterminer la position finale d'un robot en fonction de ses paramètres cinématiques. Cela s'avère essentiel pour la planification de mouvements, la commande de robots et diverses applications dans le domaine de la robotique industrielle. Pour appliquer cette méthode, il est essentiel de définir un système de coordonnées approprié pour chaque segment du robot.

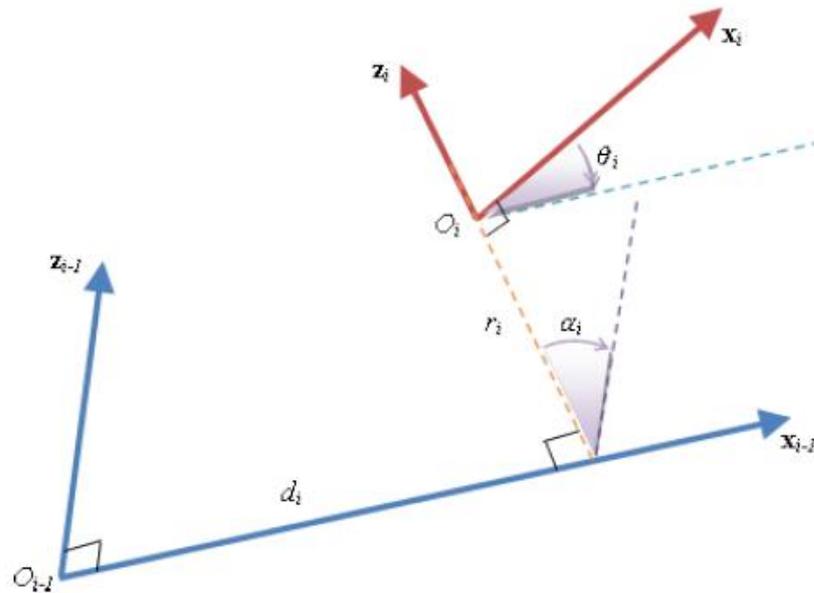
Les axes de coordonnées sont définis selon les règles suivantes :

- L'axe  $z_i$  est porté par l'axe de la liaison reliant le corps  $C_i$  au corps  $C_{i+1}$
- L'axe  $x_i$  est porté par la normale commune à  $Z_{i-1}$  et  $Z_i$
- L'axe  $y_i$  est choisi de manière à former un trièdre direct avec l'axe  $z_i$  et  $x_i$

Une fois les axes définis, la convention Denavit-Hartenberg permet de décrire la transformation entre deux corps successifs  $C_{i-1}$  et  $C_i$ , à l'aide des quatre paramètres fondamentaux  $a_i$ ,  $\alpha_i$ ,  $d_i$  et  $\theta_i$ .

- La distance  $a_i$  se mesure selon l'axe des  $x_i$  entre les axes  $z_{i-1}$  et  $z_i$  et représente la longueur du lien.
- La rotation  $\alpha_i$  est l'angle entre  $z_{i-1}$  et  $z_i$  autour de l'axe  $x_i$
- La distance  $d_i$  est mesurée le long de l'axe des  $z_{i-1}$ , et c'est la distance entre l'origine  $O_{i-1}$  et l'intersection  $x_i$  et  $z_{i-1}$ . Pour un joint rotoïde (ou pivot),  $d_i$  est une variable articulaire qui change lorsque le joint se déplace, tandis que pour un joint prismatique,  $d_i$  est constant.
- L'angle  $\theta_i$  est mesuré entre  $x_{i-1}$  et  $x_i$  autour de l'axe  $z_{i-1}$ , si c'est un joint prismatique, alors il aura une valeur constante. C'est la variable articulaire dans le cas pivot.

Ces paramètres, appelés "Standard Denavit-Hartenberg parameters" (stdDH), sont couramment utilisés pour décrire la cinématique directe des robots manipulateurs, offrant une description claire et standardisée des relations géométriques et cinématiques entre les différents maillons et joints du robot.



**Figure II.8.** Paramètres de Denavit-Hartenberg

Tableau II.1. Paramètres de Denavit-Hartenberg pour une chaîne cinématique de robot

Liens	$\theta_i$	$d_i$	$a_i$	$\alpha_i$
1	$\theta_1$	$d_1$	$a_1$	$\alpha_1$
2	$\theta_2$	$d_2$	$a_2$	$\alpha_2$
....	.....	.....	.....	..
i	$\theta_i$	$d_i$	$a_i$	$\alpha_i$

La matrice de passage : correspondant au passage du repère (i-1) au repère(i)

La matrice de passage  $H_i^{i-1}$  permet de décrire la transformation homogène entre deux repères successifs ( $i - 1$ ) et ( $i$ ) dans un robot manipulateur.

Cette matrice est construite à partir des quatre paramètres Denavit-Hartenberg ( $a_i$ ,  $\alpha_i$ ,  $d_i$  et  $\theta_i$ ), qui définissent les translations et les rotations nécessaires pour passer d'un repère à l'autre. Elle est exprimée sous la forme d'une multiplication de matrices représentant ces transformations élémentaires :

Une translation le long de l'axe  $Z_{i-1}$  de distance ,  $d_i$ , suivie d'une rotation autour de cet axe d'un angle  $\theta_i$  puis une translation le long de l'axe  $x_i$  de longueur  $a_i$  et enfin une rotation autour de l'axe  $x_i$  d'un angle  $\alpha_i$ .

Mathématiquement, la matrice de passage  $H_i^{i-1}$  est donnée par :

$$H_i^{i-1} = \text{Trans}(0,0,d_i) * \text{Rot}(z_{i-1},\theta_i) * \text{Trans}(a_i,0,0) * \text{Rot}(x_i,\alpha_i) \quad (1)$$

Les matrices individuelles de rotation et de translation sont définies comme suit :

➤ Rotation autour de  $z_{i-1}$  par  $\theta_i$  :

$$\text{Rot}(z_{i-1},\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & 0 \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

➤ Translation le long de  $z_{i-1}$  de  $d_i$ :

$$\text{Trans}(z_{i-1},d_i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

➤ Translation le long de  $x_i$  de  $a_i$  :

$$\text{Trans}(x_i,a_i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

➤ Rotation autour de  $x_i$  par  $\alpha_i$  :

$$\text{Rot}(x_i,\alpha_i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha_i & -\sin\alpha_i & 0 \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

➤ La matrice de transformation homogène finale  $H_i^{i-1}$  entre les repères successifs  $(i-1)$  et  $(i)$ :

$$H_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i\cos\alpha_i & \sin\theta_i\sin\alpha_i & a_i\cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i\cos\alpha_i & -\cos\theta_i\sin\alpha_i & a_i\sin\theta_i \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

La matrice de transformation homogène  $H_i^{i-1}$  est un outil fondamental en robotique et en géométrie pour représenter à la fois la position et l'orientation d'un objet dans un espace tridimensionnel. Elle combine les effets de rotation et de translation dans un seul cadre mathématique, permettant ainsi de manipuler facilement des coordonnées dans un espace à trois dimensions. La matrice  $H_i^{i-1}$  est exprimée en fonction de la matrice de rotation  $R$  et du vecteur de translation  $T$  comme suit :

$$H = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Dans cette équation,  $R$  est une matrice  $3 \times 3$  qui décrit les rotations autour des axes principaux  $x, y$  et  $z$ , tandis que  $T$  est un vecteur colonne  $3 \times 1$  représentant le déplacement de l'objet dans l'espace. La ligne inférieure  $[0 \ 0 \ 0 \ 1]$  est ajoutée pour permettre l'utilisation de coordonnées homogènes, ce qui simplifie les calculs mathématiques en combinant rotation et translation dans une même structure.

### II.2.3 Modélisation dynamique

Le modèle dynamique d'un robot manipulateur est la relation entre les couples (et/ou forces) exercés sur les actionneurs et les positions, vitesses et accélérations articulaires. Ce modèle est essentiel pour la planification de mouvement, la commande et la simulation de robots manipulateurs. Le modèle dynamique est généralement formulé sous forme d'équations différentielles ou d'équations matricielles qui décrivent comment les paramètres de l'articulation (tels que les positions, les vitesses et les accélérations) évoluent dans le temps en réponse aux forces et aux couples appliqués.

Ces équations dépendent des propriétés mécaniques du robot, telles que les longueurs des bras, les masses des liens, les moments d'inertie et les coefficients de frottement. Elles sont représentées par la relation suivante :

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + \mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) \quad (8)$$

Avec :

$\tau$ : Vecteur des couples ou des forces généralisés appliqués aux articulations.

$\theta$ : 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  $(n \times n)$ , dépendante des angles articulaires  $\theta$ . Elle décrit comment les masses et les moments d'inertie des liens affectent les mouvements.,

$C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta}$ : Matrice de Coriolis et forces centrifuges. Elle dépend des positions  $\theta$  et des vitesses articulaires  $\dot{\theta}$ .

$G(\theta)$  : Vecteur des forces gravitationnelles qui agit sur le robot en fonction de la position des articulations  $\theta$ .

$\mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t)$ : Représente les forces de frottement et d'autres perturbations extérieures qui peuvent affecter le système.

La relation (8) est appelée modèle dynamique inverse, car elle caractérise les efforts (couples ou forces) à fournir pour obtenir un mouvement spécifique, exprimé en termes de variables de sortie telles que les accélérations, les vitesses, et les positions. Le modèle dynamique inverse est utilisé pour calculer les forces ou couples nécessaires pour suivre une trajectoire ou une dynamique prédéfinie.

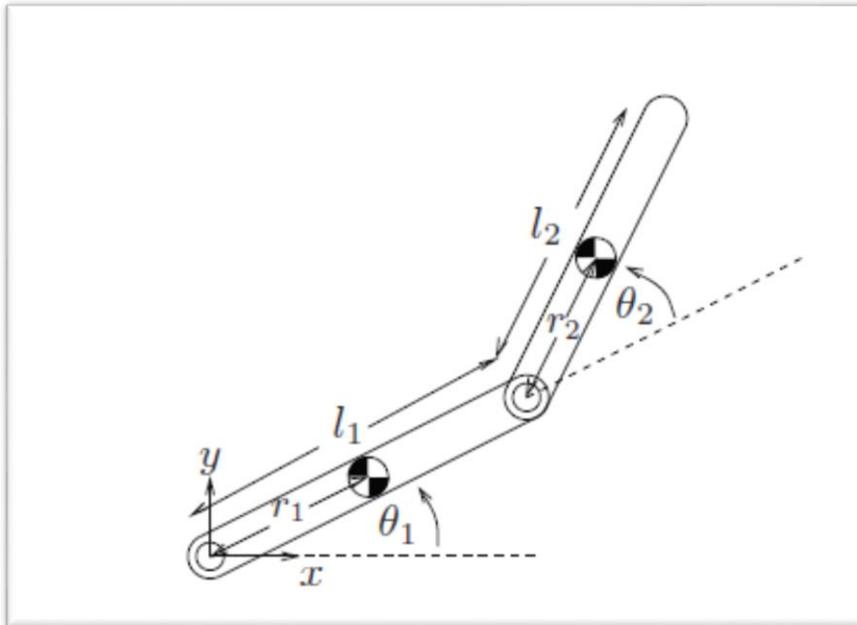
Le modèle dynamique direct, quant à lui, exprime les accélérations articulaires en fonction des couples, des vitesses des positions et des positions. En d'autres termes, il permet de déterminer les mouvements résultants d'un système en réponse à des forces ou couples spécifiques appliqués aux articulations.

Ainsi, ces deux modèles jouent un rôle crucial dans la compréhension et le contrôle des systèmes dynamiques, offrant des perspectives différentes selon les exigences spécifiques de la modélisation et de la manipulation des mouvements [35].

Plusieurs formalismes ont été employés pour déterminer le modèle dynamique des robots, parmi lesquels les plus fréquemment utilisés sont le formalisme de Lagrange-Euler et le formalisme de Newton-Euler. Le formalisme de Lagrange-Euler s'avère particulièrement adapté dans les situations où une approche basée sur l'énergie est privilégiée. Le formalisme de Newton-Euler trouve son application dans des contextes où l'accent est mis sur l'équilibre des forces et des moments entre les liens du robot. Ces deux approches ont démontré leur efficacité et sont largement utilisées dans la modélisation dynamique des robots, chacune présentant des avantages spécifiques selon le contexte d'application.

Nous présenterons la modélisation dynamique d'un bras manipulateur rigide équipé d'une chaîne ouverte simple possédant deux degrés de liberté. Dans le cadre de cette étude, le formalisme de Lagrange sera employé afin de déduire les équations du mouvement qui sont spécifiques à ce type de bras manipulateur. Nous avons pris en considération un robot manipulateur planaire à deux liaisons, tel qu'illustré dans la figure (II-3), caractérisé par des articulations de type rotoïde.

Les variables  $\theta_1, l_1, m_1$  représentent respectivement l'angle d'articulation, la longueur et la masse du premier lien ( $i=1$ ). De manière similaire, les variables  $\theta_2, l_2, m_2$  représentent l'angle d'articulation, la longueur et la masse du deuxième lien ( $i=2$ ), fournissant ainsi une base claire pour les analyses dynamiques et mécaniques nécessaires à la compréhension du comportement du manipulateur sous différentes conditions de mouvement.



**Figure.II.9.** Bras à deux degré de liberté (2ddl)

Pour un robot manipulateur série, les équations de mouvement dynamiques peuvent être obtenues en utilisant la méthode de Lagrange-Euler. Cette méthode repose sur le calcul du Lagrangien  $L$ , défini comme la différence entre l'énergie cinétique  $K$  et l'énergie potentielle  $P$ . Le formalisme de Lagrange joue un rôle central dans la modélisation des systèmes mécaniques complexes, tels que les bras manipulateurs robotiques. En utilisant ce principe, il est possible d'obtenir des équations du mouvement qui relient directement les forces appliquées aux articulations aux mouvements résultants du manipulateur. Cette approche est particulièrement utile pour des systèmes multi-articulés, car elle permet de travailler avec des coordonnées

généralisées (positions, vitesses, et accélérations des articulations), simplifiant ainsi la modélisation. Le formalisme de Lagrange est particulièrement adapté aux systèmes où l'expression des équations du mouvement en termes d'énergie et de travail est privilégiée, plutôt qu'une analyse directe des forces et moments individuels.

Les étapes générales pour obtenir les équations de mouvement sont les suivantes :

1. Calcul du Lagrangien : 
$$L = K - P \quad (9)$$

Où :

K est l'énergie cinétique totale du système.

P est l'énergie potentielle totale du système.

2. Application des équations de Lagrange :

Les équations de mouvement sont obtenues en appliquant les équations de Lagrange-Euler pour chaque degré de liberté  $\theta_1$  et  $\theta_2$  :

$$\tau_i = \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} \right) - \left( \frac{\partial L}{\partial \theta_i} \right) \quad (10)$$

où  $\theta_i$  qui représente un angle de joint dans le cas d'un robot manipulateur

$\dot{\theta}_i$  est la vitesse généralisée (dérivée de  $\theta_i$  par rapport au temps).

$\tau_i$  est le couple généralisé ou la force appliquée sur le joint i.

Tel que :

$$\theta = [\theta_1 \quad \theta_2]^T \quad \text{et} \quad \tau = [\tau_1 \quad \tau_2]^T$$

A partir de la figure (II.9), nous déterminons les coordonnées du bras manipulateur par rapport au repère x y, ce qui donne :

$$\begin{cases} x_1 = l_1 \cos(\theta_1) \\ y_1 = l_1 \sin(\theta_1) \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} x_2 = l_1 \cos(\theta_1) + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ y_2 = l_1 \sin(\theta_1) + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (12)$$

Ce qui donne :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = -l_1 \dot{\theta} \sin(\theta_1) \\ \dot{y}_1 = l_1 \dot{\theta} \cos(\theta_1) \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} \dot{x}_1^2 = l_1^2 \dot{\theta}^2 \sin^2(\theta_1) \\ \dot{y}_1^2 = l_1^2 \dot{\theta}^2 \cos^2(\theta_1) \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = -\dot{\theta}_1 l_1 \sin(\theta_1) - (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ \dot{y}_2 = \dot{\theta}_1 l_1 \cos(\theta_1) + (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2^2 = \dot{\theta}_1^2 l_1^2 \sin^2(\theta_1) + (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 l_2^2 \sin^2(\theta_1 + \theta_2) + 2\dot{\theta}_1 l_1 \sin(\theta_1) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ \dot{y}_2^2 = \dot{\theta}_1^2 l_1^2 \cos^2(\theta_1) + (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 l_2^2 \cos^2(\theta_1 + \theta_2) + 2\dot{\theta}_1 l_1 \cos(\theta_1) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (15)$$

### ➤ Énergie cinétique K

Pour chaque lien  $i$ , l'énergie cinétique est donnée par la somme de l'énergie cinétique linéaire (due à la translation du centre de masse) et de l'énergie cinétique angulaire (due à la rotation autour de l'axe de chaque articulation).

$$K_i = \frac{1}{2} m_i v_{ci}^2 + \frac{1}{2} I_i \omega_i^2 \quad (16)$$

$m_i$  : masse du lien  $i$ ,

$v_{ci}$  : vitesse linéaire du centre de masse du lien  $i$ ,

$I_i$  : moment d'inertie du lien  $i$  par rapport à son centre de masse,

$\omega_i$  : vitesse angulaire du lien  $i$  (égale à  $\dot{\theta}_i$ , la dérivée temporelle de l'angle  $\theta_i$ ).

### ➤ Énergie potentielle P

L'énergie potentielle est principalement due à la gravité et dépend de la hauteur des centres de masse des deux liens par rapport à une référence fixe, généralement le sol.

$$P_i = m_i g h_i \quad (17)$$

$g$  : est l'accélération gravitationnelle,

$h_i$  : est la hauteur du centre de masse du lien  $i$ .

