

Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et informatique industrielle

Thème

Calibration des paramètres cinématiques d'un robot en utilisant un filtre Kalman étendu

Préparé par :

- *Mr. SIDER Mohamed Akli*
- *Mr. AIT HAMMOUDA Oussama*

Dirigé par :

Mr. HEDDAR Hocine

Examiné par :

Mr. LEHOUCHE Hocine

Mr. HANFOUG Salah

Remerciements

*On tient tout d'abord à remercier en premier lieu Allah, le tout puissant, de nous avoir donné autant de courage, de patience et de volonté pour atteindre ce but. On tient à exprimer à notre encadreur **M. HEDDAR Hocine**, notre profonde gratitude et toutes nos reconnaissances pour avoir accepté de diriger ce mémoire et de sa patiente durant la période de l'encadrement. Tous nos remerciements vont également aux membres de jury pour nous avoir fait l'honneur de juger ce modeste travail. Nos remerciements vont également à toutes les personnes qui nous ont aidés et soutenu de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.*

Dédicaces

Louanges à Dieu, le seul et unique.

Je dédie ce modeste travail à :

A mes très chers parents qui ont tout fait pour me donner une bonne éducation et me soutenir dans mes études, ainsi que leurs compréhensions et encouragements ont pu me porter pour pouvoir arriver au bout de mon travail, que Dieu leur procure bonne santé et longue vie.

Et bien sûr à mes sœurs Madiha, Fouzia et Nadjat.

Et leurs maris Abd Ali, Fateh et Sami et leurs enfants aussi.

A toute mes très chers amis sans exception et surtout Sifo, Idir, Zizou, Smail » laaziz », Mamine, Sofiane, Dihia et Tiziri Et à tous ceux qu'ont contribués de près ou de loin pour que ce projet soit possible. Je vous dis merci.

SIDER Mohamed Akli

Je dédie ce travail :

À mes très chers parents

*A mes très chers frères (hamza, fateh) et sœurs
(imane, ikrame) pour leurs soutiens tout au long
de mes études ...*

*À mon très sérieux binôme SIDER Mohamed
Akli...*

*À mes meilleurs amis Hamza, abdeslem,
abdenour, zidane, cherif, hichem...*

A tous mes proches ...

A tous mes amis de cité universitaire Ihadaden

A tous mes ami(e)s ...

*A tous ceux qui m'ont soutenu de loin ou de
prés*

AIT HAMMOUDA Oussama

Liste des abréviations

DDL :	degré de liberté.
D-H :	Denavit-Hartenberg.
EED :	espace d'état dynamique (DSS).
FKE :	Filtre de Kalman étendu.
FP :	Filtres à Particules.
FKSP :	Kalman Filtre sans parfume.
MCD :	Modèle cinématique Direct.
MCI :	Modèle cinématique inverse.
MGD :	Modèle géométrique direct.
MGI :	Modèle géométrique inverse.
DPP :	distribution de probabilité a postérieure.
RRMS :	Réflecteurs rétro montés de manière sphérique.

Liste des figures

Figure 1:Élément constitutif des robots manipulateurs.....	6
Figure 2: Manipulateur cartésien	6
Figure 3: Manipulateur Cylindrique.....	7
Figure 4 :Manipulateur sphérique	7
Figure 5 : Manipulateur Anthropomorphe	8
Figure 6: Structure SCARA	8
Figure 7 : les différents types des jonctions.	9
Figure 8: Représentation d'un Transformation des repères	11
Figure 9 : Rotation autour l'axe X	11
Figure 10 : Rotation autour l'axe Y	12
Figure 11: Rotation autour l'axe Z.....	12
Figure 12 : Translations pures.....	12
Figure 13: Paramètres géométriques dans le cas d'une structure ouverte simple ..	13
Figure 14: Représentation de l'espace articulaire.....	15
Figure 15: Représentation de L'espace opérationnelle	16
Figure 16: Représentation du MCD	18
Figure 17: Représentation du MCI.....	19
Figure 18:Graphe du rééchantillonnage dans le filtre à particules	35
Figure 19:une petite configuration Figure 20: une grande configuration.....	42
Figure 21: Système de coordonnées du robot RS10N	43
Figure 22: Nouveau coordonnées du robot.	51
Figure 23 : Identification des écarts des paramètres D-H avec les filtres.....	55
Figure 24 : l'erreur de position du robot après les expériences de calibration à l'aide des méthodes	55

Liste des schémas :

Schéma 1: filtre de Kalman Étendu (FKE) associé à un processus physique.....28
Schéma 2 : Organigramme d'expériences d'étalonnage avec FKE52
Schéma 3: Organigramme des expériences d'étalonnage avec FKE avec FP.....53

Liste des tableaux :

Tableau 1 : Comparaison entre L'FKE et FP37
Tableau 2 : Valeurs nominale des paramètres géométriques44
Tableau 3: Écart des paramètres géométriques du robot53

Nomenclature

Notations des paramètres :

$N = (0, 0, 0)$: Représente la transformation de perspective (utilisée en vision).

$P (3 \times 1)$: Le vecteur de position.

$R (3 \times 3)$: La matrice de rotation.

l : Le facteur d'échelle.