### ➤ Détermination de l'énergie cinétique K et de l'énergie potentielle P du lien 1

$$\begin{cases} K_1 = \frac{1}{2} m_1 l_1^2 \dot{\theta}_1^2 \\ P_1 = m_1 g l_1 \sin \theta_1 \end{cases} \quad (18)$$

➤ Détermination de l'énergie cinétique K et de l'énergie potentielle P du lien 2

$$\begin{cases} x_2 = l_1 \cos(\theta_1) + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ y_2 = l_1 \sin(\theta_1) + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ \dot{x}_2 = -\dot{\theta}_1 l_1 \sin(\theta_1) - (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ \dot{y}_2 = \dot{\theta}_1 l_1 \cos(\theta_1) + (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (19)$$

Avec :

$$v_2^2 = \dot{x}_2^2 + \dot{y}_2^2$$

$$v_2^2 = \dot{\theta}_1^2 l_1^2 + (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 l_2^2 + 2l_1 l_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) \cos \theta_2 \quad (20)$$

$$\begin{cases} K_2 = \frac{1}{2} m_2 v_2^2 \\ K_2 = \frac{1}{2} m_2 l_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} m_2 l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + m_2 l_1 l_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) \cos \theta_2 \\ P_2 = m_2 g y_2 = m_2 g [l_1 \sin \theta_1 + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2)] \end{cases} \quad (21)$$

➤ □ Détermination du Lagrangien  $L = K - P$

$$L = K - P = K_1 + K_2 - (P_1 + P_2) \quad (22)$$

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} (m_1 + m_2) l_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} m_2 l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + m_2 l_1 l_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) \cos \theta_2 \\ & - (m_1 + m_2) g l_1 \sin \theta_1 - m_2 g l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \theta_1} = (m_1 + m_2) l_1^2 \dot{\theta}_1 + m_2 l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) + m_2 l_1 l_2 (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \cos \theta_2 \\ \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_1} = (m_1 + m_2) l_1^2 \ddot{\theta}_1 + m_2 l_2^2 (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) \\ \quad + m_2 l_1 l_2 (2\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) \cos \theta_2 - m_2 l_1 l_2 (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2^2) \sin \theta_2 \\ \frac{\partial L}{\partial \theta_1} = -(m_1 + m_2) g l_1 \cos \theta_1 - m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} = m_2 l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_1) + m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_1 \cos \theta_2 \\ \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} = m_2 l_2^2 (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2) + m_2 l_1 l_2 \ddot{\theta}_1 \cos \theta_2 - m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \sin \theta_2 \\ \frac{\partial L}{\partial \theta_2} = -m_2 l_1 l_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) \sin \theta_2 - m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{cases} \quad (25)$$

Ce qui donne :

$$\begin{aligned} \tau_1 = & [(m_1 + m_2)l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_1 + [m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_2 \\ & - m_2 l_1 l_2 (2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2) \sin \theta_2 + (m_1 + m_2) g l_1 \cos \theta_1 \\ & + m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\tau_2 = [m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_1 + m_2 l_2^2 \ddot{\theta}_2 + m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 + m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (27)$$

Le modèle dynamique inverse correspondant au robot manipulateur à 2ddl:

$$\begin{aligned} \tau_1 = & [(m_1 + m_2)l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_1 \\ & + [m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_2 - m_2 l_1 l_2 (2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2) \sin \theta_2 \\ & + (m_1 + m_2) g l_1 \cos \theta_1 + m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \quad (28)$$

$$\tau_2 = [m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2] \ddot{\theta}_1 + m_2 l_2^2 \ddot{\theta}_2 + m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 + m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} = & \underbrace{\begin{bmatrix} (m_1 + m_2)l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 & m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 \\ m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 & m_2 l_2^2 \end{bmatrix}}_{M(\theta)} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} \\ & + \underbrace{\begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 (2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2) \sin \theta_2 \\ m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 \end{bmatrix}}_{c(\dot{\theta}, \dot{\theta})} \\ & + \underbrace{\begin{bmatrix} (m_1 + m_2) g l_1 \cos \theta_1 + m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ m_2 g l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix}}_{G(\theta)} \end{aligned} \quad (30)$$

Après avoir obtenu le modèle dynamique du bras manipulateur à deux degrés de liberté, celui-ci peut être utilisé pour diverses applications, telles que le contrôle de trajectoire et le diagnostic des défauts. Dans le cadre de cette étude, une régulation PID sera utilisée pour assurer un contrôle précis de la trajectoire dans le chapitre suivant. Le modèle dynamique permet de déterminer les couples nécessaires pour suivre une trajectoire prédéfinie, tout en prenant en compte les effets de l'inertie, de la gravité et des forces de Coriolis qui agissent sur les différents liens du manipulateur.

Par ailleurs, ce travail repose sur une simulation qui permet de tester et de valider le modèle dynamique avant toute application réelle. Cette simulation offre la possibilité d'évaluer la performance du manipulateur dans des conditions variées et de vérifier la robustesse du modèle sans risquer d'endommager un matériel physique. Le modèle dynamique est également utilisé pour le diagnostic des défauts, en comparant le comportement simulé du manipulateur aux résultats attendus issus du modèle théorique. Cette comparaison permet de détecter des anomalies ou des écarts entre le comportement simulé et celui prévu, révélant ainsi des dysfonctionnements potentiels.

### **II.3. Conclusion**

En conclusion du chapitre 2, nous avons exploré en détail les généralités sur les robots industriels, remontant à leur apparition et définissant clairement les robots manipulateurs. Nous avons examiné les composants fondamentaux qui constituent un robot et exploré diverses applications dans lesquelles les robots manipulateurs sont largement utilisés. En outre, nous avons abordé les différentes catégories de robots, mettant en lumière leur diversité fonctionnelle. La modélisation des robots manipulateurs, notamment la modélisation dynamique, a été présentée en détail, en mettant l'accent sur le formalisme de Lagrange. Ce chapitre a ainsi posé les bases nécessaires pour une compréhension approfondie des robots manipulateurs, de leur conception à leur fonctionnement dynamique.

---

## **CHAPITRE 3**

### **Méthodes de traitement des signaux dédiées au diagnostic des défauts d'un système robotisé**

---

### III.1 Introduction

Le traitement du signal est une discipline technique fondamentale qui s'intéresse à la manipulation des signaux porteurs d'informations. Les signaux se présentent sous de nombreuses formes, qu'il s'agisse de signaux audio, vidéo, électriques, ou encore biologiques, et ils sont omniprésents dans notre monde moderne. L'objectif principal du traitement du signal est de comprendre, élaborer, détecter et interpréter ces signaux de manière à en extraire des informations utiles.

Elle repose sur une description mathématique des signaux, utilisant des concepts issus de l'algèbre linéaire, de l'analyse fonctionnelle, de l'électricité, et de l'étude des processus aléatoires. Cette approche mathématique permet de modéliser, d'analyser et de manipuler les signaux de manière précise et rigoureuse.

Le traitement du signal trouve des applications dans une multitude de domaines. Il est essentiel dans les télécommunications pour améliorer la qualité des appels et la transmission des données. En médecine, il permet de visualiser des images médicales plus claires et d'aider au diagnostic. Dans la vision par ordinateur, il est utilisé pour la reconnaissance d'objets et de visages. En électronique, il intervient dans la conception de systèmes de communication et de circuits. Dans l'industrie, il permet la détection précoce de défauts dans les machines et les équipements, réduisant ainsi les coûts de maintenance. Dans le domaine de la sécurité, il est utilisé pour surveiller les caméras de surveillance et détecter les intrusions. En résumé, le traitement du signal est un outil puissant qui améliore la qualité des signaux, réduit le bruit, compresse les données et contribue à une meilleure compréhension et exploitation de l'information dans une variété de domaines.

## III.2 Transformée de Fourier

La transformation de Fourier, qui a vu le jour en 1807 grâce aux travaux de Joseph Fourier, est un concept fondamental en mathématiques et en traitement du signal. Elle permet de décomposer un signal périodique ou non périodique en une série de composantes sinusoïdales de différentes fréquences, amplitudes et phases.

En utilisant la transformation de Fourier, un signal complexe peut être décomposé en ses composantes de base, appelées harmoniques. Chaque harmonique est une sinusoïde avec une fréquence spécifique, et la combinaison de toutes ces harmoniques reproduit le signal original.

Cette approche est cruciale dans de nombreuses applications, notamment en télécommunications, en traitement audio et en analyse de signaux, car elle permet d'analyser le contenu fréquentiel d'un signal et de comprendre sa composition en termes de fréquences.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

La transformée de Fourier Discrète, généralement notée TFD, est une suite finie de N termes  $x(0), x(1), x(2), \dots, x(N-1)$  et elle est calculée par la relation :

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi nk}{N}} \quad \text{pour } k = 0, \dots, N-1 \quad (2)$$

Où le terme N représente le nombre de points de calcul de la TFD. Ce terme joue sur la précision du tracé alors que le terme X est lié à la résolution en fréquence [41].

### III.2.1 La Transformée de Fourier Rapide (FFT)

La Transformée de Fourier Rapide (FFT) est en effet une technique mathématique puissante et largement utilisée pour calculer efficacement la Transformée de Fourier discrète (DFT) d'un signal. Elle a été développée en 1965 par James W. Cooley et John W. Tukey et a révolutionné le domaine de l'analyse spectrale en réduisant considérablement le temps de calcul par rapport à l'approche directe de la DFT.

La FFT permet de passer d'une complexité de calcul de l'ordre de  $N^2$  (où  $N$  est la longueur du signal) à une complexité de  $N \cdot \log(N)$ . Cela rend le traitement des signaux plus rapide et plus efficace, ce qui a des applications dans de nombreux domaines, notamment la communication, le traitement du signal, l'imagerie médicale, la science des données, etc.

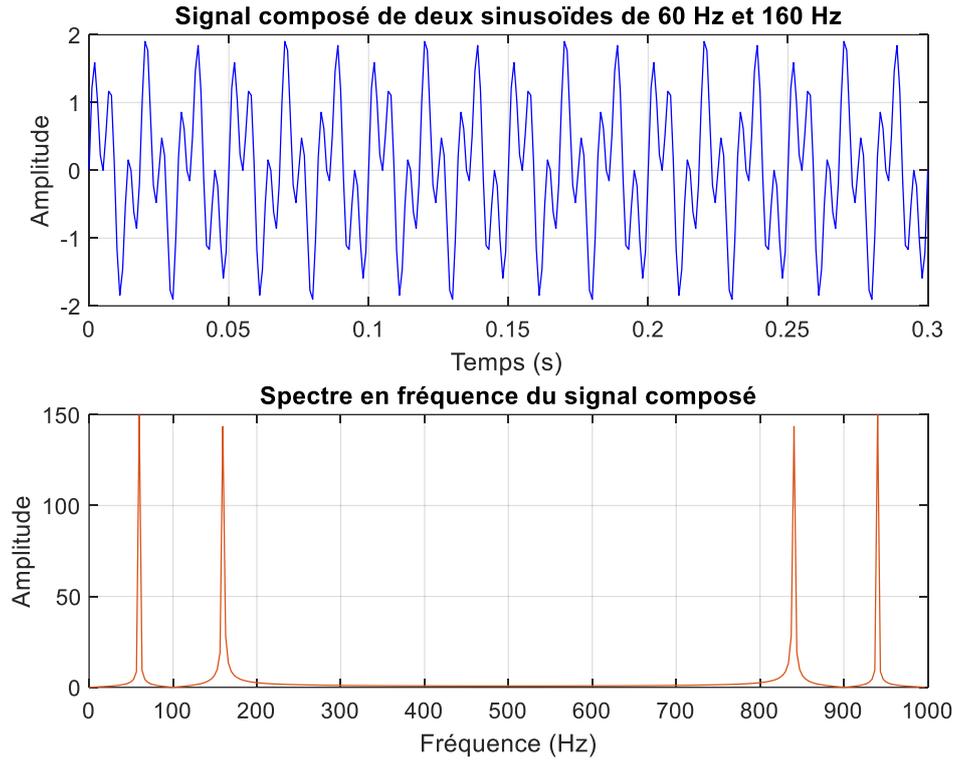
La FFT présente certaines limitations, notamment en ce qui concerne les signaux non stationnaires. La FFT suppose que le signal analysé est stationnaire, c'est-à-dire que ses propriétés statistiques ne changent pas avec le temps. Les signaux non stationnaires, tels que les signaux transitoires ou les signaux dont les caractéristiques varient rapidement dans le temps, peuvent poser des problèmes lorsqu'ils sont analysés à l'aide de la FFT.

L'une des limitations les plus courantes est la perte de localisation temporelle. La FFT donne une information fréquentielle précise, mais elle ne donne pas d'informations sur la variation temporelle des fréquences. Cela signifie que la FFT ne peut pas rendre compte des changements rapides dans le signal au fil du temps.

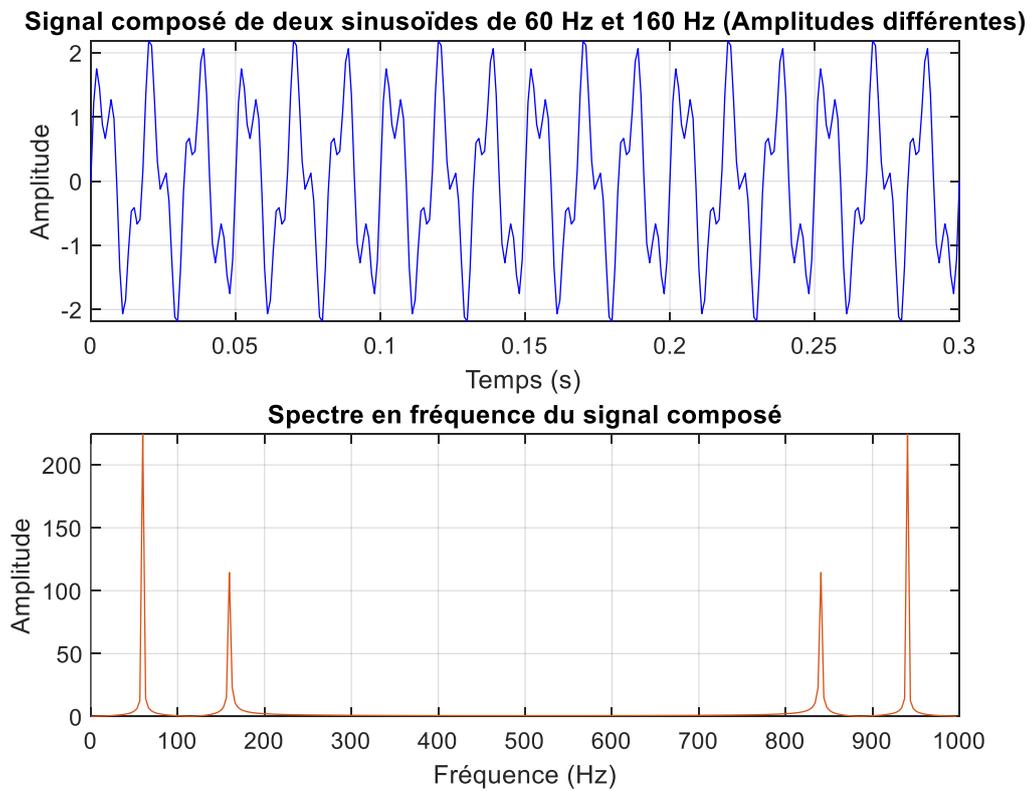
L'exemple présenté Ci-après (figure III.1-a) montre un signal stationnaire composé de la somme de deux sinusoïdes de fréquences 60 Hz et 160 Hz, analysé en utilisant la transformation de Fourier (FFT). Le spectre de Fourier montre deux pics marqués. Les amplitudes des deux pics sont identiques, car les sinusoïdes ont été générées avec la même amplitude.

Pour la figure ( III.1-b ), le signal est une superposition des deux sinusoïdes de fréquences (60 et 160 Hertz) mais avec des amplitudes différentes. Le spectre de Fourier montre également deux pics. Cependant, cette fois-ci, les amplitudes de ces pics sont différentes, reflétant la différence d'amplitude des sinusoïdes dans le domaine temporel.

L'analyse de Fourier (FFT) permet d'identifier précisément les fréquences des deux sinusoïdes (60 Hz et 160 Hz) dans les deux cas, mais elle ne permet pas de saisir directement les variations temporelles. Ce type d'analyse est efficace pour les signaux stationnaires comme celui-ci, où les fréquences ne changent pas avec le temps. La différence entre les deux situations est uniquement observable dans l'amplitude des pics spectraux, qui reflètent les différences d'amplitude dans le signal original.



(a) : mêmes amplitudes.

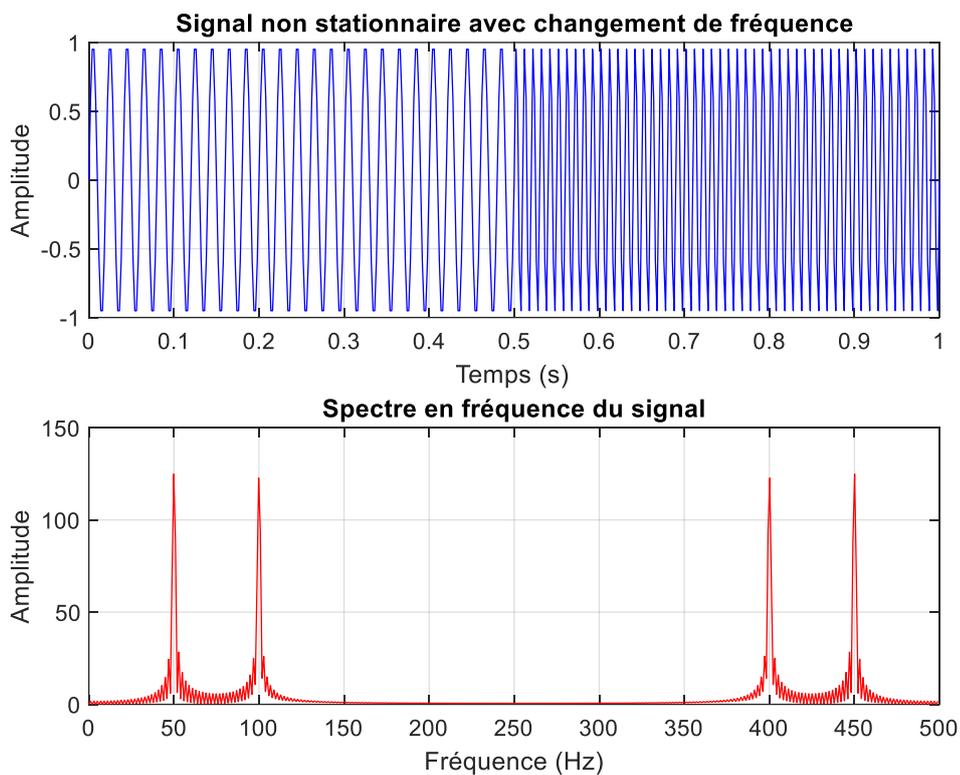


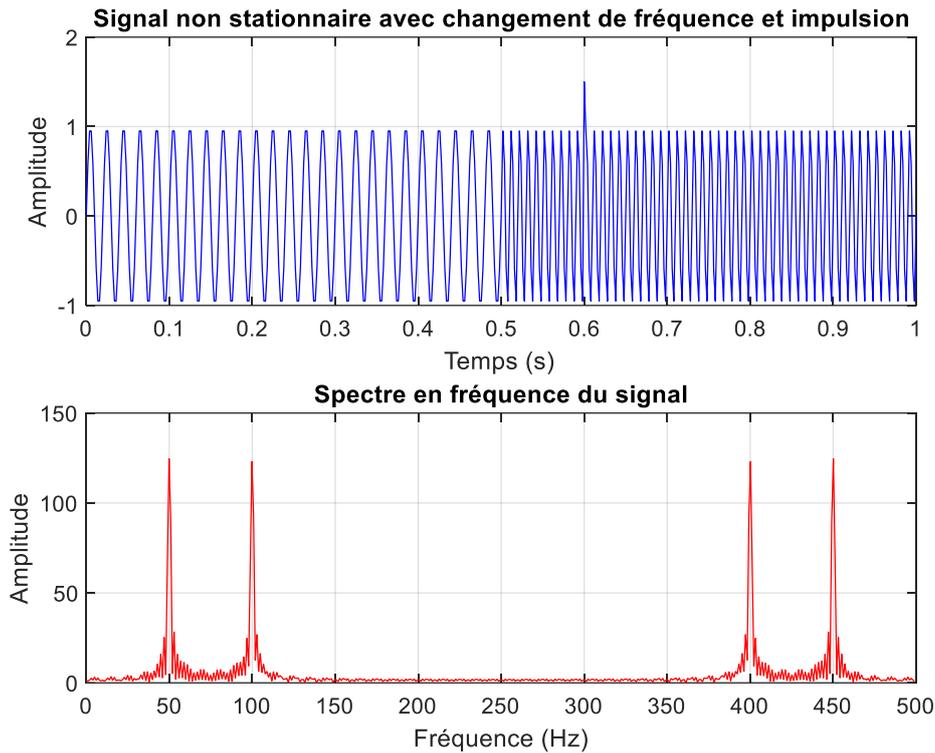
(b) : Amplitudes différentes

**Figure III.1.** Représentation temporelle et fréquentielle somme de deux sinusoïdes.

Dans ce deuxième exemple, un signal non stationnaire change de fréquence au fil du temps, passant d'une sinusoïde de 50 Hz à une autre de 100 Hz tout en maintenant la même amplitude. L'analyse fréquentielle permet d'identifier les fréquences du signal 50 Hz et 100 Hz, mais elle est incapable de fournir des informations temporelles sur le moment où le changement de fréquence se produit.

Dans la figure III.3, l'ajout d'une impulsion au signal n'affecte pas l'analyse FFT, car cette méthode est incapable de capturer la localisation temporelle des événements ponctuels. Cela souligne les limites de la FFT pour l'analyse des signaux non stationnaires et explique pourquoi des méthodes comme la STFT (Short-Time Fourier Transform) sont souvent utilisées pour étudier ces types de signaux.





**Figure III.3.** Succession de deux sinusoïdes avec impulsions

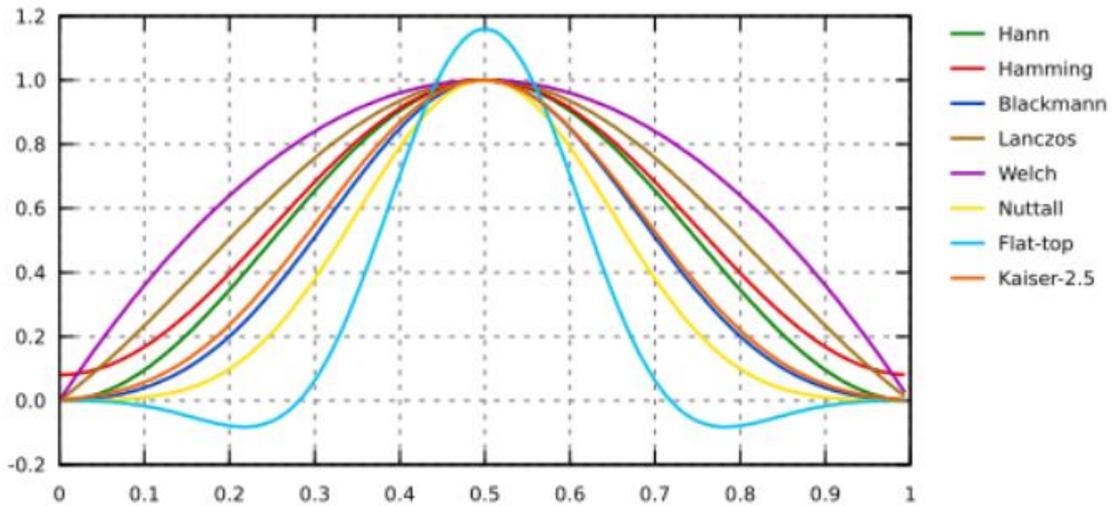
### III.2.2 Analyse des signaux dans le domaine temps fréquence (STFT)

L'analyse des signaux non stationnaires, est une tâche essentielle en traitement du signal. Une méthode couramment utilisée pour cette analyse est la Transformée de Fourier à Court Terme (STFT – pour Short Time Fourier Transform). Cette méthode repose sur l'idée initiale du physicien Denis Gabor en 1946 et consiste à découper le signal temporel en petits morceaux pour ensuite calculer la transformée de Fourier de chaque morceau individuellement. Multiplication du signal  $x(t)$  par une fenêtre glissante  $h(t - b)$  (réelle) et calcul de la transformée de Fourier de ce produit. La Transformée de Fourier à Court Terme (STFT) est définie comme suit :

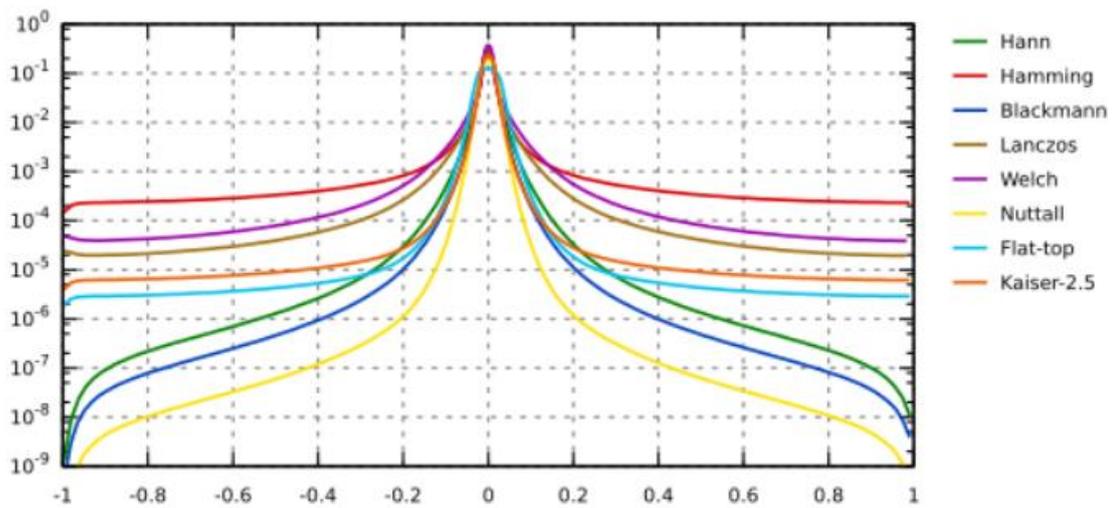
$$F(f, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t - b)e^{-j2\pi ft} dt \quad (3)$$

Par conséquent, La Transformée de Fourier à Court Terme (STFT) divise un signal en deux dimensions, temps et fréquence  $(f, b)$ , en effectuant une décomposition temporelle et fréquentielle. L'amplitude au carré de la STFT, représentée comme  $|F(f, b)|^2$ , est appelé le spectrogram [51]. Cependant, Le défi principal associé à la STFT réside dans le processus de

fenêtrage, où le signal ne peut pas être représenté de manière totalement fidèle, ce qui le limite de manière similaire à la transformation de Fourier.



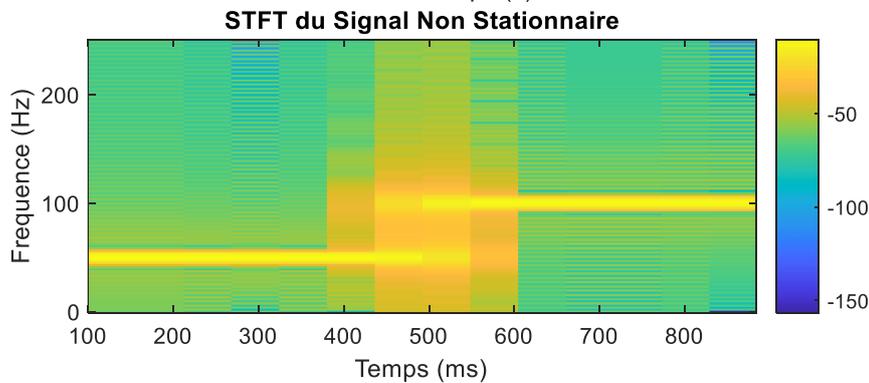
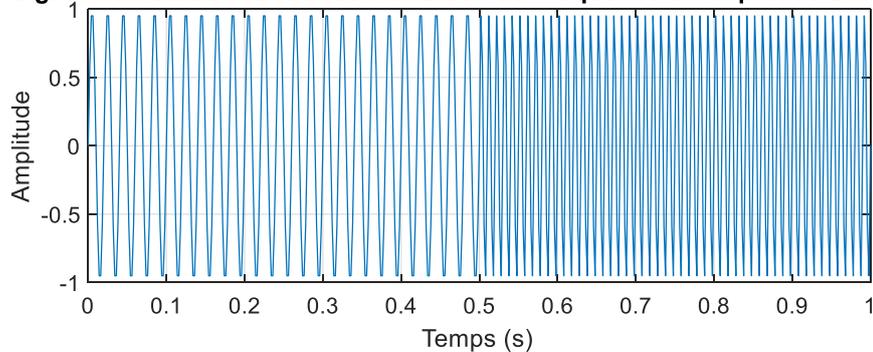
**Figure.III.4.** Fonctions de fenêtrage : Hann, Hamming, Blackmann, Lanczos, Welch, Nuttall, plateau, Kaiser 2,5.



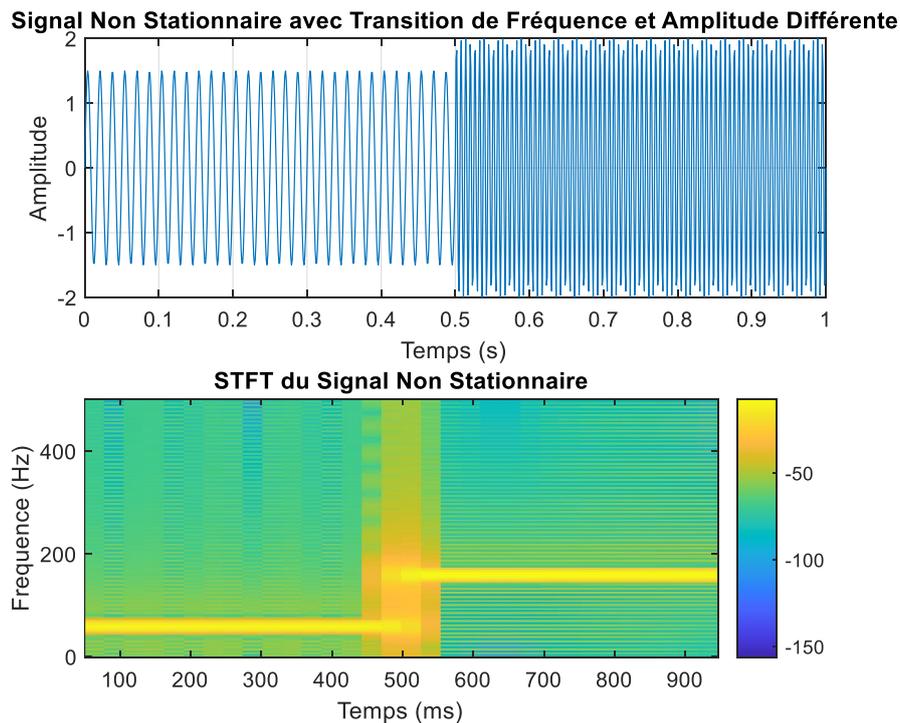
**Figure.III.5.** Enveloppes des réponses fréquentielles de fonctions de fenêtrage : Hann, Hamming, Blackmann, Lanczos, Welch, Nuttall, plateau, Kaiser 2,5.

Dans l'exemple suivant, deux signaux sinusoïdaux sont présentés successivement pour illustrer comment l'analyse temps-fréquence peut capturer à la fois les informations de fréquence et de temps dans un signal non stationnaire. La figure ( III.6-a) montre l'évolution d'un signal sinusoïdal, qui commence à une fréquence de 60 Hz puis passe à 160 Hz à partir d'environ 0,5 seconde. Pour la figure (III.6-b), le signal débute par une sinusoïde de 50 Hz, suivie par la superposition d'une autre sinusoïde de 150 Hz à environ 0,5 seconde. Dans les deux cas, la représentation temps-fréquence permet de visualiser à quel moment les changements se produisent et quelles sont les fréquences impliquées.

**Signal Non Stationnaire avec Transition de Fréquence et Amplitude Différente**



(a) : Succession sinusoïde.



(b) : Somme de deux sinusoides.

**Figure.III.6.** Représentation temporelle de la succession de deux sinusoides et leur STFT

### III.2.3 Importance du choix de la taille de la fenêtre

La STFT divise le signal en petites portions temporelles appelées fenêtres, et applique la transformation de Fourier sur chaque portion. Le choix de la taille de la fenêtre est crucial :

1. Petite fenêtre : Bonne résolution temporelle mais mauvaise résolution fréquentielle. Cela permet de détecter les changements rapides dans le signal mais rend difficile la distinction des différentes fréquences.
2. Grande fenêtre : Bonne résolution fréquentielle mais mauvaise résolution temporelle. Cela permet de distinguer clairement les fréquences mais ne capture pas bien les variations temporelles.

### III.3 Les ondelettes (wavelets)

Dans les années 1980, afin de surmonter les limitations de la transformée de Fourier et de la transformée de Gabor (STFT), des physico-mathématiciens ont collaboré pour introduire la transformée en ondelettes. Cette technique de transformation offre la possibilité de décomposer le signal simultanément dans les domaines temporel et fréquentiel, en utilisant une fenêtre dont la dimension varie en fonction de la fréquence[42, 43]. On définit une ondelette comme une fonction  $\psi \in L^2(\mathfrak{R})$  qui présente des oscillations sur un intervalle de longueur finie, avec une intégrale nulle sur cet intervalle. En outre, la fonction décroît rapidement vers zéro en dehors de cette plage. L'ondelette est normalisée, signifiant que sa norme est égale à 1, et elle satisfait la condition d'admissibilité.

$$\int_{\mathfrak{R}^+} \frac{|\hat{\psi}^*(t)|^2}{|t|} dt = \int_{\mathfrak{R}^-} \frac{|\hat{\psi}^*(t)|^2}{|t|} dt < +\infty \quad (4)$$

Dans cette formulation,  $\hat{\psi}$  représente la transformée de Fourier de la fonction  $\psi$ .

En utilisant la fonction  $\psi$  comme point de départ, on construit une famille d'ondelettes par translation et dilatation.

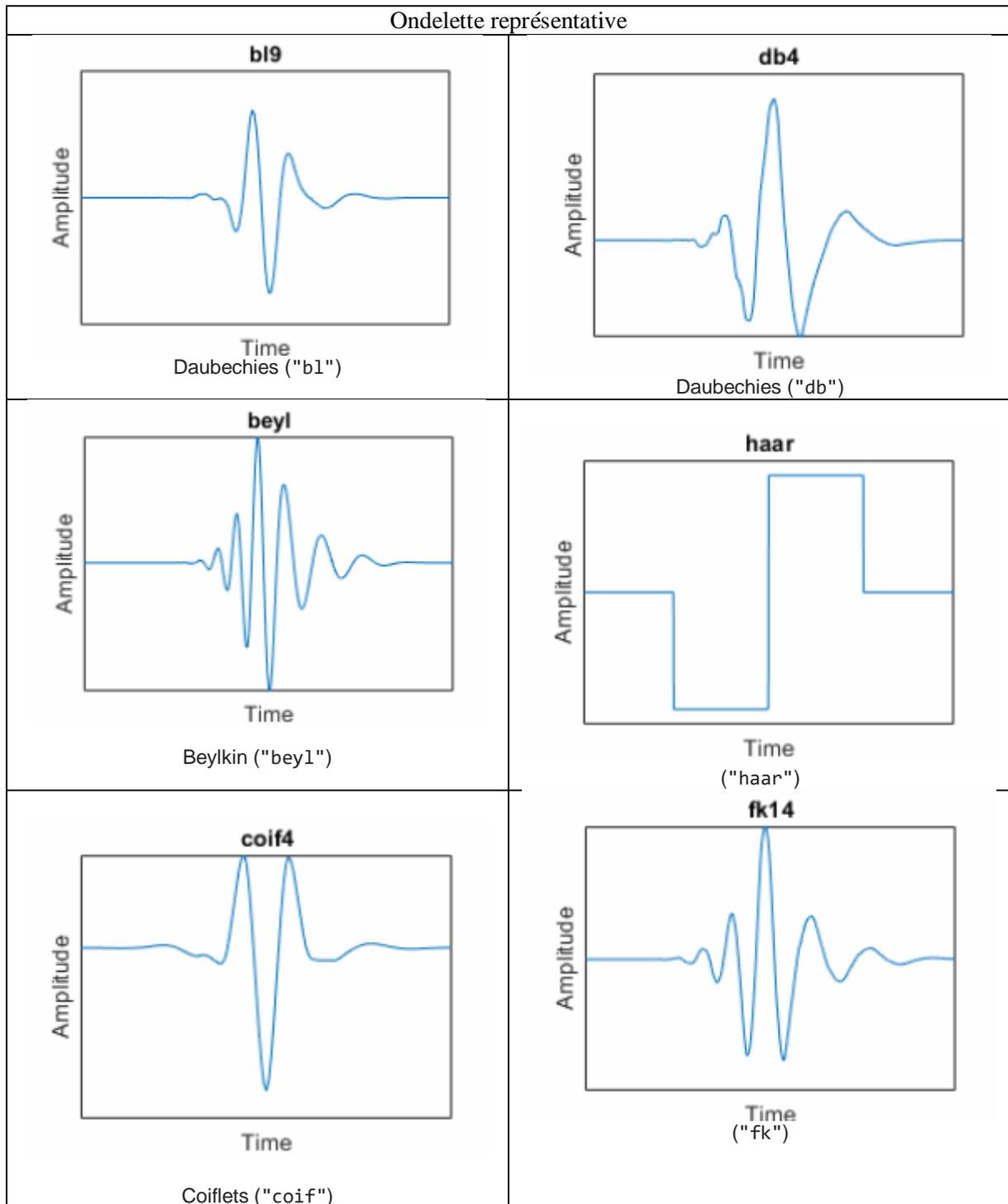
$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in \mathfrak{R}^+, b \in \mathfrak{R}^+ \quad (5)$$

En utilisant les paramètres  $a$  pour l'échelle (dilatation) et  $b$  pour la position (translation), le couple  $(a, b)$  définit les atomes (ou noyaux) de base de la famille d'ondelettes.

Les tableaux (III.1) présentent les familles d'ondelettes, tandis que la figure (III.6) illustre quelques exemples d'ondelettes obtenues à partir de Matlab. Matlab demeure une source très intéressante pour explorer les différentes formes d'ondelettes disponibles.