T : La matrice de transformation.

T_j^i : Matrice de transformation homogène

q : Le vecteur des variables articulaires.

α_i : L'angle entre les axes Z_{i-1} et Z_i correspondant à une rotation autour de X_i .

d_i : La distance entre X_{i-1} et X_i le long de Z_i .

θ_i : Angle entre les axes X_{i-1} et X_i correspondant à une rotation autour de Z_i .

a_i : Distance entre Z_{i-1} et Z_i le long de X_i .

Rot : La Rotation.

Trans : La Translation.

J : La matrice jacobéenne.

T_1^{i-1} = La matrice de transformation

θ : Le vecteur de position articulaire.

$\dot{\theta}$: Le vecteur de vitesse articulaire.

$\ddot{\theta}$: Le vecteur d'accélération articulaire.

F_e : Vecteurs de l'effort extérieur qu'exerce le robot sur l'environnement.

V_n : Vitesse de translation de l'organe terminal par rapport à R_0

W_n : Vitesse de rotation de l'organe terminal par rapport à R_0

\dot{X} : Vitesse opérationnelle.

\dot{x} : La dérivé par rapport au temps de coordonnée x.

\dot{y} : La dérivé par rapport au temps de coordonnée y.

\dot{z} : La dérivé par rapport au temps de coordonnée z.

τ : Vecteur des couples / forces articulaires.

W_j : L'ensemble des poids associés au point j.

α : Le paramètre de répartition des sigmas points autour de \hat{X} .

k : Gain de Kalman.

RS10N : C'est un type de robot Kawasaki.

X : Les déviations des paramètres cinématiques du robot.

P : La Matrice de covariance.

Q : La matrice de covariance du bruit du système.

Y_k : Les erreurs de position.

E_k : L'erreur de mesure.

R_k : La matrice de covariance du bruit de mesure.

I : La matrice unité.

U_k : Le bruit du système.

Z_k : La matrice d'erreur de positionnement de l'effecteur terminal du robot.

K : Le module géométrique direct.

M_K : Le vecteur des erreurs de position mesurées par le laser tracker.

R : La matrice de covariance du bruit.

Δ_e : L'erreur de position.

Δ_x : L'erreur de positionnement de l'effecteur terminal du robot dans la direction x.

Δ_y : L'erreur de positionnement de l'effecteur terminal du robot dans la direction y.

Δ_z : L'erreur de positionnement de l'effecteur terminal du robot dans la direction z.

Sommaire

Introduction générale	1
Structure du mémoire	2
chapitre I: Généralités sur la robotique	
I.1 Introduction :.....	4
I.2 Définitions préliminaires :.....	4
I.2.1 Robotique :.....	4
I.2.2 Robot :.....	4
I.2.3 Articulation :.....	4
I.2.4 Degré de liberté :.....	5
I.2.5 Espace opérationnel :.....	5
I.2.6 Espace articulaire :.....	5
I.3 Robots manipulateurs :.....	5
I.4. Morphologie des bras manipulateurs :	6
I.4.1 Structure cartésienne:.....	6
I.4.2 Structure cylindrique :	7
I.4.3 Structure sphériques (polaires) :	7
I.4.4 Structure anthropomorphe :	8
I.4.5 Structure SCARA :	8
I.5. Les différents types des jonctions :.....	9
I.6. Coordonnées homogènes d'un vecteur :	10
I.6.1. Transformation homogène :.....	10
I.6.2. Transformation des repères :.....	11
I.6.3. Matrices de rotations pures autour des axes principaux :.....	11
I.6.4 Matrice de translations pures :.....	12

I.7. Convention Denavit-Hartenberg (D-H) :	12
I.7.1 Les paramètres de (D-H) :	13
I.7.2 La convention de (D-H) et le modèle géométrique direct :	14
I.8 Modélisation géométrique :	14
I.8.1 Description de la position et de l'orientation :	14
I.8.2 Modèle géométrique direct :	16
I.8.3 Modèle géométrique inverse :	17
I.9 Modélisation cinématique :	17
I.9.1 Modèle cinématique :	17
I.9.2 Modèle cinématique Direct :	18
I.9.3 Modèle cinématique inverse :	19
I.9.4 Matrice jacobéenne cinématique:	19
I.10. Le modèle dynamique :	20
I.10.1 Le modèle dynamique direct :	20
I.10.2 Le modèle dynamique inverse :	21
I.11. Conclusion :	21

chapitre II : les méthodes de calibration

II.1. Introduction :	23
II.2. Méthodes de calibration des paramètres géométriques:	23
II.3. Méthode de calibrations avec les filtres :	24
II.3.1 Filtre de Kalman	24
1. Historique :	24
2. Définition:	24
3. Les différents types de filtre de Kalman :	25
3.1 Filtre de Kalman classique :	25
3.2 Filtre de Kalman étendu :	27
II.6. Le filtre de Kalman sans parfum :	31