Tableau III.1. Familles d'ondelettes et leurs symboles en MATLAB

Ondelette	Symbole
Haar	haar
Daubechies	db
Symlets	sym
Coiflets	coif
BiorSplines	bior
ReverseBior	rbio
Meyer	meyr
DMeyer	dmey
Gaussian	gaus
Mexican_hat	mexh
Morlet	morl
Complex Gaussian	cgau
Shannon	shan
Frequency B-Spline	fbsp
Complex Morlet	Cmor



**Figure (III.7) :** Variété de formes des ondelettes générées

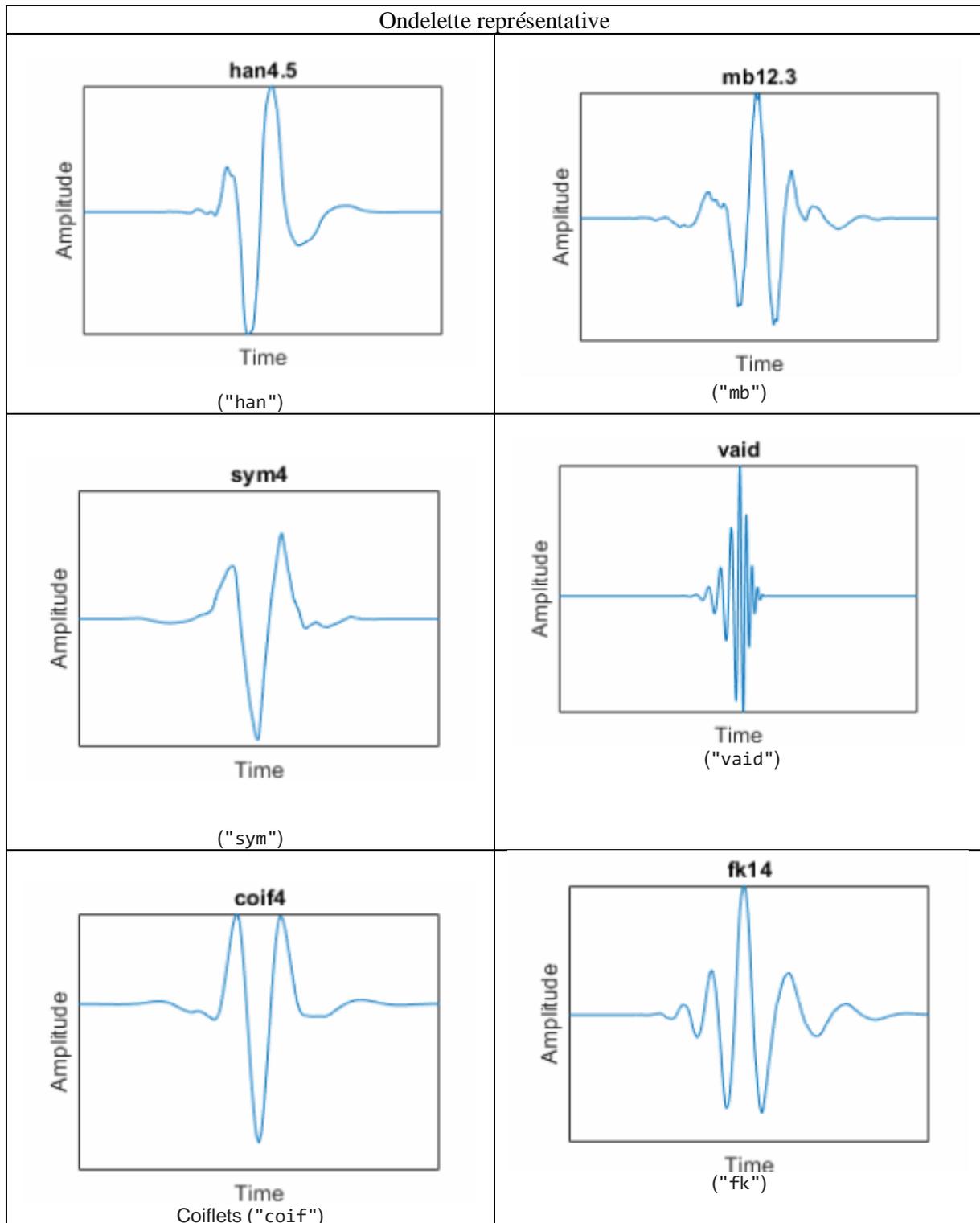


Figure (III.7) : Variété de formes des ondelettes générées

Les ondelettes constituent une famille d'outils puissante en traitement du signal et de l'image, offrant une approche flexible pour représenter et analyser différents types de signaux. Plusieurs types d'ondelettes sont utilisés en fonction des exigences spécifiques de l'application. Parmi eux, la famille des ondelettes Daubechies, souvent appelée db, est largement utilisée pour sa compacité et sa capacité à fournir une représentation précise des signaux. Les ondelettes Haar, caractérisées par leur simplicité, sont souvent employées à des fins pédagogiques. Les ondelettes Symlet sont une extension symétrique des ondelettes de Daubechies, fournissant une meilleure adaptation aux signaux asymétriques. Les ondelettes Morlet et Gabor sont fréquemment utilisées pour l'analyse de signaux non stationnaires dans le domaine temps-fréquence. Les ondelettes biorthogonales sont privilégiées lorsque des propriétés de reconstruction exacte sont cruciales. Enfin, les ondelettes Coiflet, adaptées à la compression d'image, complètent la variété d'outils disponibles dans cette famille, offrant ainsi une gamme diversifiée d'approches pour répondre aux besoins spécifiques de diverses applications[44].

Selon la gestion des distorsions en bordure, la DWT peut éventuellement ne pas maintenir l'énergie lors de la phase d'analyse. Pour des détails supplémentaires. En revanche, la transformée en ondelettes discrète à recouvrement maximal (modwt) et la transformée en paquets d'ondelettes discrète à recouvrement maximal (modwpt) préservent l'énergie. Il est important de noter que la décomposition en paquets d'ondelettes (dwpt) ne garantit pas la conservation de l'énergie.

### III.3.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes présente des similitudes avec la transformée de Fourier, bien qu'elle utilise une fonction de mérite totalement distincte. La divergence principale réside dans le fait que la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, des fonctions localisées dans l'espace de Fourier. En revanche, la transformée en ondelettes utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier. Cela permet une analyse plus précise des structures temporelles et fréquentielles du signal[45, 46].

La transformée en ondelettes constitue en réalité un ensemble infini de diverses transformations, dépendant de la fonction de mérite utilisée dans son calcul. Il existe également plusieurs méthodes pour classifier les types de transformées en ondelettes.

On peut opter pour l'utilisation d'ondelettes orthogonales dans le contexte du développement en ondelettes discret, tandis que les ondelettes non-orthogonales sont privilégiées dans le développement en ondelettes continu. Une brève description de ces deux approches sera présentée ci-après.

#### **a) Transformée en ondelettes continue**

La transformée en ondelettes continue est une approche analytique qui utilise des ondelettes non orthogonales pour décomposer un signal ou une fonction. À la différence de la transformée discrète en ondelettes, qui analyse des signaux échantillonnés, la transformée continue en ondelettes est utilisée pour analyser des signaux continus dans le temps.

Cette technique offre l'avantage de fournir une analyse approfondie des variations locales d'un signal en tirant parti de la flexibilité des ondelettes, qui peuvent être adaptées à différentes échelles et positions. Elle est largement employée dans le domaine du traitement des signaux, l'analyse d'images, ainsi que dans d'autres disciplines nécessitant une représentation multi-échelle des données. La transformée en ondelettes continue est souvent mise en œuvre via des algorithmes numériques pour extraire des informations essentielles à partir de signaux continus complexes[47].

#### **b) Transformée en ondelettes discrète**

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est un outil mathématique employé pour le traitement et l'analyse des signaux. Elle permet de décomposer un signal en une série d'ondelettes, de petites ondes ajustées en fonction de l'échelle et déplacées dans le temps. La DWT est particulièrement avantageuse, car elle capture simultanément des informations dans les domaines temporel et fréquentiel, ce qui la rend très utile pour diverses applications, notamment la compression d'images, le traitement audio et l'analyse de données. Son fonctionnement repose sur la division d'un signal en segments de taille réduite, ou "sous-bandes", correspondant à différentes échelles ou résolutions. Chaque sous-bande renferme des données sur une gamme de fréquences distincte, avec les fréquences les plus élevées regroupées dans les sous-bandes les plus petites et les fréquences les plus basses dans les sous-bandes les plus étendues.[4, 48].

La transformation par ondelettes discrètes (DWT) trouve son utilité dans un large éventail d'applications, notamment le débruitage, l'extraction de caractéristiques, la compression et l'analyse de données. L'un des atouts majeurs de la DWT réside dans sa capacité à analyser des signaux non stationnaires, qui évoluent au cours du temps ou possèdent des composantes de fréquence variables.

La Figure 8 présente un schéma illustrant le processus de DWT effectuant une décomposition en plusieurs niveaux du signal. Après le calcul des coefficients d'approximation et de détail à différents niveaux de décomposition, il est possible de reconstruire les signaux d'approximation et de détail à chaque niveau, facilitant ainsi l'extraction des caractéristiques. En utilisant la transformée en ondelettes discrètes, il est possible de réaliser une analyse multi-résolution des signaux de couple dans des états sains et défectueux. Cette analyse, décrite dans [5], implique la décomposition du signal de couple analysé  $S_i(k)$  en composants à plusieurs niveaux. À un niveau initial, le signal est décomposé en un composant d'approximation ( $a_1$ ) et un composant de détail ( $d_1$ ). Mathématiquement, ces coefficients peuvent être exprimés comme suit :

$$\begin{cases} a_1 = \sum_k^n L(k - 2n) * S_i(k) \\ d_1 = \sum_k^n H(k - 2n) * S_i(k) \end{cases} \quad (6)$$

$S_i(k)$  : C'est le signal d'entrée analysé.

$a_1$  : Composant d'approximation, obtenu après l'application d'un filtre passe-bas au signal original, représentant les tendances générales du signal.

$d_1$  : Composant de détail, obtenu après avoir appliqué un filtre passe-haut au signal original, associé aux variations rapides ou aux détails fins du signal.

$L(k - 2n)$  : Filtre passe-bas associé à l'analyse par ondelettes. Ce filtre permet de conserver les basses fréquences du signal, ce qui est utilisé pour calculer les coefficients d'approximation  $a_1$ .

$H(k - 2n)$  : Filtre passe-haut associé à l'analyse par ondelettes. Ce filtre permet de conserver les hautes fréquences du signal, utilisé pour calculer les coefficients de détail  $d_1$ .

$n$  : est l'indice d'échelle, déterminant le niveau de détail ou d'approximation auquel le signal est analysé.

$k$  : est l'indice de position temporelle, permettant de localiser les variations du signal au fil du temps.

Le niveau de décomposition suivant est construit à partir du coefficient ( $a_1$ ). Dans ce processus, ( $a_1$ ) est décomposé en un autre composant d'approximation ( $a_2$ ) et un autre composant de détail ( $d_2$ ), et cette décomposition itérative se poursuit comme illustré dans la Figure 1. Les coefficients au niveau 2 peuvent être mathématiquement représentés comme suit :

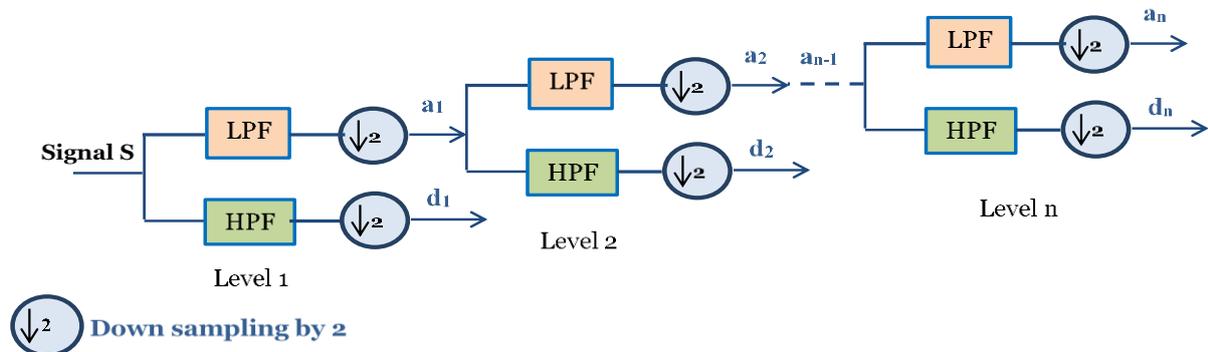
$$\begin{cases} a_2 = \sum_k^n L(k - 2n) * a_1(k) \\ d_2 = \sum_k^n H(k - 2n) * a_1(k) \end{cases} \quad (7)$$

Suite au processus de décomposition, le signal original  $S$  peut être reconstruit de la manière suivante :

$$\begin{aligned} S(t) &= a_1 + d_1 = (a_2 + d_2) + d_1 \\ &= (a_3 + d_3) + d_2 + d_1 \end{aligned} \quad (8)$$

De manière plus générale,

$$S(t) = a_n + d_n + d_{(n-1)} + \dots + d_2 + d_1 \quad (9)$$



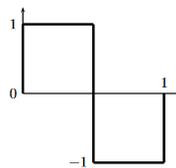
**Figure III. 8.** Décomposition du signal en plusieurs niveaux ( $n$ ) à l'aide de la transformée en ondelettes discrètes (DWT)

Il existe de nombreux types d'ondelettes, tels que Haar, Daubechies, Symlet, etc. La sélection appropriée du type d'ondelette mère et du nombre de niveaux de décomposition est cruciale avant d'appliquer la transformée en ondelettes discrètes[49]. L'ondelette de Haar présente certaines propriétés importantes qui la rendent utile dans le traitement du signal et la compression d'image. Dans ce travail, l'ondelette de Haar est choisie comme ondelette mère pour la transformée en ondelettes discrètes en raison de ses excellentes propriétés de localisation temporelle et de sa mise en œuvre matérielle directe. Une propriété importante de la transformée de Haar est qu'elle préserve l'énergie des signaux. Cela signifie que l'énergie totale d'un signal reste inchangée après avoir subi la transformée de Haar [50].

L'ondelette de Haar est une fonction mathématique nommée d'après le mathématicien hongrois Alfréd Haar, qui l'a introduite pour la première fois en 1909. L'ondelette de Haar est une fonction simple, définie par morceaux, avec un support compact, ce qui signifie qu'elle est nulle en dehors d'un intervalle fini. Elle se compose d'une onde carrée qui démarre à zéro et monte jusqu'à un, suivie d'une onde carrée négative qui démarre à un et descend jusqu'à zéro. En analyse d'ondelettes, deux fonctions principales sont utilisées : la fonction d'échelle  $\emptyset$ , également appelée ondelette mère, et l'ondelette  $\psi(t)$  également appelée ondelette mère. La fonction ondelette mère de Haar peut être décrite comme suit [51] :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2}, \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1, \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (10)$$

Dont le graphique est présenté dans la Figure III.9.



**Figure III.9.** L'ondelette de Haar

Le manque de continuité et de différentiabilité de l'ondelette de Haar peut être avantageux pour l'analyse de signaux présentant des transitions abruptes. En effet, l'ondelette de Haar est capable de capturer et de représenter efficacement ces changements soudains, ce qui la rend particulièrement adaptée à la détection de défauts ou de variations rapides dans les systèmes mécaniques. [52].

L'ondelette peut détecter la présence d'un défaut lorsqu'une défaillance de couple se produit. Le diagnostic est effectué en observant et en comparant les niveaux de décomposition qui fournissent des informations sur le défaut. En évaluant la valeur propre associée à chaque niveau, il est possible de construire un outil de diagnostic très efficace capable de quantifier la gravité des défauts. La valeur propre d'énergie  $E_j$ , correspondant à chaque bande de fréquence est exprimée comme suit [5]:

$$E_j = \sum_{k=1}^{k=n} |H_{j,k}(n)|^2 \quad (11)$$

La valeur propre  $E_j$  est calculée en fonction du niveau de décomposition  $j$ , de l'indice de temps  $n$  de l'indice  $k$  utilisé pour parcourir les coefficients d'ondelettes dans une bande de fréquence spécifique à un niveau de décomposition donné et de l'amplitude du coefficient d'ondelette  $H_{j,k}(n)$  du signal à chaque point discret dans la bande de fréquence correspondante.

Les valeurs d'énergie à différents niveaux de décomposition du signal contiennent des informations précieuses pour diagnostiquer et mesurer le degré de défauts de couple. Lors de l'analyse par ondelettes, chaque niveau de décomposition correspond à une bande de fréquence différente du signal d'origine. En examinant ces valeurs propres d'énergie, on peut déterminer la contribution de chaque bande de fréquence au signal global. Une valeur propre anormalement élevée à un niveau particulier ou une transition abrupte peuvent indiquer la présence d'un défaut, ce qui rend cet outil particulièrement efficace pour détecter et évaluer les défauts dans les systèmes mécaniques.

### III.4. Défaillances du bras robotique

Dans les systèmes robotiques, l'occurrence et l'ampleur des défauts sont soumises à des variations dépendant du temps et sont influencées par plusieurs paramètres [12]

La dynamique des défauts peut être généralement représentée comme suit :

$$F(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) = \beta(t - T)f_m(\theta, \dot{\theta}, \tau) \quad (12)$$

$$\beta(t - T) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < T \\ 1 & \text{if } t \geq T \end{cases} \quad (13)$$

Où :  $f_m(\theta, \dot{\theta}, \tau) \in R^n$  est un vecteur qui représente le défaut dans le manipulateur robotique,  $\beta(t - T)$  représente l'apparition ou la non-apparition du défaut et  $T$  est le temps d'occurrence du défaut. Le défaut  $f_m$  est donné par :

$$f_m(\theta, \dot{\theta}, \tau) = f_{m_\theta}(\theta, \dot{\theta}) + f_{m_\tau}(\tau) \quad (14)$$

Où :  $f_{m_\tau}(\tau)$  et  $f_{m_\theta}(\theta, \dot{\theta})$  représentent respectivement les défauts dépendant du couple et dépendant de l'état. La dynamique du manipulateur avec défaut est définie par :

$$\underbrace{M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + \mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t)}_{\text{Le modèle dynamique de robot}} + \underbrace{\beta_m(t - T)[f_{m_\theta}(\theta, \dot{\theta}) + f_{m_\tau}(\tau)]}_{\text{La dynamique de fautes}} = \underbrace{\tau}_{\text{Couples/Forces d'entrée}} \quad (15)$$

### III.5. Modèles de défauts

Les actionneurs des manipulateurs robotiques, principalement composés de moteurs électriques, sont sujets à divers types de défaillances, qui peuvent être classées en trois grandes catégories : les défaillances électriques, les défaillances rotationnelles, et celles liées aux vibrations. En plus de ces défauts, les articulations des manipulateurs sont affectées par le frottement, un phénomène fréquent ayant un impact significatif sur les performances des systèmes robotiques. Le tableau ci-dessus illustre différents modèles de défauts associés aux composants mécaniques et électriques de ces actionneurs, notamment les frottements secs (Coulomb), les frottements visqueux, et les défauts dépendant de la position ou de la vitesse. Ces modèles jouent un rôle essentiel dans la compréhension et l'anticipation des comportements indésirables des systèmes robotiques, facilitant le diagnostic des anomalies et l'amélioration des stratégies de contrôle. Les recherches, comme celles de [53-55] ont proposé des stratégies adaptatives pour mieux comprendre et compenser les effets du frottement dans les manipulateurs robotiques, particulièrement dans des conditions de basse vitesse ou lorsque le frottement varie en fonction de la position et de la vitesse, améliorant ainsi la précision et la fiabilité des robots manipulateurs.

Tableau III.1 : Illustrations de modèles de défauts au niveau des composants et des aspects électriques.

Défaut	Modèle
Frottements secs (coulomb)	$f(\dot{\theta}) = \alpha \text{sign}(\dot{\theta})$
Frottement visqueux	$f(\dot{\theta}) = \alpha(\dot{\theta})$
Défauts dépendant de la position	$f(\theta) = k_f \sin(w_0 + \varphi)$
Défauts dépendant de la vitesse	$f(\theta) = [\alpha_0 + \alpha_1 e^{-\beta \dot{\theta} }] \text{sign}(\dot{\theta})$
Défauts électriques	$f(\tau) = \alpha\tau \quad 0 \leq \tau \leq 1$

Le modèle mathématique des défauts électriques dans les moteurs est donné par l'équation suivante [48] :

$$f(\tau) = \alpha\tau \quad -1 < \alpha \leq H < \infty \tag{16}$$

Où H est la valeur maximale que le paramètre  $\alpha$  peut prendre, et.  $\alpha \in \mathbb{R}$

### III.6. La commande PID du robot 2ddl

La commande PID du robot manipulateur planaire à deux degrés de liberté (2DDL) formule le défi de commander un robot manipulateur comme la détermination de l'évolution des forces généralisées (forces ou couples) nécessaires pour assurer l'exécution de la tâche tout en répondant à des critères de performance définis. [56]. Diverses techniques sont appliquées pour commander les bras manipulateurs, le choix du schéma de commande étant influencé par la conception mécanique spécifique du bras manipulateur en tant que structure mécanique complexe. Ses inerties par rapport aux axes des articulations fluctuent non seulement en fonction de la charge, mais également en fonction de la configuration, des vitesses et des accélérations.

Pour le système robotique (1), dont l'objectif de contrôle est de suivre une trajectoire prédéterminée, le régulateur PID est choisi comme la solution la plus efficace, offrant une combinaison de simplicité opérationnelle et de facilité de mise en œuvre. Le mécanisme du robot est modélisé comme un système linéaire découplé, chaque articulation étant contrôlée par un régulateur de type PID (figure III.3). Le schéma de détection des défauts développé dans cet article est indépendant du type de contrôle appliqué au système robotique. Dans des conditions de fonctionnement sans défaut, la formule utilisée pour trouver le signal de contrôle  $\tau$  est donnée par :

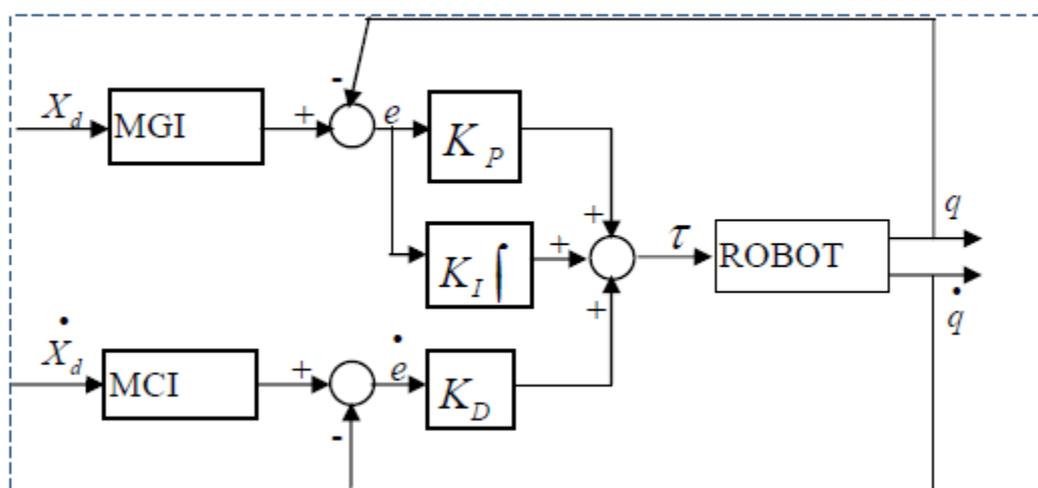


Figure.III.10. Système de régulation PID

Donc l'équation du couple s'écrit :

$$\tau = K_p(\theta_d - \theta) + K_D(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) + K_I \int (\theta_d - \theta) dt \quad (17)$$

Où  $K_p, K_D$  et  $K_I$  sont des matrices constantes, diagonales et positives de dimension  $n \times n$ ,  $n$  représente le degré de liberté (nombre d'articulations).

$\theta_d, \dot{\theta}_d$  Représentent respectivement les vecteurs de position et vitesse articulaires désirée.

$\theta, \dot{\theta}$  Représentent respectivement les vecteurs de position et vitesse articulaires actuelles (ou mesurées).

Vecteur de l'erreur de position :  $(\theta_d - \theta)$

Vecteur de l'erreur de vitesse :  $(\dot{\theta}_d - \dot{\theta})$

### III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons entrepris une exploration progressive des outils de traitement du signal, débutant par la transformée de Fourier pour aboutir aux ondelettes. L'analyse des signaux a été démontrée de manière didactique à travers des exemples, mettant en évidence les contributions spécifiques de chaque outil de traitement du signal. Bien que l'analyse du spectre par la FFT ait ses avantages, elle montre des limites dans la reconnaissance des signaux non stationnaires. La STFT a partiellement résolu ce problème en introduisant une perspective temps-fréquence, mais elle est entravée par la difficulté inhérente à la fenêtre glissante, due au principe d'incertitude de Heisenberg. Les ondelettes, cependant, ont émergé comme une solution prédominante, surmontant les obstacles rencontrés par leurs prédécesseurs. Leur utilisation s'étend à divers domaines tels que le traitement d'image, la sismographie, la biomédecine, et elles se révèlent particulièrement efficaces dans la détection de défauts dans les machines électriques.

Le passage à l'examen des défaillances du bras robotique a permis d'aborder les modèles de défauts. Nous avons exploré les différentes catégories de défauts, mettant en évidence l'importance de distinguer entre les défauts dépendant de l'état (défauts composants) et ceux dépendant du couple d'entrée (défauts actionneurs). La discussion s'est ensuite orientée vers la commande PID du robot à deux degrés de liberté, soulignant son efficacité dans le suivi de trajectoires prédéterminées grâce à la modélisation du mécanisme du robot comme un système linéaire découplé. Ce choix de régulateur offre une combinaison de simplicité opérationnelle et de facilité de mise en œuvre, et le schéma de détection des défauts élaboré est indépendant du type de contrôle appliqué au système robotique.

En conclusion, ce chapitre a jeté les bases nécessaires pour une compréhension approfondie des outils de traitement du signal, de la détection des défauts, et des stratégies de commande dans le contexte des robots manipulateurs, ouvrant ainsi la voie à une analyse plus approfondie dans le chapitre suivant.

---

## **CHAPITRE 4**

### **Résultats de simulation et évaluation de la méthode proposée**

---

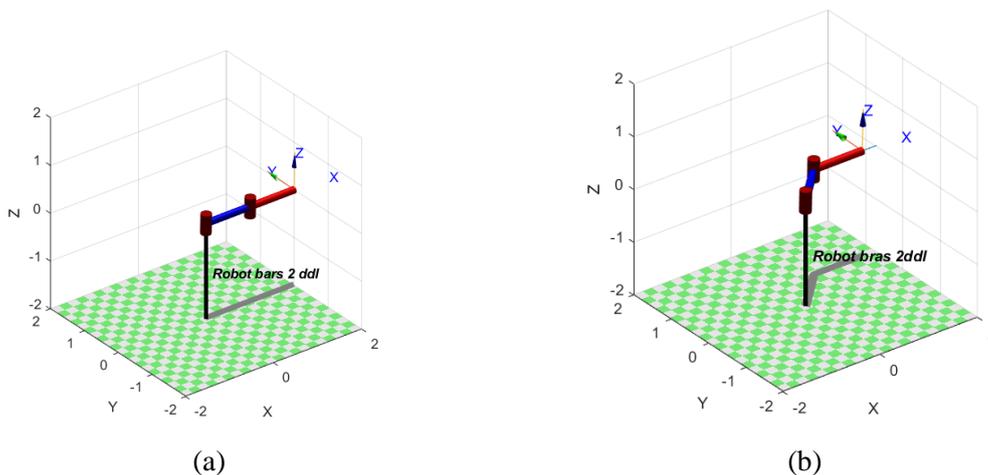
## IV.1 Introduction

Cette section présente les résultats de simulation obtenus à partir de la technique proposée pour le contrôle et la détection des défauts. Dans cette section, nous évaluons l'efficacité de la méthode de détection des défauts basée sur la transformation en ondelettes discrètes (DWT) et l'analyse des signaux de couple. Les simulations sont réalisées à l'aide de Matlab/Simulink sur un robot manipulateur à deux degrés de liberté.

Nous analysons les performances du système en termes de détection précise des défauts d'actionneurs et de maintien de la performance du système. Les signaux de couple sont analysés à l'aide de la transformation en ondelettes discrètes pour extraire les caractéristiques les plus pertinentes liées aux défauts.

Les résultats de simulation obtenus sont présentés et discutés en détail. Nous évaluons la capacité de la méthode proposée à détecter avec précision les défauts d'actionneurs, tels que les réductions partielles de couple.

## IV.2 Cinématique du bras de robot à deux degrés de liberté selon la convention Denavit-Hartenbe



**Figure.1.** Bras de robot à deux degrés de liberté dans deux positions différentes, (a) la position  $(0, 0)$  ; (b) la position  $(\pi/6, -\pi/6)$ . Les articulations de rotation sont indiquées par des cylindres et les axes d'articulation sont représentés par des segments de ligne.

Tableau IV.1. Paramètres de Denavit-Hartenberg pour un bras robotique à 2 axes

```

Bras robot ddl :: 2 axis, RR, stdDH
+---+-----+-----+-----+-----+-----+
| j |      theta |      d |      a |      alpha |      offset |
+---+-----+-----+-----+-----+-----+
| 1 |      q1 |      0 |      1 |      0 |      0 |
| 2 |      q2 |      0 |      1 |      0 |      0 |
+---+-----+-----+-----+-----+-----+

```

Dans notre travail, la sélection des valeurs numériques pour les gains PID ( $K_P$ ,  $K_I$  et  $K_D$ ) est une étape critique pour atteindre les performances souhaitées du système de contrôle. Pour déterminer ces valeurs, nous avons choisi un réglage manuel à l'aide d'outils de simulation, à savoir MATLAB/SIMULINK. Cette approche nous permet d'affiner les paramètres du contrôleur PID en fonction de la réponse du système pour garantir des performances optimales du système de contrôle. Cette décision est motivée par les avantages de la simulation, qui nous permettent d'explorer et de tester une large gamme de combinaisons de paramètres PID dans un environnement virtuel contrôlé et sans risque. En effectuant des simulations, nous pouvons observer l'impact de différentes valeurs de gain PID sur la réponse du système, facilitant ainsi le processus de réglage fin. Cette approche garantit que les valeurs PID choisies s'alignent précisément sur les objectifs de contrôle de notre projet et aboutissent à des performances optimales du système.

Les gains du régulateur dans la loi de commande (7) ont été choisis comme suit :

$K_P = 500I_{2 \times 2}$ ,  $K_I = 500 I_{2 \times 2}$  and  $K_D = 500I_{2 \times 2}$ , où  $I_{2 \times 2}$  représente une matrice identité  $2 \times 2$ .

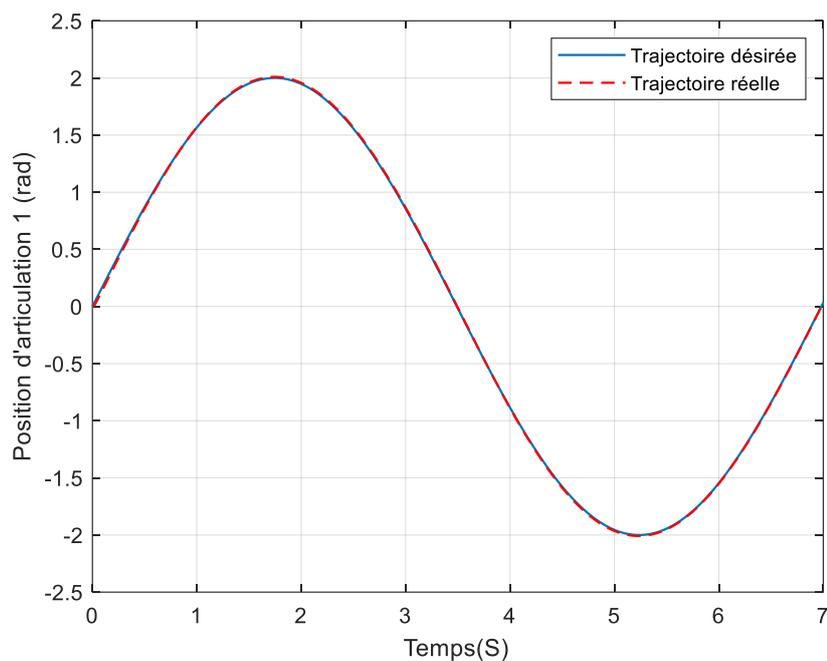
Les trajectoires articulaires souhaitées à suivre ont été choisies comme suit :

$$\theta_{a1}(t) = 2 * \sin(0.3\pi t)$$

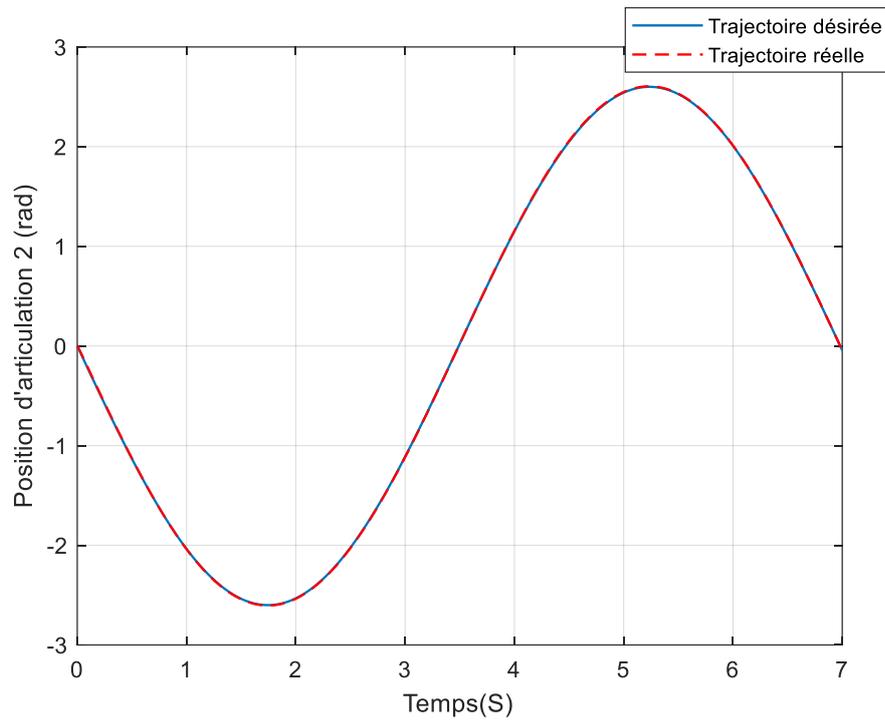
$$\theta_{a2}(t) = (-2.6) * \sin(0.3\pi t)$$

### IV.3 Première simulation : absence de défauts pour le premier et le deuxième moteur

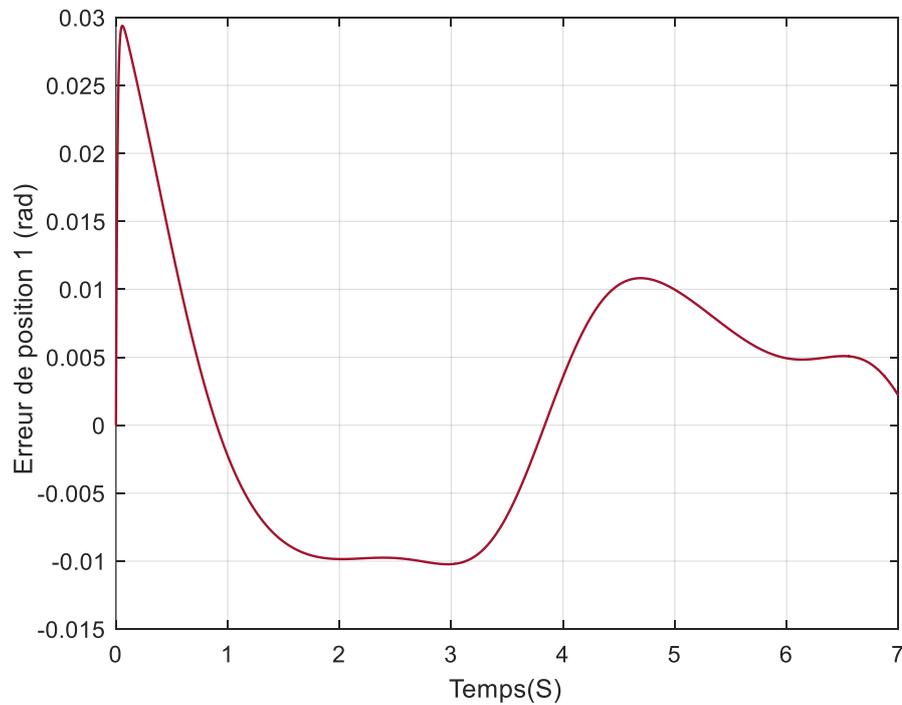
Dans le cadre de la première simulation, aucune défaillance n'a été modélisée pour le premier et le deuxième moteur du système. Cette simulation sert de point de référence pour évaluer la performance du système en l'absence de tout défaut. Les moteurs fonctionnent de manière optimale, suivant les commandes du contrôleur, ce qui permet d'obtenir une trajectoire de mouvement idéale. Cette étape initiale de la modélisation est essentielle pour comparer les résultats des simulations ultérieures où des défauts seront introduits, afin d'analyser leur impact sur le fonctionnement du système.