II.7. Filtrés particuliers (à particules) :	33
II.7.1. Applications des filtres à particules :	36
II.8. Les différences entre l'FKE et le FP :	36
II.9. Conclusion :	38
Chapitre III : application de la méthode sur un robot Kawasaki	
III.1. Introduction :	40
III.2. Introduction sur Laser Tracker :	41
III.3. Le principe de travail de Laser Tracker :	41
III.4. Modèle géométriques du robot et leur modèle d'erreur :	43
III.5. Identification préliminaire des paramètres du robot avec FKE :	46
III.6. Identification précise des paramètres géométriques basé sur :	48
III.7. Expériences et résultats :	50
Conclusion générale	57

Introduction générale

En industrie, la robotique joue un rôle majeur dans les différents métiers notamment dans le tri de colis, la manutention, la médecine et nucléaire etc..., Dans tous les domaines susmentionnés, la précision des tâches effectuées par le robot est d'une importance cruciale, par exemple le soudage d'une cuve dans une centrale nucléaire exige une grande précision avec une tolérance quasiment nulle dans sa fabrication vue la gravité des conséquences en cas d'un défaut de soudage en plein production, etc. Toutefois, en raison de diverses exigences dans les différents secteurs de l'industrie, les tolérances d'usinage et d'assemblage ainsi que les interférences auxquelles est soumis le robot pendant son mouvement qui le font dévier de son modèle cinématique théorique, rendent son utilisation très difficile. Ce problème a un impact direct sur la précision des tâches effectuées par le robot. Cependant pour obtenir une précision optimale de positionnement, il est donc nécessaire de travailler sur la calibration des paramètres cinématiques du robot[1].

Plusieurs recherches antérieures ont été menées sur la calibration des paramètres cinématiques des robots ; Des méthodes telles que celles basées sur le modèle S du centre de rotation et du plan, la méthode de calibration automatique du robot à travers l'application de contraintes plates ou sphériques à son effecteur final et l'utilisation de modèles basés sur la formule du produit d'exponentiel ont été proposées. Bien que ces méthodes aient permis de calibrer les paramètres cinématiques du robot et d'améliorer sa précision de positionnement, elles ne résolvent pas les problèmes de forte non-linéarité et de bruit de mesure significatif qui peuvent réduire la précision de calibration du robot.

Le modèle cinématique non linéaire d'un robot est souvent linéarisé en négligeant les termes d'erreur du deuxième ordre et plus, puis l'algorithme des moindres carrés ou d'autres algorithmes d'optimisation sont utilisés pour identifier les paramètres du modèle cinématique. Parmi ces algorithmes, l'algorithme du filtre de Kalman étendu (FKE) a été largement utilisé pour estimer les paramètres cinématiques des robots. Cependant, l'FKE présente des limites lorsqu'il est confronté à des systèmes fortement non linéaires et à des bruits non gaussiens, ce qui est courant dans les systèmes robotiques réels [1].

Pour résoudre ces problèmes, dans cette étude nous combinons le filtre de Kalman étendu avec le filtre particulaire pour faire calibration des paramètres cinématiques des robots. L'FKE est utilisé pour estimer les paramètres cinématiques du robot, tandis que le FP est utilisé pour traiter

le système non linéaire en tenant compte des bruits non gaussiens. Un modèle cinématique et un modèle d'erreur cinématique sont établis pour un robot industriel à six degrés de liberté, et les paramètres cinématiques du robot sont calibrés en utilisant l'FKE en tenant compte de l'influence du bruit sur l'identification des paramètres cinématiques. Lors du processus de calibration, des erreurs se produisent dans la transformation linéaire ainsi que dans le bruit non gaussien du système. La valeur de calibration obtenue par l'FKE est utilisée comme valeur initiale, puis un ensemble d'échantillons aléatoires générés dans l'espace d'état selon la distribution a priori de l'état du système. Ces échantillons sont utilisés comme état initial des particules, et l'algorithme FP est utilisé pour calibrer les paramètres cinématiques du robot. Enfin, les améliorations de la précision de positionnement du robot après la calibration sont analysées.

L'objectif est de travailler sur nouvelle méthode de calibration des paramètres géométriques d'un robot en utilisant des approches basées sur des modèles mathématiques tels que FKE et FP.

Structure du mémoire

Le présent document est composé de trois chapitres organisés de la manière suivante :

Dans le premier chapitre, nous introduisons brièvement des généralités sur la robotique et par la suite nous présentons les différentes morphologies de base ainsi que les modèles géométrique, cinématique et dynamique (direct, inverse).

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les différentes méthodes de calibrations existantes parmi lesquelles le filtre de Kalman, dont nous introduisons l'historique ainsi que les différents types, ensuite nous donnons un aperçu sur le filtre à particules.

Dans le dernier chapitre, nous présenterons la méthode de calibration que nous avons utilisée sur le bras robotique Kawasaki RS10N, puis le programme que nous avons développé sur l'outil de calcul Matlab, puis les résultats que nous avons obtenus en simulation, et enfin nous terminerons par une conclusion générale.