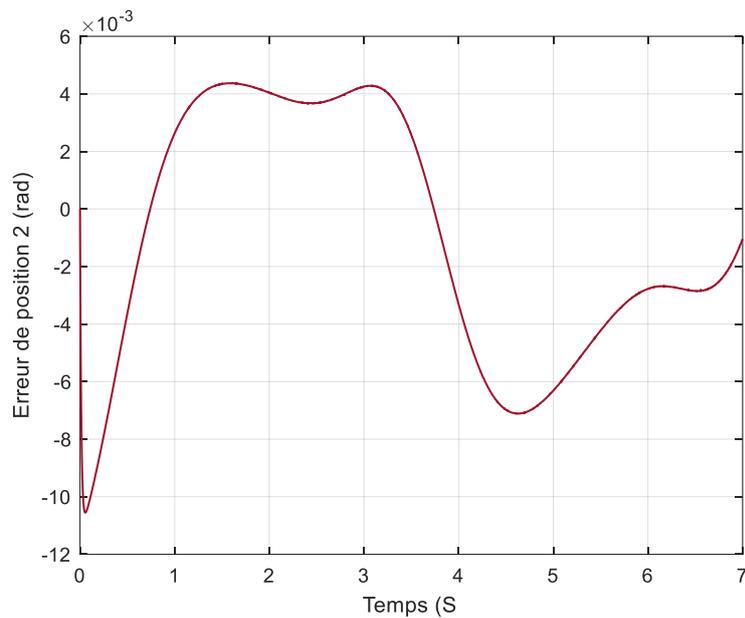
(a) Position de l'articulation 1



(a) Position de l'articulation 2

**Figure IV.2.** Positions articulaires réelles et désirées

(a) Erreur de position articulaire 1



(b) Erreur de position articulaire 2

**Figure IV.3.** Erreurs de positions articulaires

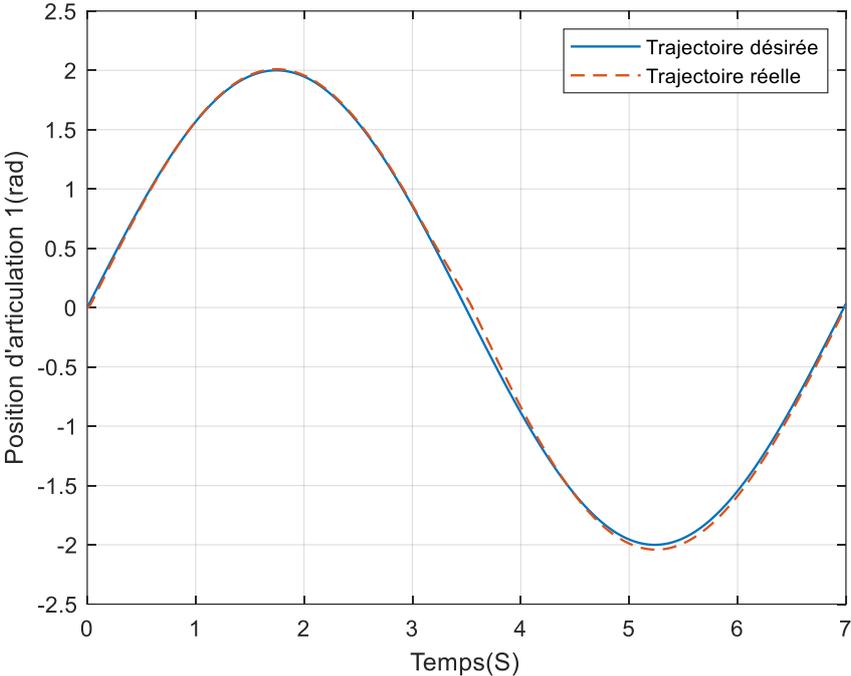
Les figures 4 et 5 représentent l'état sain (absence de défauts) ; on peut observer que la trajectoire réelle de la position suit parfaitement la trajectoire désirée. L'objectif du contrôle PID est ainsi atteint.

#### IV.4 Deuxième simulation : Fautes couples

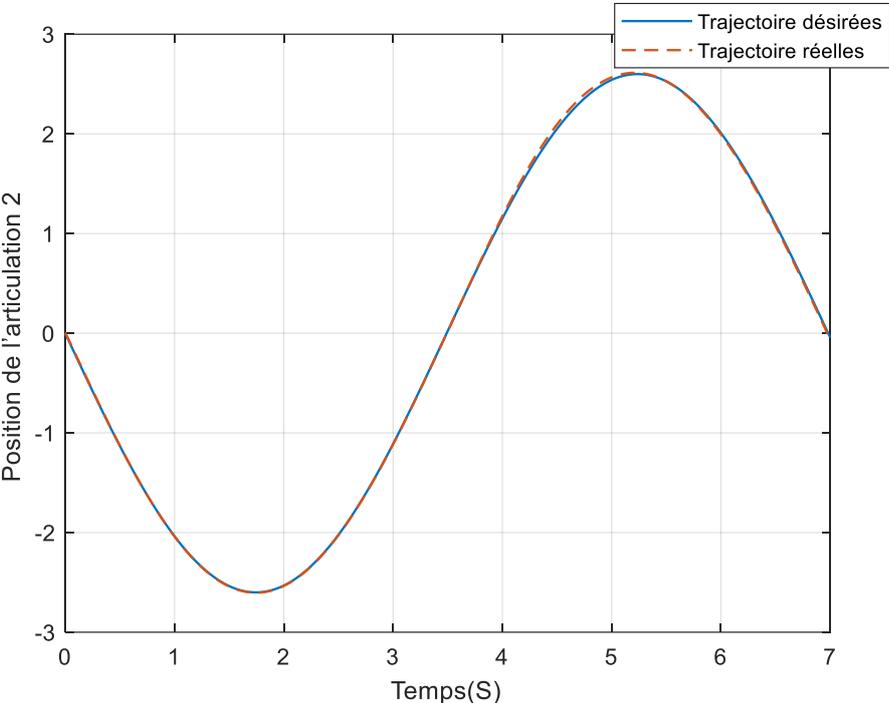
Considérons deux types de défauts qui peuvent affecter les actionneurs :

Le premier type de défaut est une dérive de biais sur le couple  $\tau_1$ , qui correspond à la première articulation du robot. Ce défaut se produit dans l'intervalle de temps  $t$  compris entre 3 secondes et 3,5 secondes. une diminution du couple, ce qui signifie que le couple réellement produit par l'actionneur de la première articulation du robot est inférieur à ce qui était prévu ou attendu.

Le deuxième type de défaut est partiel et affecte la deuxième articulation du robot. Ce défaut se manifeste dans la plage de temps  $t$  allant de 3,4 secondes à 4,6 secondes. Au cours de cette période, la deuxième articulation du robot subit une altération partielle de ses performances.

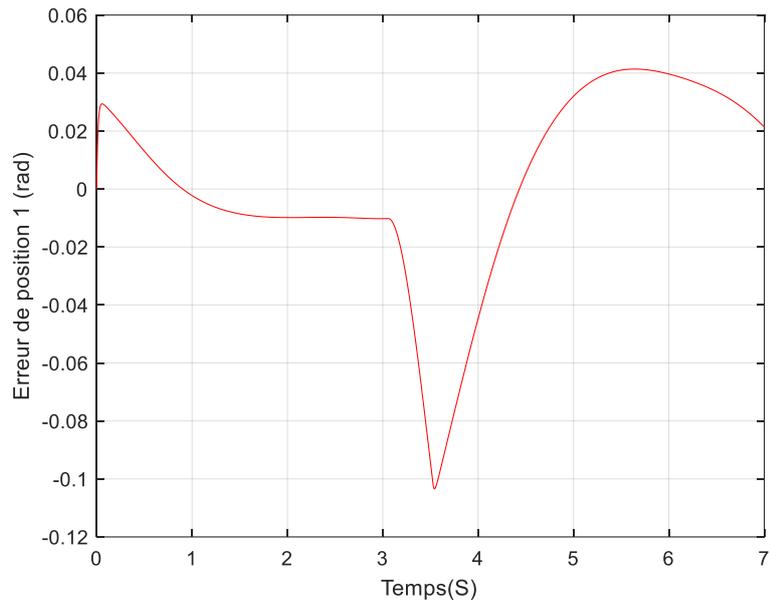


(a) Position de l'articulation 1

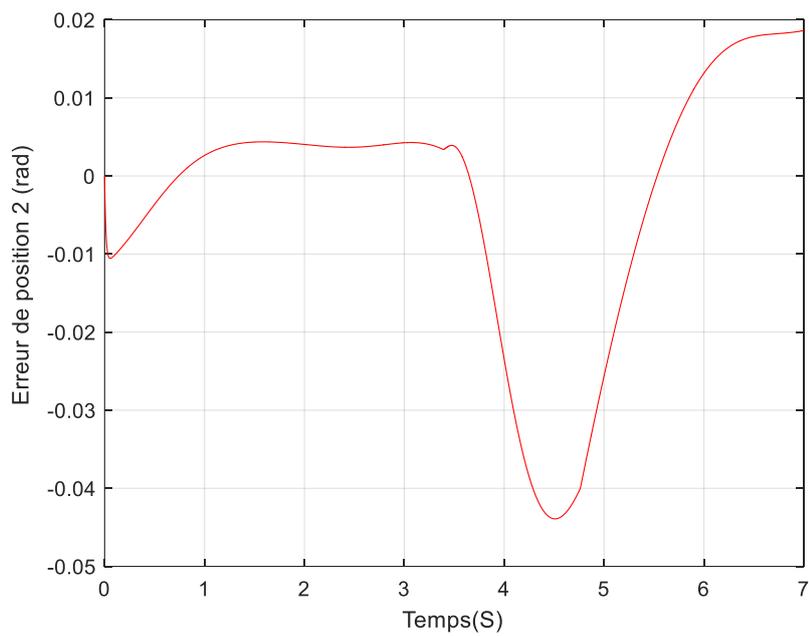


(a) Position de l'articulation 2

Figure IV.4. Positions articulaires réelles et désirées



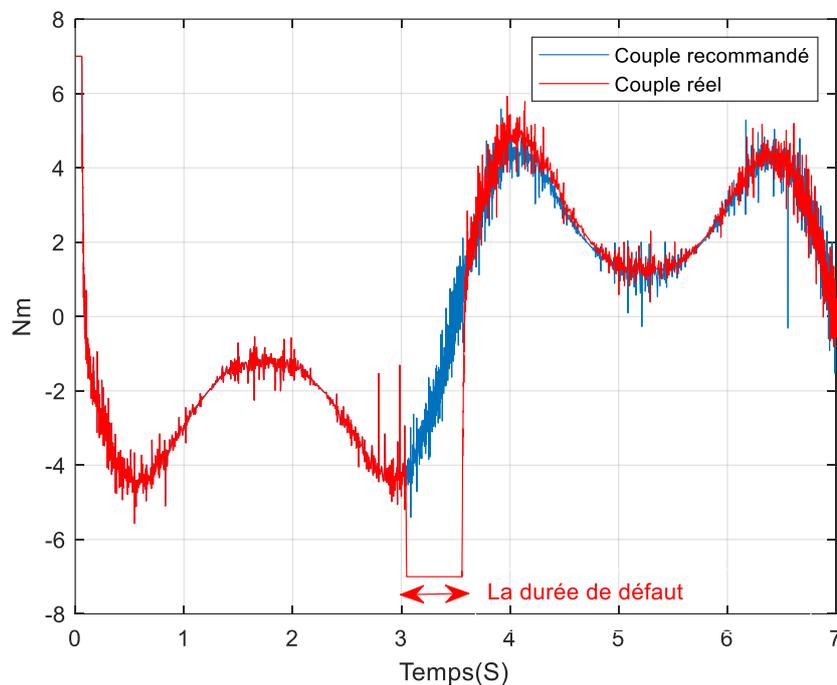
(a) Erreur de position articulaire 1



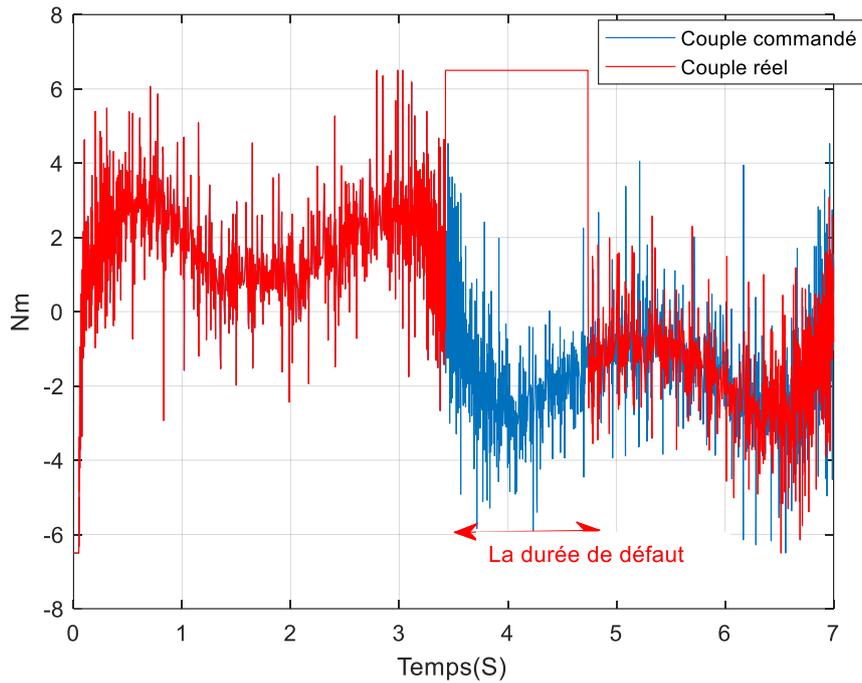
(a) Erreur de position articulaire 2

**Figure IV.5.** Erreurs de positions articulaires

Dans cette deuxième simulation, une défaillance modélisée par l'équation (6), qui se traduit par une réduction du couple moteur, survient sur le premier moteur à  $t=3$  secondes. De manière similaire, un défaut partiel sur le deuxième moteur se produit à  $t=3,4$  secondes, ce qui a pour conséquence que la trajectoire de position réelle (état défectueux) s'écarte de la trajectoire désirée (état sain) à partir de ce moment, comme illustré dans les Figures 4 et 5. Après l'apparition d'une défaillance, il devient évident que la loi de contrôle local PID aux articulations 1 et 2 perd sa capacité à maintenir la position de l'articulation sur sa trajectoire souhaitée.



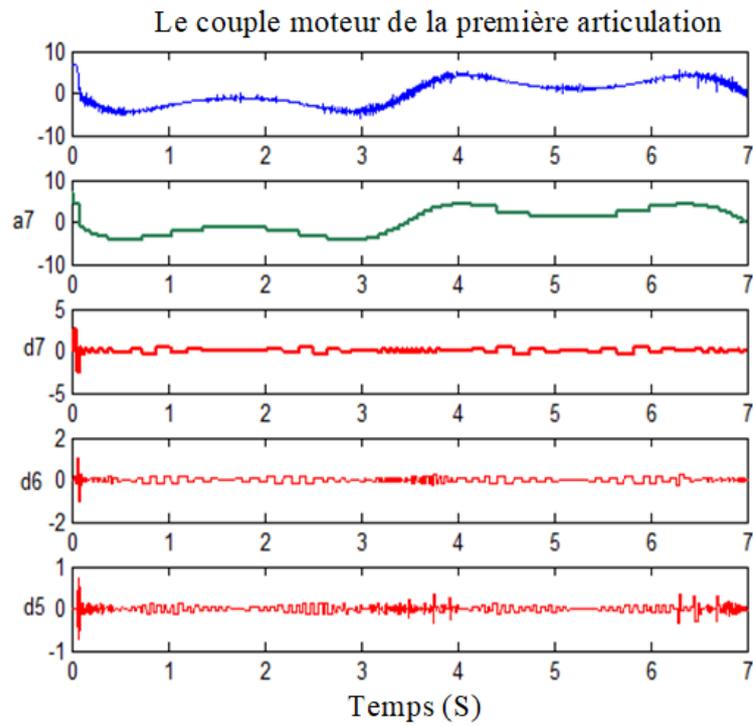
(a) Le couple de la première articulation du bras du robot  $t \in [3 \div 3.5]$  sec



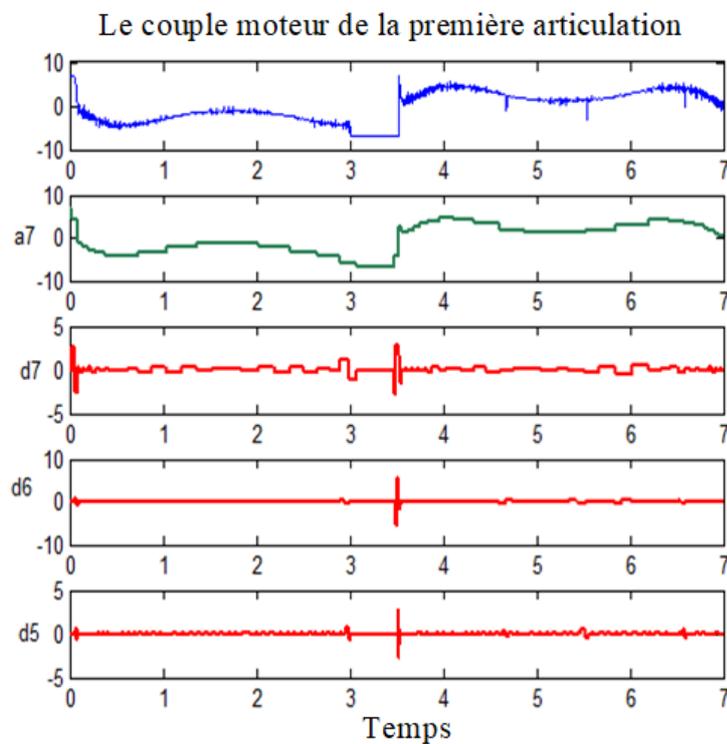
(a) Le couple de la deuxième articulation du bras du robot  $t \in [3.4 \div 4.7]$  Seconde

**Figure IV.6.** Évolution du couple commandé et du couple réel

La Figure 6 présente une comparaison entre le couple commandé, représenté par la ligne bleue, et le couple réel, illustré par la ligne rouge. Il est évident que l'évolution du couple réel de la première articulation (état défectueux) commence à diverger de l'évolution désirée (état sain) entre 3 secondes et 3,5 secondes. De manière similaire, l'évolution du couple réel de la deuxième articulation (état défectueux) montre une différence par rapport à l'évolution désirée entre 3,4 secondes et 4,7 secondes. Cette comparaison visuelle met en évidence les effets des défauts sur le comportement du système et souligne les moments où les performances du contrôle du couple ne parviennent pas à maintenir les articulations sur leurs trajectoires souhaitées.