*Chapitre I : Généralités sur
la robotique*

I.1 Introduction :

Dans ce chapitre nous présentons les concepts fondamentaux de la robotique, en se concentrant principalement sur la modélisation géométrique, les articulations et les coordonnées homogènes et la convention de Denavit-Hartenberg. Ces concepts sont d'une grande importance pour un contrôle efficace et une planification avancée des mouvements du robot. La compréhension de ces concepts permet de représenter : la géométrie d'un robot, d'analyser les relations entre les différentes parties articulées, d'exprimer la position et l'orientation de ces parties et d'établir des transformations entre les points de référence associés aux articulations. Ces connaissances sont donc essentielles pour concevoir, programmer et manipuler efficacement des robots dans notre application.

I.2 Définitions préliminaires :

I.2.1 Robotique :

La robotique est la science et la technologie des robots, ainsi que leur conception, leur fabrication, leur application et leur disposition structurelle. Cela nécessite une connaissance pratique de l'électronique, de la mécanique et des logiciels. [1]

I.2.2 Robot :

Un robot est un dispositif mécatronique qui allie la mécanique, l'électronique et l'informatique. Il a pour but d'accomplir automatiquement soit des tâches qui sont généralement dangereuses, pénibles, répétitives ou impossibles pour les humains, soit des tâches plus simples, mais en les réalisant mieux que ce que ferait un être humain [1].

I.2.3 Articulation :

Une articulation lie deux corps successifs en limitant le nombre de degrés de liberté, de l'un par rapport à l'autre [2]. L'articulation subdivisée en deux catégories, comme suit:

a. Articulation rotoïde :

Il s'agit d'une articulation de type pivot, nommée R, réduisant le mouvement entre deux corps à une rotation autour d'un axe commun. La situation relative entre les deux corps est donnée par l'angle autour de cet axe [2].

b. Articulation prismatique :

Une articulation de type glissière, nommée P, réduisant le mouvement entre deux corps par une translation le long d'un axe commun. La situation relative entre les deux corps est mesurée par la distance le long de cet axe [2]

I.2.4 Degré de liberté :

Le nombre de directions indépendantes ou d'articulations du robot, qui permettraient au robot de déplacer son organe terminal à travers la séquence de mouvements requise. [3]

Pour un positionnement arbitraire, 6 degrés de liberté sont nécessaires, 3 pour la position (gauche-droite, avant-arrière et haut-bas) et 3 pour l'orientation (lacet, tangage et roulis). [3]

I.2.5 Espace opérationnel :

L'espace des tâches (ou espace cartésien) est défini par la position et l'orientation de l'organe effectue d'un robot.

I.2.6 Espace articulaire :

L'espace articulaire est défini par un vecteur dont les composantes sont les déplacements en translation et angulaire de chaque articulation d'une liaison robotique.

I.3. Robots manipulateurs :

Les robots manipulateurs sont composés de liaisons rigides interconnectées par le moyen d'articulations, et un organe effecteur se trouvant à l'extrémité de la dernière liaison. Le mouvement de ces liaisons est assuré par des actionneurs (moteurs, vérins hydraulique) et l'état du manipulateur est donné par des mesures issues capteurs.

Le mouvement désiré du manipulateur est achevé en utilisant un système de contrôle qui fournit des commandes aux actionneurs des articulations dépendant sur la méthodologie de commande implémentée

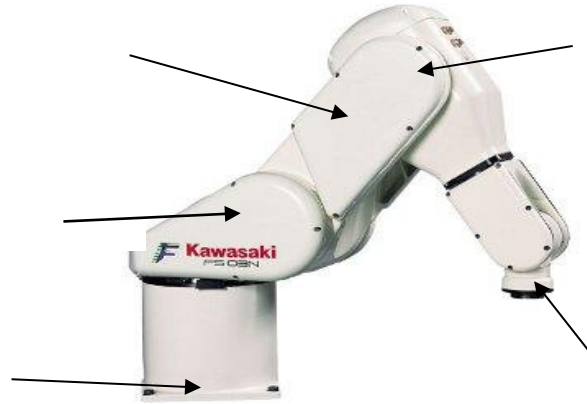


Figure 1: Élément constitutif des robots manipulateurs

I.4. Morphologie des bras manipulateurs :

Selon l'architecture du porteur, les robots manipulateurs peuvent être classés en différentes catégories :

I.4.1 Structure cartésienne :

Les robots cartésiens effectuent uniquement des déplacements sur des axes linéaires, ce qui les rend très rentables et faciles à programmer. Ils sont parfaitement adaptés pour effectuer des tâches répétitives, comme par exemple décharger des marchandises. [4]

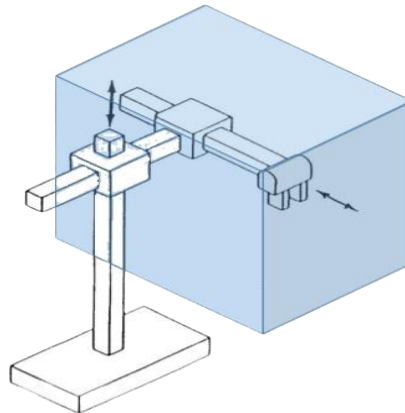


Figure 2: Manipulateur cartésien

I.4.2 Structure cylindrique :

Le porteur possède une articulation rotoïde et deux articulations prismatiques, ou deux articulations rotoïdes et une articulation prismatique, qui permettent d'effectuer des translations et des rotations selon des axes de mouvement définis par un système de coordonnées cylindriques, donnant ainsi la forme géométrique d'un cylindre à l'enveloppe de travail [5].

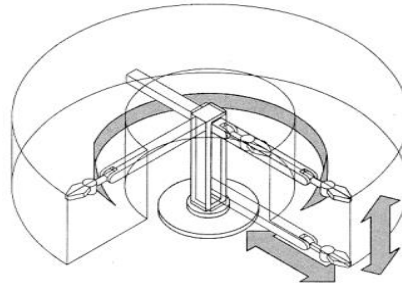


Figure 3: Manipulateur Cylindrique

I.4.3 Structure sphériques (polaires) :

Le porteur possède deux articulations rotoïdes consécutives suivies d'une articulation prismatique. Les axes de mouvement des deux articulations rotoïdes étant concourants et l'ensemble des articulations permettant d'effectuer des rotations et des translations selon des axes de mouvement définis par un système de coordonnées sphériques, donnant ainsi à l'enveloppe de travail la forme d'une sphère [6].

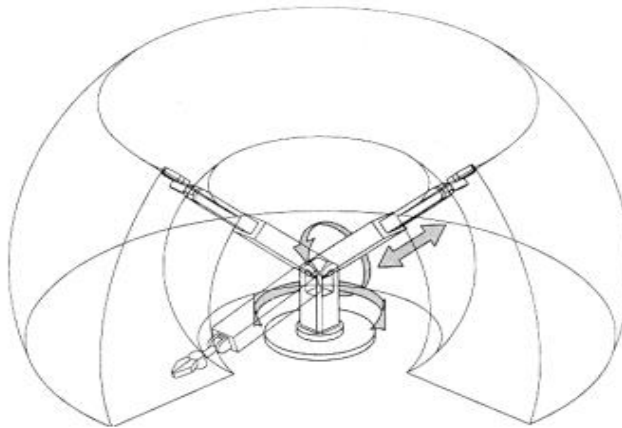


Figure 4 :Manipulateur sphérique

I.4.4 Structure anthropomorphe :

Le porteur est en coordonnées universelles, appelé aussi configuration poly articulée, trois rotations dont les deux dernières se font autour d'axes parallèles orthogonaux au premier. Les trois articulations correspondent respectivement au tronc (base), à l'épaule et au coude d'un être humain [7]

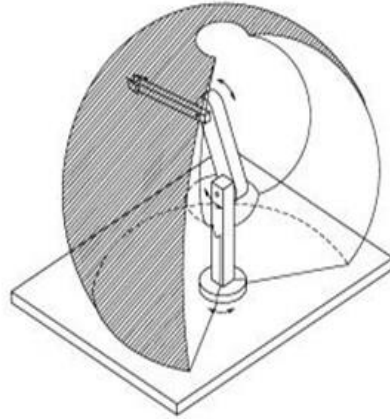


Figure 5 : Manipulateur Anthropomorphe

I.4.5 Structure SCARA :

Cette architecture comprend deux rotations autour de deux axes parallèles, précédées ou suivies d'une translation dans la même direction (éventuellement celle-ci peut être reportée au niveau du poignet, qui peut aussi tourner autour du même axe, soit au total 4 ddl). Cette structure est utilisée dans des opérations d'assemblage [7].

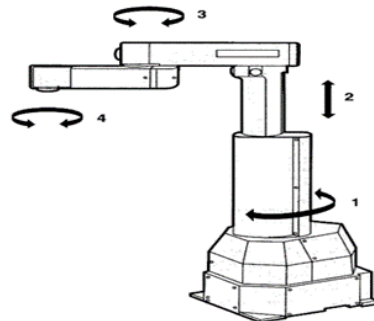


Figure 6: Structure SCARA

I.5. Les différents types des jonctions :

- **La jonction glissière** : est le paramètre détermine le mouvement de ce joint, qui est la translation le long de l'axe de \hat{Z} .
- **La jonction pivot** : est le paramètre déterminé le mouvement de cette joint, cette jonction permet un seul degré de liberté la rotation autour l'axe des \hat{Z} (Aucune translation)
- **La jonction pivot glissant** : elle a deux degrés de liberté, c'est la combinaison de deux jonction (jonction prismatique et pivot)
- **La jonction appui plane** : elle a trois degrés de liberté par exemple vous pouvez déplacer selon X et Y et il peut faire une rotation autour du point où il se trouve.
- **La jonction rotule** : elle a trois degrés de liberté, tous des rotations.
- **La jonction hélicoïdale** : elle a deux degrés de liberté (une translation et une rotation), la particularité de cette liaison est que la rotation conduit à la translation.