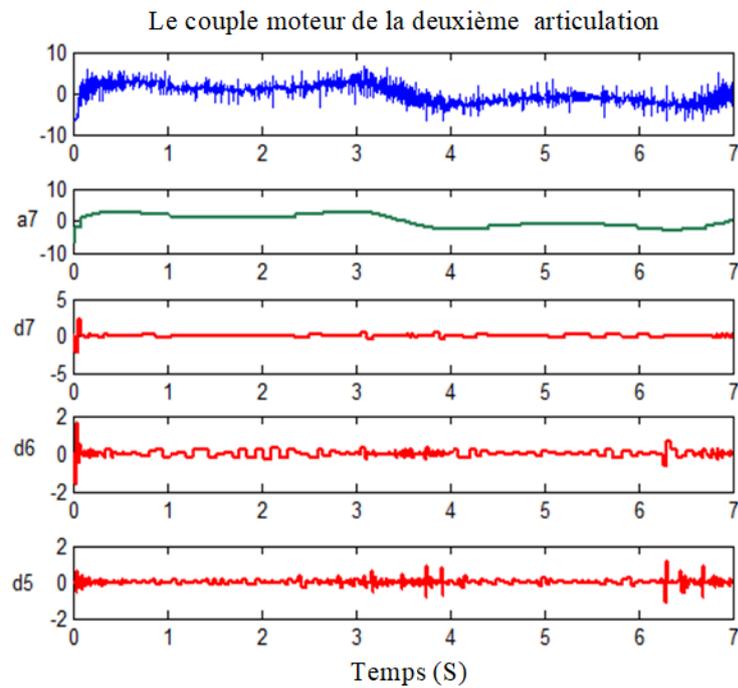


(a) DWT du couple de commande (sans défaut)

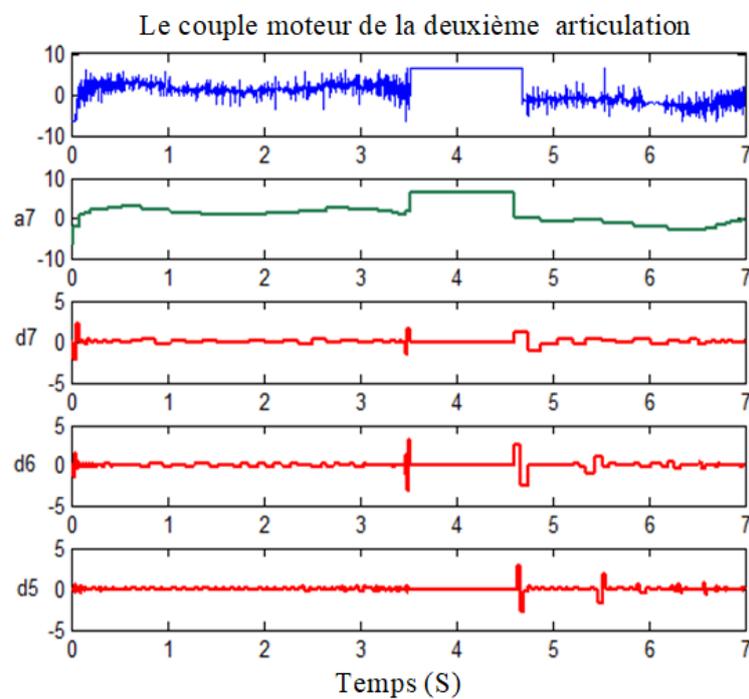


(b) DWT du couple réel (défaut) : 40 % de réduction du couple moteur de la première articulation

**Figure IV.7.** La première articulation



(a) DWT du couple de commande (sans défaut)



(b) DWT des couples réels (défectueux)

**Figure IV.8.** La deuxième articulation

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est utilisée pour extraire les composantes principales d'un défaut (signal de couple en état défectueux). Les figures 7 et 8 montrent les résultats obtenus après l'application de la DWT (les sous-signaux issus de l'analyse DWT) sur les signaux de couple du moteur dans les états sains et défectueux du robot. Il y a 5 sous-figures, les sous-signaux restants illustrent les sous-signaux générés qui représentent les coefficients de détail ( $d_6$ ,  $d_5$  et  $d_7$ ), ainsi que le coefficient d'approximation ( $a_7$ ). Chaque sous-signal correspond à une bande de fréquence distincte. De cette manière, les signaux de couple sains et les signaux de couple défectueux sont décomposés en sept niveaux. Pour chaque niveau de décomposition, la composante de détail correspond à une plage de fréquences élevées, tandis que la composante d'approximation englobe les basses fréquences.

Les figures 7.a et 8.a représentent l'analyse DWT du moteur dans un état sain, montrant les caractéristiques du signal dans des conditions de fonctionnement normales. En revanche, les figures 7.b et 8.b présentent l'analyse DWT de signaux défectueux, qui présentent des caractéristiques distinctes telles qu'une discontinuité de valeur et des changements brusques de fréquence. Ces caractéristiques, associées au test de franchissement de seuil à 5 %, suggèrent la présence d'anomalies ou de défauts dans le système moteur. Le franchissement de seuil indique que des valeurs critiques ont été dépassées, signalant une anomalie potentielle. L'observation révèle que les défauts commencent à apparaître au niveau 5, car les niveaux précédents n'ont généralement pas la capacité de détecter ces événements. Cela met en évidence l'importance de niveaux de décomposition plus élevés pour identifier et capturer efficacement les informations liées aux défauts.

La comparaison entre les résultats de l'analyse DWT des états sains et défectueux indique que lorsque le niveau de défaut augmente, les coefficients d'amplitude  $a_7$ ,  $d_7$ ,  $d_6$  and  $d_5$  augmentent également. Les mêmes résultats sont obtenus concernant les oscillations. Le test de franchissement de seuil à 5 % permet de quantifier ces augmentations en signalant toute variation anormale dépassant les seuils prédéfinis, ce qui permet une détection précoce des défauts.

Cette simulation démontre comment l'analyse par ondelettes, combinée au test de franchissement de seuil, peut détecter efficacement le moment précis où un signal subit un changement, ainsi que la nature de ce changement, qu'il s'agisse d'une perturbation soudaine du signal, d'un changement brusque des oscillations ou d'une variation significative de l'amplitude. Ces informations nous permettent d'évaluer l'état opérationnel du robot.

Tableau IV.2. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles..

Couple de commande du premier joint : Aucun défaut détecté

Échelle	Plage de fréquences (Hz)	Numéro de bande de fréquence	Énergie (Joules)
d1	1250–2500	b1	0.0620
d2	625–1250	b2	0.0615
d3	312.5–625	b3	0.0290
d4	156.25–312.5	b4	0.0243
d5	78.125 –156.25	b5	0.0288
d6	39.0625 – 78.125	b6	0.0576
d7	19.5312 – 39.0625	b7	0.4456
a7	0 – 19.5312	b8	19.2174
$\Sigma$			19.9262
Signal d'origine			20.2986

Tableau IV.3. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles..

Couple réel du premier joint : Apparition du défaut

Échelle	Plage de fréquences (Hz)	Numéro de bande de fréquence	Énergie (Joules)
d1	1250–2500	b1	0.0582
d2	625–1250	b2	0.0610
d3	312.5–625	b3	0.0295
d4	156.25–312.5	b4	0.0246
d5	78.125 –156.25	b5	0.0427
d6	39.0625 – 78.125	b6	0.0740
d7	19.5312 – 39.0625	b7	0.5235
a7	0 – 19.5312	b8	24.8464
$\Sigma$			25.6599
Signal d'origine			26.2470

Tableau IV.4. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles..  
Couple de commande du deuxième joint : Aucun défaut détecté

Échelle	Plage de fréquences (Hz)	Numéro de bande de fréquence	Énergie (Joules)
d1	1250–2500	b1	0.6492
d2	625–1250	b2	0.6946
d3	312.5–625	b3	0.2669
d4	156.25–312.5	b4	0.1513
d5	78.125 –156.25	b5	0.1023
d6	39.0625 – 78.125	b6	0.1259
d7	19.5312 – 39.0625	b7	0.2926
a7	0 – 19.5312	b8	9.0698
$\Sigma$			11.3526
Signal d'origine			11.6735

Tableau IV.5. Nomenclature des numéros de bandes de fréquences et répartition de l'énergie à différentes échelles..  
Couple réel du deuxième joint : Apparition d'un défaut

Échelle	Plage de fréquences (Hz)	Numéro de bande de fréquence	Énergie (Joules)
d1	1250–2500	b1	0.6503
d2	625–1250	b2	0.6748
d3	312.5–625	b3	0.2625
d4	156.25–312.5	b4	0.1822
d5	78.125 –156.25	b5	0.1466
d6	39.0625 – 78.125	b6	0.2000
d7	19.5312 – 39.0625	b7	0.3910
a7	0 – 19.5312	b8	11.5076
$\Sigma$			14.0150
Signal d'origine			14.5206

L'énergie de couple peut être calculée pour chaque bande de fréquence en utilisant l'Équation (13). Les tableaux 2, 3, 4 et 5 présentent des informations sur la répartition de l'énergie à différentes échelles de fréquence pour le couple de commande et le couple réel de deux joints d'un système.

Tableau 2 - Couple de commande du premier joint (Aucun défaut détecté) : Ce tableau montre la répartition de l'énergie dans différentes bandes de fréquence pour le couple de commande du premier joint. L'énergie totale à travers toutes les bandes de fréquence est de 19.9262 Joules, tandis que l'énergie du signal d'origine est de 20.2986 Joules.

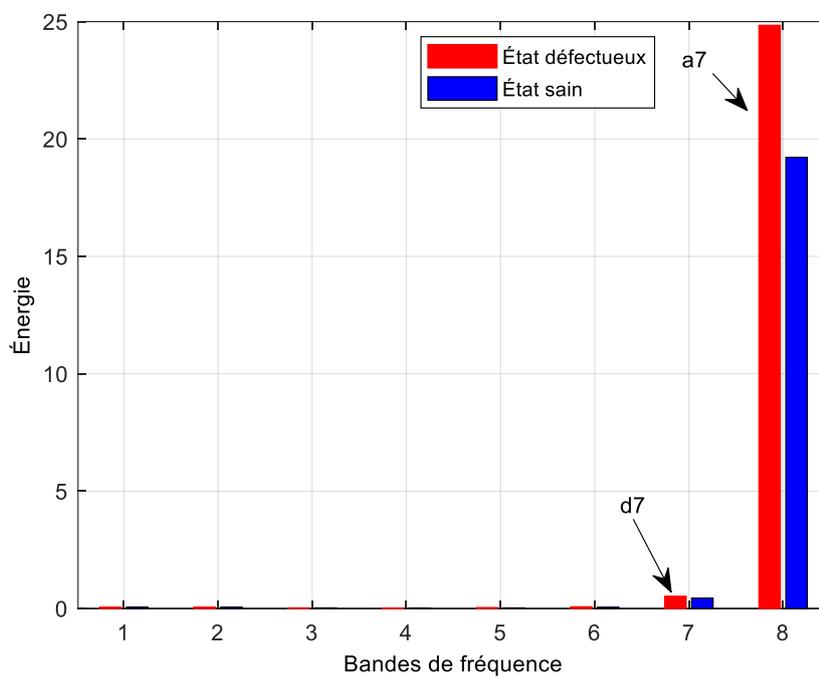
Tableau 3 - Couple réel du premier joint (Apparition du défaut) : Ce tableau concerne le couple réel du premier joint, et il indique qu'un défaut est apparu. L'énergie totale à travers les bandes de fréquence est de 25.6599 Joules, alors que l'énergie du signal d'origine est de 26.2470 Joules. On observe une augmentation de l'énergie totale due à l'apparition du défaut, ce qui peut indiquer des variations significatives dans le comportement du système.

Tableau 4 - Couple de commande du deuxième joint (Aucun défaut détecté) : Ce tableau se rapporte au couple de commande du deuxième joint, et il ne montre aucune détection de défaut. L'énergie totale à travers les bandes de fréquence est de 11.3526 Joules, tandis que l'énergie du signal d'origine est de 11.6735 Joules.

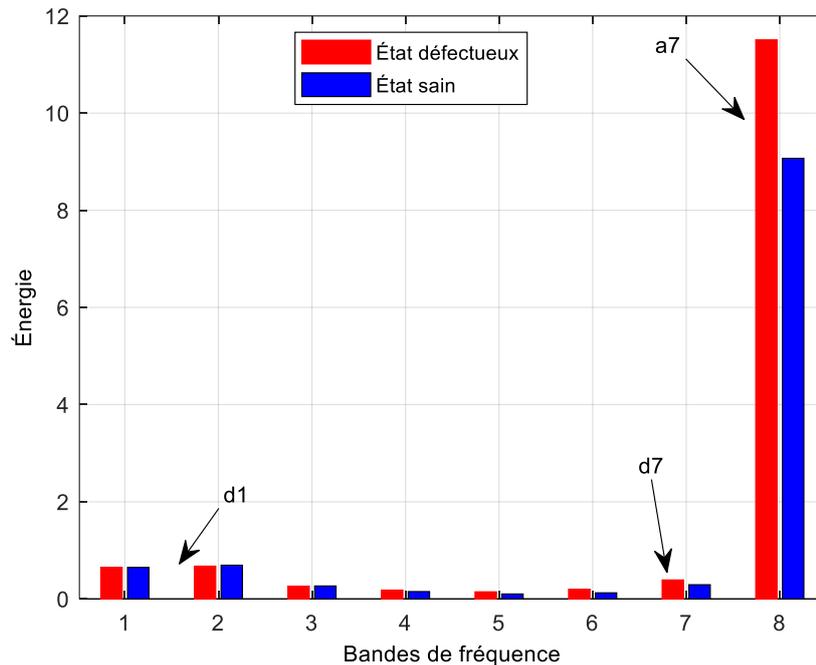
Tableau 5 - Couple réel du deuxième joint (Apparition d'un défaut) : Dans ce tableau, le couple réel du deuxième joint est analysé, et il est indiqué qu'un défaut est apparu. L'énergie totale à travers les bandes de fréquence est de 14.0150 Joules, tandis que l'énergie du signal d'origine est de 14.5206 Joules. Comme dans le Tableau 3, l'apparition d'un défaut entraîne une augmentation de l'énergie totale, ce qui suggère des variations significatives dans le comportement du système.

Ces tableaux montrent comment la répartition de l'énergie dans différentes bandes de fréquence peut être utilisée pour détecter l'apparition de défauts dans le système. Lorsqu'un défaut survient, il peut se traduire par des variations d'énergie observables, ce qui est utile pour le diagnostic et la maintenance du système.

La transformée de Haar est une technique fondamentale en traitement du signal, utilisée pour décomposer un signal en ses différentes composantes à différentes échelles de résolution. Une caractéristique essentielle de cette transformation est qu'elle garantit la conservation de l'énergie du signal tout au long du processus de décomposition. En d'autres termes, la somme des énergies des composantes à chaque niveau de décomposition reste égale à l'énergie totale du signal initial. Cette propriété joue un rôle crucial dans de nombreuses applications, car elle permet de préserver l'information énergétique du signal, facilitant ainsi l'analyse des caractéristiques du signal à différentes échelles de résolution.



(a) La première articulation du bras du robot



(b) La deuxième articulation du bras du robot

**Figure IV.9.** Histogrammes de l'énergie du couple pour chaque bande de fréquence (à différents niveaux de décomposition)

En utilisant les données des tableaux 2,3,4 et 5, des histogrammes de l'énergie du couple peuvent être créés pour chaque cas, comme illustré dans la figure IV.9, afin de montrer comment l'énergie est répartie dans les différentes bandes de fréquence. Les variations dans la distribution de l'énergie seront visualisées de manière graphique, ce qui peut aider à identifier les modifications dues aux défauts. De plus, l'application du test de franchissement de seuil à 5 % permettra de quantifier ces variations en détectant toute augmentation anormale de l'énergie dans certaines bandes de fréquence. Si l'énergie mesurée dans une bande dépasse ce seuil de 5 %, cela indiquera la présence potentielle d'un défaut. Cette approche combinée permet ainsi de visualiser et de détecter les anomalies de manière efficace, en assurant une surveillance précise de l'état du système.

## IV.5 Conclusion

En conclusion, la méthode proposée, qui repose sur la transformation en ondelettes discrètes, s'est révélée efficace pour détecter les anomalies relatives au couple dans l'actionneur d'un bras de robot à 2 degrés de liberté. Elle est capable de détecter différents types de conditions de fonctionnement, qu'elles soient défectueuses ou normales. Les avantages de cette méthode à la fois dans les domaines temporel et fréquentiel en font un outil puissant et précieux pour la détection des anomalies au sein des actionneurs.

Comme pistes d'amélioration potentielles, les sous-signaux obtenus à partir de l'analyse DWT peuvent être directement utilisés comme entrées dans divers systèmes de classification, tels que les classificateurs ANN, pour une détection plus précise des défauts. De plus, il serait intéressant d'explorer l'application de techniques de surveillance de l'état utilisant d'autres types de signaux, tels que les signaux vibratoires, électriques et sonores, afin d'améliorer l'efficacité globale de la surveillance de l'état des robots.

Un traitement adéquat de ces signaux est de la plus haute importance pour extraire les caractéristiques les plus pertinentes associées à des types spécifiques de défauts. Ces fonctionnalités extraites peuvent ensuite être utilisées pour créer une base de données complète comprenant les défauts les plus courants rencontrés dans le système. Par conséquent, il serait possible de concevoir un système de surveillance d'état pour le robot, capable de détecter divers défauts électriques et mécaniques à l'aide de la méthode proposée. Ce système permettrait une surveillance continue des performances du robot, offrant ainsi un retour d'information en temps réel pour améliorer sa fiabilité et son efficacité globales.

---

## **CONCLUSION GENERALE**

---

## Conclusions générales et perspectives

En conclusion, la méthode basée sur la Transformée en Ondelettes Discrète offre une approche prometteuse et efficace pour la détection des défauts liés au couple dans l'actionneur d'un bras robotique à 2 degrés de liberté. Les résultats obtenus ont démontré la capacité de cette méthode à détecter avec précision divers types de conditions de fonctionnement défectueuses et normales.

L'un des principaux avantages de cette méthode réside dans sa capacité à analyser à la fois le domaine temporel et le domaine fréquentiel des signaux. La Transformée en Ondelettes Discrète permet de représenter les signaux à différentes échelles et résolutions, ce qui offre une vision détaillée des caractéristiques temporelles et fréquentielles des données.

Dans le domaine temporel, la méthode permet de détecter les variations rapides et transitoires des signaux, ce qui est essentiel pour identifier les défauts soudains ou intermittents. Par exemple, des variations brusques du couple de l'actionneur peuvent être détectées grâce à l'analyse fine des ondes courtes dans le domaine temporel.

Dans le domaine fréquentiel, la méthode permet d'analyser les composantes périodiques et harmoniques des signaux. Les défauts de l'actionneur peuvent souvent générer des harmoniques indésirables ou altérer les caractéristiques fréquentielles du signal. La Transformée en Ondelettes Discrète permet de mettre en évidence ces variations et de les comparer aux comportements normaux, facilitant ainsi la détection des défauts.