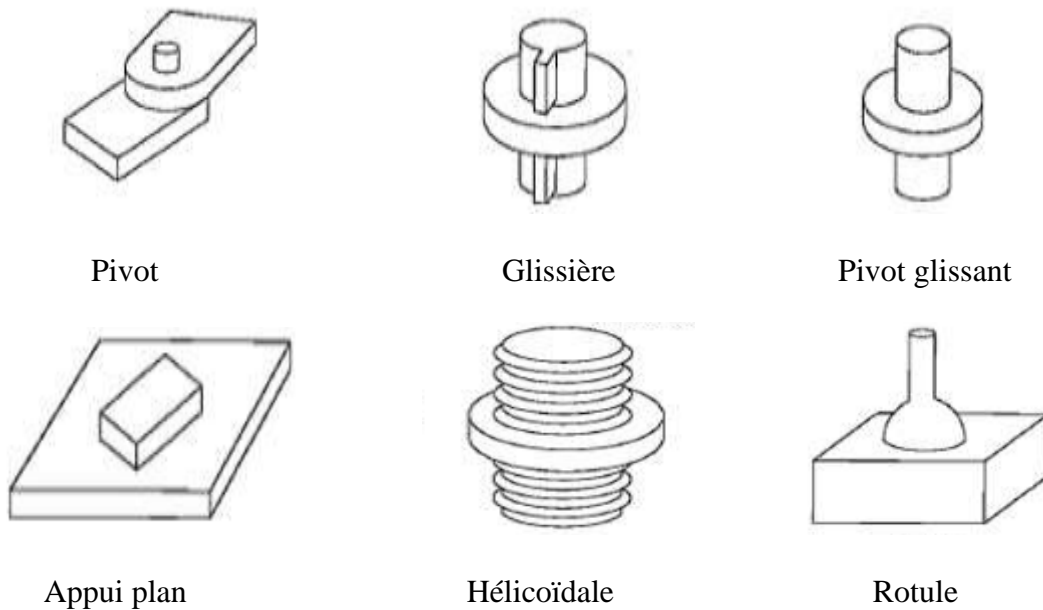


Figure 7 : les différents types des jonctions.

I.6. Coordonnées homogènes d'un vecteur :

Chaque liaison d'un manipulateur fait des rotations ou des translations par rapport au référentiel d'inertie fixe (par exemple un repère fixé à la base du robot). Le calcul des coordonnées des liaisons du manipulateur exprimées dans le référentiel de base est relativement difficile. Cette difficulté augmente suivant l'ordre de la liaison (numéro de la liaison) jusqu'à l'élément terminal. Pour ne pas alourdir les calculs et ramener toutes les informations géométriques au repère d'inertie de la base, il est judicieux de les localiser à leurs articulations correspondantes et situer chaque liaison à son propre référentiel.

Le passage d'un référentiel à un autre est garanti par des transformations. Lorsqu'on a uniquement des rotations, on se satisfait à une matrice de transformation R de troisième ordre. En présence de translations, il est plus judicieux d'utiliser des matrices de quatrième ordre pour exprimer, à la fois, la position et l'orientation d'une manière compacte, avec les matrices de transformations homogènes. Dans ce cas, le vecteur de position p sera augmenté par une quatrième composante [8].

I.6.1. Transformation homogène :

La matrice augmentée de transformation a la forme suivante [7].

$$T = [R_{3 \times 3} P_{3 \times 1} N_{1 \times 3} 1] = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & P_X \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & P_Y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & P_Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.1})$$

Avec :

- N = (0, 0, 0) : représente la transformation de perspective (utilisée en vision).
- P (3x1) : est le vecteur de position.
- R (3x3) : est la matrice de rotation.
- 1 : est le facteur d'échelle.
- T : est la matrice de transformation.

I.6.2. Transformation des repères :

Pour transformer les coordonnées (translation et/ou rotation) d'un repère R_i et l'amener dans un autre repère, on fait appel à une matrice de transformation homogène ou bien matrice de passage homogène notée T_j^i .

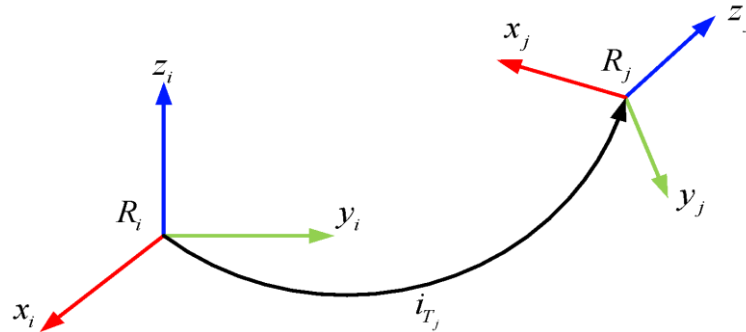


Figure 8: Représentation d'un Transformation des repères

I.6.3. Matrices de rotations pures autour des axes principaux :

Les matrices de rotation du repère, autour des axes (Ox, Oy, Oz) du repère R_i sont données par [11] :

• Rotation autour axe X :

$$T_j^i = \text{Rot}(X, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

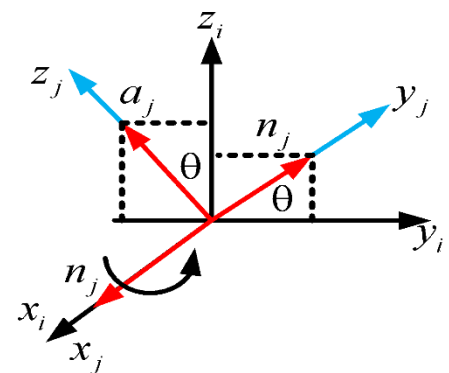


Figure 9 : Rotation autour l'axe X

• **Rotation autour axe Y :**

$$T_j^i = \text{Rot}(Y, \theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

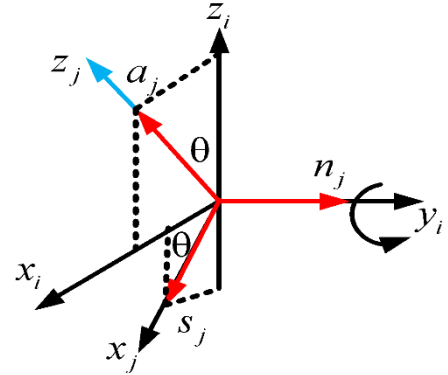


Figure 10 : Rotation autour l'axe Y

• **Rotation autour axe Z :**

$$T_j^i = \text{Rot}(Z, \theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

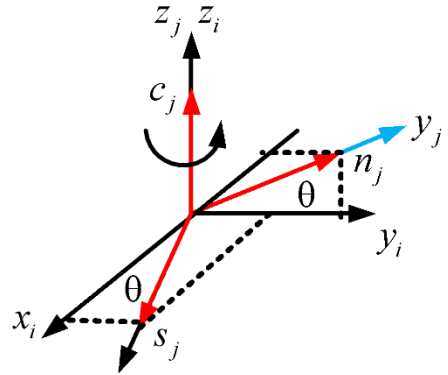


Figure 11: Rotation autour l'axe Z

I.6.4 Matrice de translations pures :

La matrice de translation de l'origine de R_j des distances (a, b, c) le long des axes (Ox, Oy, Oz) du repère R_i est donnée par :

$$T_j^i = \text{Trans}(a, b, c) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a \\ 0 & 1 & 0 & b \\ 0 & 0 & 1 & c \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

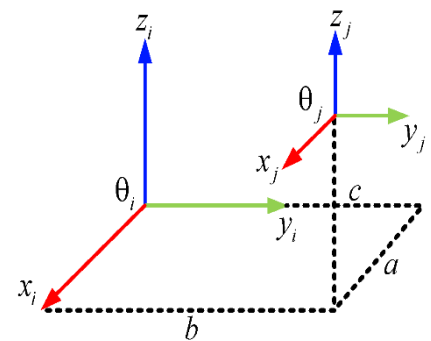


Figure 12 : Translations pures

I.7. Convention Denavit-Hartenberg (D-H) :

La convention de Denavit et Hartenberg (D-H 1955) est une méthode systématique. Elle permet le passage entre articulations adjacentes d'un système robotique. Elle concerne les chaînes cinématiques ouvertes où l'articulation possède uniquement un degré de liberté et les surfaces

adjacentes restent en contact. Le choix adéquat des repères dans les liaisons facilite le calcul des matrices homogènes de DH et permet d'arriver à exprimer rapidement des informations de l'élément terminal vers la base ou l'inverse [8].

I.7.1 Les paramètres de (D-H) :

Le passage du repère F_{i-1} au repère F_i s'exprime en fonction des quatre paramètres géométriques suivants (figure I.13) :

- α_i : angle entre les axes Z_{i-1} et Z_i correspondant à une rotation autour de X_i .
- d_i : Distance entre X_{i-1} et X_i le long de Z_i .
- θ_i : Angle entre les axes X_{i-1} et X_i correspondant à une rotation autour de Z_i .
- a_i : Distance entre Z_{i-1} et Z_i le long de X_i .

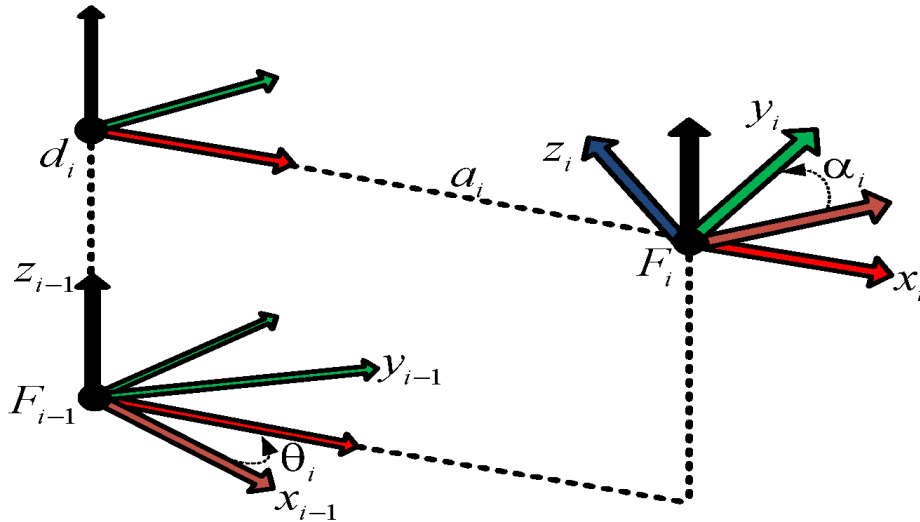


Figure 13: Paramètres géométriques dans le cas d'une structure ouverte simple

La variable articulaire q_j associée à la $i^{\text{ème}}$ articulation est soit θ_i , soit r_i , selon que cette articulation est de type rotoïde ou prismatique, ce qui se traduit par la relation [14] :

$$q_i = \bar{\sigma}_i \theta_i + \sigma_i r_i \quad (I.2)$$

Avec :