De plus, la méthode offre une bonne résolution en fréquence, ce qui permet d'obtenir des informations détaillées sur les variations spectrales des signaux. Cela permet de distinguer les défauts spécifiques liés au couple de l'actionneur des autres sources de bruit ou d'interférences.

De plus, le travail présenté dans cette thèse introduit l'idée d'évaluer l'énergie du couple dans différentes plages de fréquences grâce à l'analyse de la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT), mettant ainsi en évidence que les altérations des niveaux d'énergie dans ces plages de fréquences spécifiques peuvent servir d'indicateurs de l'état du moteur.

En utilisant l'analyse de la DWT, il devient possible de décomposer le signal de couple en différentes composantes fréquentielles, offrant ainsi une vision détaillée de la distribution de l'énergie dans le spectre fréquentiel. En évaluant les variations d'énergie dans ces plages de fréquences spécifiques, il est possible de détecter les changements significatifs qui pourraient indiquer des défauts ou des anomalies dans le fonctionnement du moteur.

En résumé, la méthode basée sur la Transformée en Ondelettes Discrète s'est avérée être une approche efficace et complète pour la détection des défauts liés au couple dans l'actionneur d'un bras robotique à 2 degrés de liberté. Son analyse à la fois temporelle et fréquentielle permet d'obtenir une vision complète des caractéristiques des signaux, facilitant ainsi la détection précise des défauts. Cette méthode constitue donc un outil précieux dans le domaine de la maintenance préventive et de la surveillance des performances des systèmes robotiques. Grâce à cette approche, il est possible de prendre des mesures correctives en temps opportun, ce qui permet de prévenir les défaillances majeures et d'optimiser le fonctionnement des actionneurs. En somme, l'utilisation de la DWT pour évaluer l'énergie du couple dans différentes plages de fréquences offre une méthode avancée et fiable pour la détection précoce des défauts d'actionneurs. Cela ouvre de nouvelles perspectives pour l'amélioration de la maintenance et de la gestion des systèmes robotiques, en assurant une utilisation plus efficace et sécurisée de ces systèmes.

Comme amélioration potentielle, les sous-signaux obtenus à partir de l'analyse de la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT) peuvent être directement utilisés comme entrées dans différentes méthodes de classification, telles que le classifieur ANN, pour une détection des défauts plus précise. De plus, il serait intéressant d'explorer l'application de techniques de surveillance de l'état utilisant d'autres types de signaux, tels que les signaux de vibration, électriques et sonores, afin d'améliorer l'efficacité globale de la surveillance de l'état du robot. Le traitement adéquat de ces signaux est d'une importance capitale pour extraire les caractéristiques les plus pertinentes associées à des types spécifiques de défauts. Ces caractéristiques extraites peuvent ensuite être utilisées pour construire une base de données complète comprenant les défauts les plus courants rencontrés dans le système. Ainsi, il serait possible de concevoir un système de surveillance d'état pour le robot capable de détecter différents défauts électriques et mécaniques à l'aide de la méthode proposée. Ce système permettrait une surveillance continue des performances du robot, offrant ainsi des informations en temps réel pour améliorer sa fiabilité et son efficacité globale.

---

## **ANNEXES**

---

# ANNEXE A

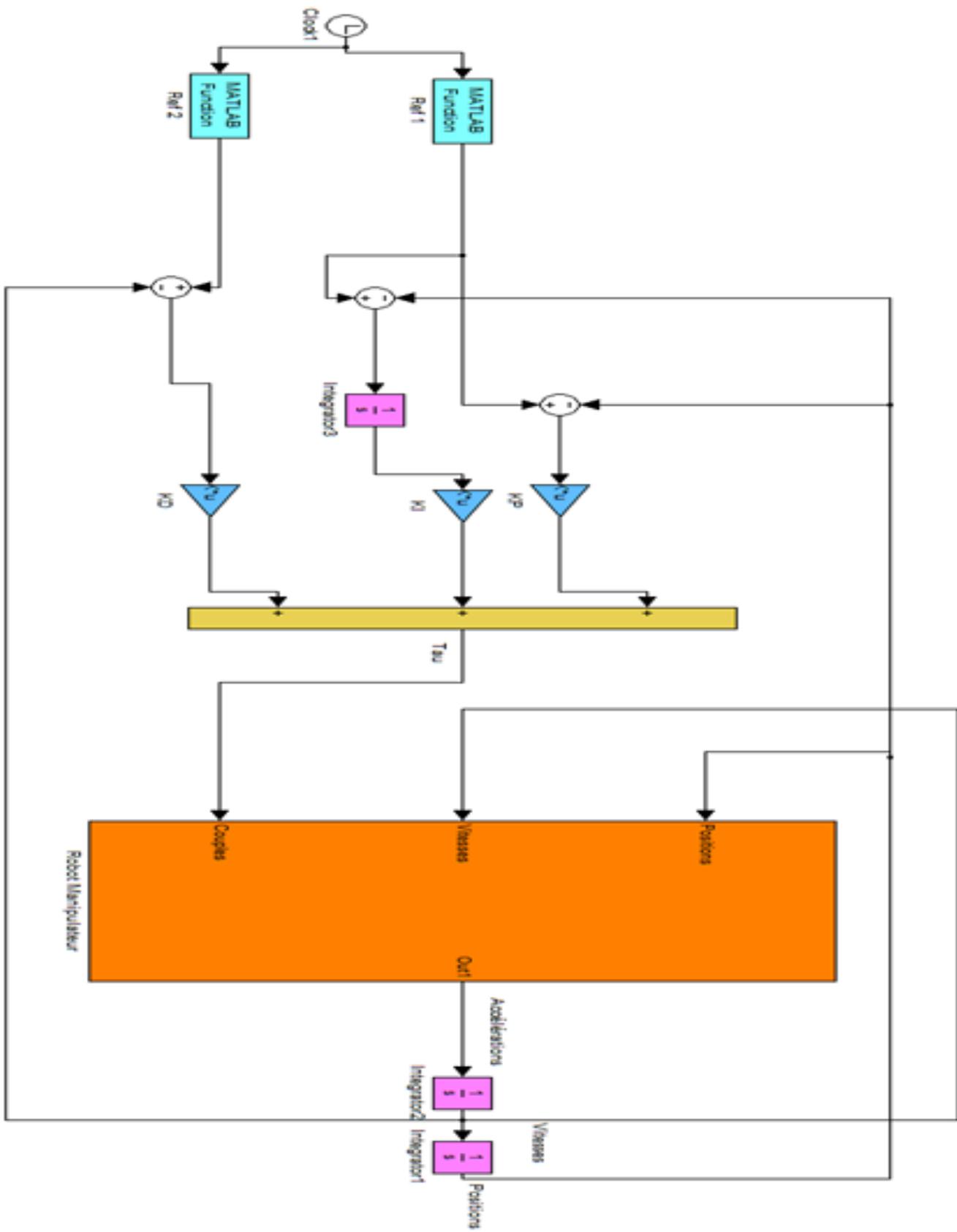


Figure A: La commande de Bras Manipulateur (SAU) par PID

# ANNEXE B

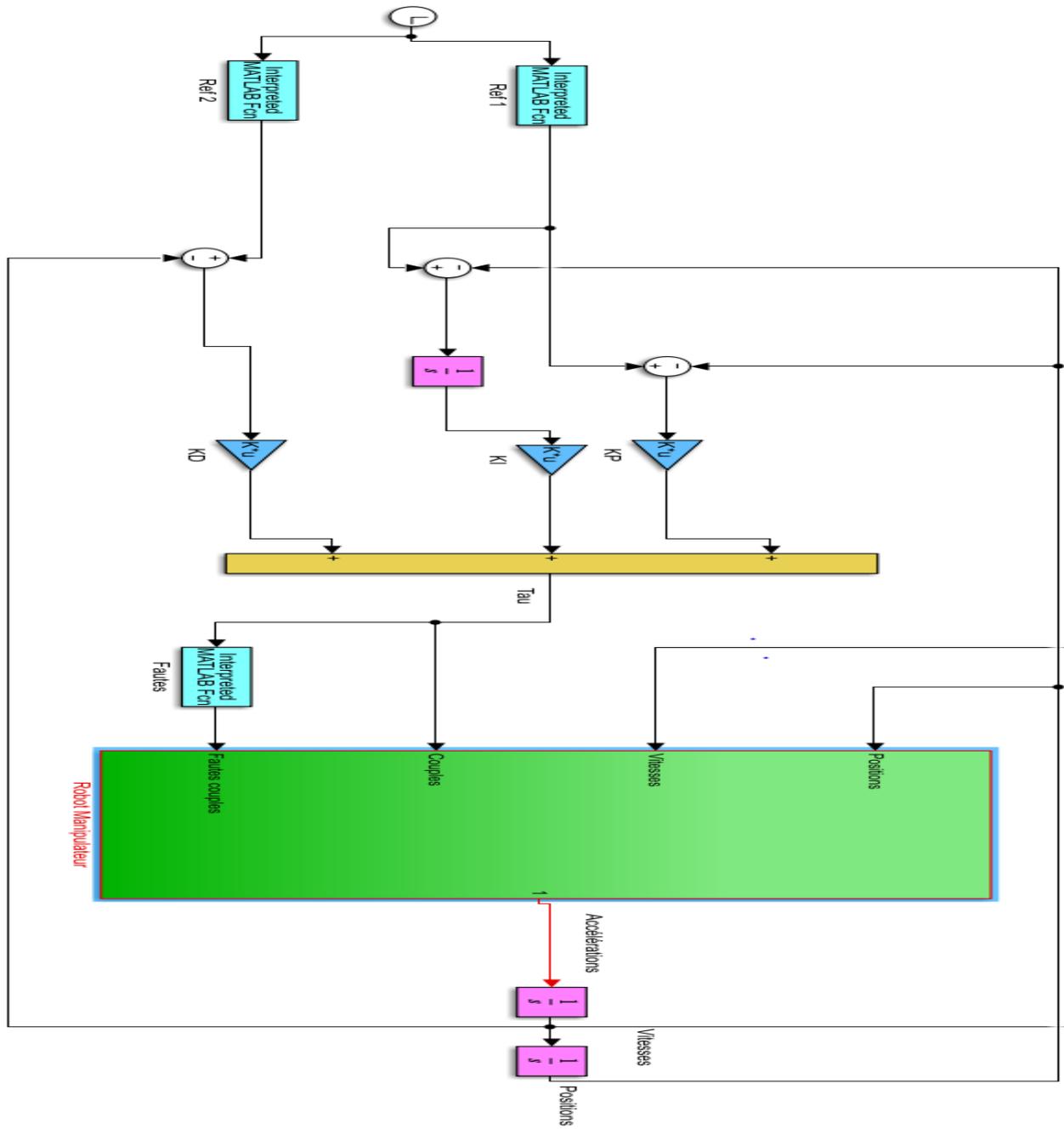


Figure A.2.2a commande de Bras Manipulateur (Avec Faites Couples) par PID

---

## **REFERENCES**

---

1. Freddi, A., et al., *Fault tolerant control scheme for robotic manipulators affected by torque faults*. 2018. 51(24): p. 886-893.
2. Patton, R., F. Uppal, and C.J.I.P.V. Lopez-Toribio, *Soft computing approaches to fault diagnosis for dynamic systems: a survey*. 2000. 33(11): p. 303-315.
3. A Alobaidy, M.A., D.J.M. Abdul-Jabbar, and S.Z.J.A.-R.E.J. Al-khayyt, *Faults diagnosis in robot systems: A review*. 2020. 25(2): p. 164-175.
4. Jaber, A.A. and R.J.A.J.o.M.E. Bicker, *Industrial robot backlash fault diagnosis based on discrete wavelet transform and artificial neural network*. 2016. 4(1): p. 21-31.
5. Ameid, T., et al., *Discrete wavelet transform and energy eigen value for rotor bars fault detection in variable speed field-oriented control of induction motor drive*. 2018. 79: p. 217-231.
6. Yang, W.Y., *Signals and Systems with MATLAB*. 2009: Springer Science & Business Media.
7. Mallat, S., *A wavelet tour of signal processing*. 1999: Elsevier.
8. Mallat, S.G.J.I.t.o.p.a. and m. intelligence, *A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*. 1989. 11(7): p. 674-693.
9. Jaber, A. and R. Bicker. *Industrial robot fault detection based on wavelet transform and LabVIEW*. in *First International Conference on Systems Informatics, Modelling and Simulations*, School of Mechanical and System Engineering, Newcastle University, UK. 2014.
10. Bae, H., et al., *Fault detection of induction motors using fourier and wavelet analysis*. 2004. 8(4): p. 431-436.
11. Olkkonen, H., *Discrete wavelet transforms: Algorithms and applications*. 2011: BoD—Books on Demand.
12. Kmelnitsky, V.M., *Automated On-line Diagnosis and Control Configuration in Robotic Systems Using Model Based Analytical Redundancy*. 2002, Citeseer.
13. Zemouri, R., *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques: Application à la e-maintenance*. 2003, Université de Franche-Comté.
14. Allahham, A., *Surveillance des systèmes à événements discrets commandés: Conception et implémentation en utilisant l'automate programmable industriel*. 2008, Université Joseph-Fourier-Grenoble I.
15. Guillerm, R., *Intégration de la Sûreté de Fonctionnement dans les Processus d'Ingénierie Système*. 2011, Université de Toulouse.
16. Telmoudi, A.J., et al., *Réseau de Neurones doublement Récurrent à Base de Fonctions Radiales: RR 2 FR*.
17. Basseville, M.J.A., *Detecting changes in signals and systems—a survey*. 1988. 24(3): p. 309-326.
18. Dencœur, T., M. Masson, and B.J.J.e.d.s.a. Dubuisson, *Advanced pattern recognition techniques for system monitoring and diagnosis: A survey*. 1997. 31: p. 1509-1540.
19. Willsky, A.S.J.A., *A survey of design methods for failure detection in dynamic systems*. 1976. 12(6): p. 601-611.
20. Isermann, R.J.a., *Process fault detection based on modeling and estimation methods—A survey*. 1984. 20(4): p. 387-404.
21. Massoumnia, M.-A.J.I.T.o.a.c., *A geometric approach to the synthesis of failure detection filters*. 1986. 31(9): p. 839-846.
22. Frank, P.M.J.a., *Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: A survey and some new results*. 1990. 26(3): p. 459-474.
23. Patton, R.J. *Fault detection and diagnosis in aerospace systems using analytical redundancy*. in *IEE Colloquium on Condition Monitoring and Fault Tolerance*. 1990. IET.
24. De Persis, C., A.J.S. Isidori, and c. letters, *On the observability codistributions of a nonlinear system*. 2000. 40(5): p. 297-304.
25. Join, C., *Diagnostic des systemes non linéaires-Contribution aux méthodes de découplage*. 2002, Université Henri Poincaré-Nancy I.
26. Lootsma, T.F., *Observer-based fault detection and isolation for nonlinear systems*. 2001: Institut for Elektroniske Systemer, Aalborg Universitet.

27. Zhang, Q., *Identification et Surveillance de systèmes Dynamiques*. 1999.
28. Basseville, M. and I.V. Nikiforov, *Detection of abrupt changes: theory and application*. Vol. 104. 1993: prentice Hall Englewood Cliffs.
29. Basseville, M.J.A., *Information criteria for residual generation and fault detection and isolation*. 1997. 33(5): p. 783-803.
30. Gertler, J., *Fault detection and diagnosis in engineering systems*. 2017: CRC press.
31. Chen, J. and R.J. Patton, *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*. Vol. 3. 2012: Springer Science & Business Media.
32. Spong, M.W. and M. Vidyasagar, *Robot dynamics and control*. 2008: John Wiley & Sons.
33. Koren, Y., *The global manufacturing revolution: product-process-business integration and reconfigurable systems*. Vol. 80. 2010: John Wiley & Sons.
34. Paul, R.P., *Robot manipulators: mathematics, programming, and control: the computer control of robot manipulators*. 1981: Richard Paul.
35. Khalil, W. and E. Dombre, *Modeling identification and control of robots*. 2002: CRC Press.
36. Jazar, R.N., *Theory of applied robotics*. 2010: Springer.
37. Priel, M., *les robots industriels: caractéristiques, performances et choix*. 1990: AFNOR.
38. BOUZIANE, F.Z., *Rétro-conception du bras horizontal de robot manipulateur de la cellule flexible (Tlemcen)*. 2013.
39. Siliciano, B., et al., *Robotics: modelling, planning and control*. 2010: p. 415-418.
40. Corke, P.I., W. Jachimczyk, and R. Pillat, *Robotics, vision and control: fundamental algorithms in MATLAB*. Vol. 73. 2011: Springer.
41. Karris, S.T., *Signals and systems with MATLAB computing and Simulink modeling*. 2007: Orchard publications.
42. Tsoumas, I.P., et al., *Asynchronous machine rotor fault diagnosis technique using complex wavelets*. 2008. 23(2): p. 444-459.
43. Yan, R., R.X. Gao, and X.J.S.p. Chen, *Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications*. 2014. 96: p. 1-15.
44. Daubechies, I. and W.J.W.i.t.G. Sweldens, *Factoring wavelet transforms into lifting steps*. 2005: p. 131-157.
45. Assain, F.Z., H. Bouras, and M. Rebiai, *Etude comparative de méthodes d'analyse Spectrale de signaux nonstationnaires: Application aux signaux multi composantes*. 2020.
46. Bernard, M., *Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence*. 2006, Poitiers.
47. Charles, C.J.N.d.S.e.d.I., *Introduction aux applications des ondelettes*. 2011.
48. Jaber, A.A., *Design of an intelligent embedded system for condition monitoring of an industrial robot*. 2016: Springer.
49. Ngui, W.K., et al., *Wavelet analysis: mother wavelet selection methods*. 2013. 393: p. 953-958.
50. Walker, J.S., *A primer on wavelets and their scientific applications*. 2008: CRC press.
51. Hariharan, G. and K.J.A.M.M. Kannan, *Review of wavelet methods for the solution of reaction-diffusion problems in science and engineering*. 2014. 38(3): p. 799-813.
52. Lee, B.J.T.I.J.o.A.M.T., *Application of the discrete wavelet transform to the monitoring of tool failure in end milling using the spindle motor current*. 1999. 15(4): p. 238-243.
53. Canudas de Wit, C., et al., *Adaptive friction compensation in robot manipulators: Low velocities*. 1991. 10(3): p. 189-199.
54. De Wit, C.C., et al., *A new model for control of systems with friction*. 1995. 40(3): p. 419-425.
55. De Wit, C.C. and S. Ge. *Adaptive friction compensation for systems with generalized velocity/position friction dependency*. in *Proceedings of the 36th IEEE Conference on Decision and Control*. 1997. IEEE.
56. Mustafa, A.M., A.J.G.J.o.R. Al-Saif, and Engineering-GJRE-H, *Modeling, simulation and control of 2-R robot*. 2014. 14(1).