- $\sigma_i = 0$ si l'articulation j est rotoïde ;
- $\sigma_i = 1$ si l'articulation j est prismatique ;
- $\bar{\sigma}_i = 1 - \sigma_i$

La matrice de transformation définissant le repère F_i dans le repère F_{i-1} est donnée par

(Figure I.13) :

$$T_i^{i-1} = \text{Rot}(z, \theta_i) \text{Trans}(0,0,d_i) \text{Rot}(x, \alpha_i) \text{Trans}(a_i, 0,0) \quad (\text{I.3})$$

$$T_i^{i-1} = \begin{pmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & 0 \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & 0 \\ 0 & \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & a_{i-1} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$T_i^{i-1} = \begin{pmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & \alpha_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \alpha_i \cos \theta_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & \alpha_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{I.4})$$

I.7.2 La convention de (D-H) et le modèle géométrique direct :

Le modèle géométrique direct est l'ensemble des équations mathématiques qui permettent le passage de l'espace articulaire vers l'espace opérationnel, ces équations permettent de connaître les coordonnées cartésiennes de l'organe terminal en fonction des variables articulaires. Parmi les techniques utilisées au calcul du MGD celle de 'Denavit- Hardenberg'.

I.8 Modélisation géométrique :

I.8.1 Description de la position et de l'orientation :

Dans l'étude de la robotique, la localisation des objets dans l'espace tridimensionnel est fondamentale et nécessaire. Ces objets sont décrits par seulement deux attributs la position et l'orientation qui dépendent de la représentation des équations mathématiques. Pour le développement des équations du robot, il est nécessaire d'établir plusieurs systèmes de coordonnées pour représenter les positions et les orientations de corps rigides. Il est également nécessaire de connaître les transformations des coordonnées entre ces systèmes, afin que les

vecteurs représentant des positions, des vitesses et des accélérations, donnés dans un système de coordonnées donné, puissent être représentés dans d'autres systèmes des coordonnées [7].

Le problème fondamental est la formulation des équations permettant d'exprimer :

- Les coordonnées opérationnelles à partir des coordonnées articulaires. On établit alors le modèle géométrique.

- Les coordonnées articulaires à partir des coordonnées opérationnelles. On parle alors du modèle géométrique inverse.

➤ **L'espace articulaire :**

Il est décrit par des coordonnées articulaires comme les angles et les distances en fonction des liaisons mécaniques liant les segments du robot [9].

$$\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m]^T$$

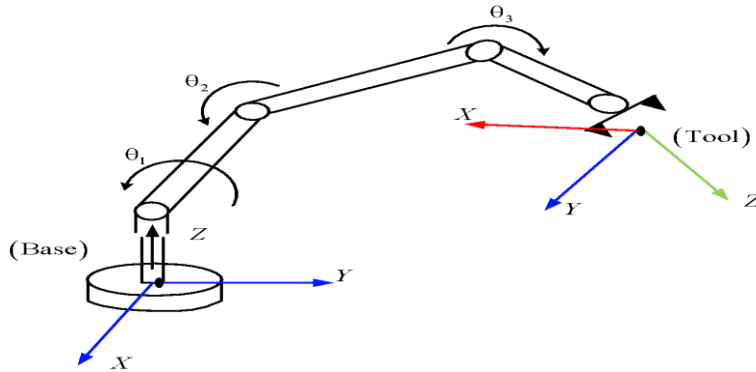


Figure 14: Représentation de l'espace articulaire.

➤ **L'espace opérationnelle :**

Il est décrit par les positions et les orientations de l'effecteur dans l'espace tâche [7]

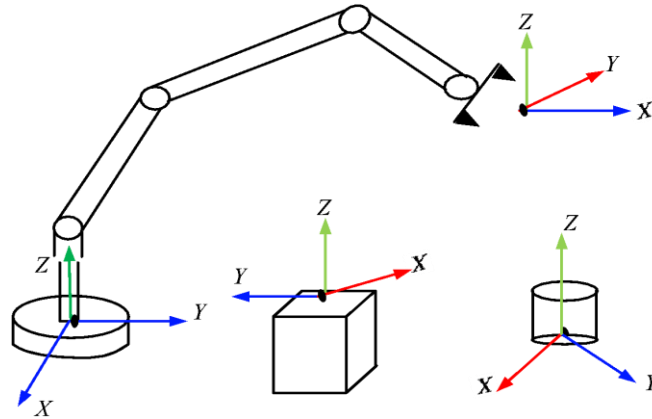


Figure 15: Représentation de L'espace opérationnelle

I.8.2 Modèle géométrique direct :

Le modèle géométrique direct (MGD) est l'ensemble des relations qui permettent d'exprimer la situation de l'organe terminal, c'est-à-dire les coordonnées opérationnelles du robot, en fonction de ses coordonnées articulaires. Dans le cas d'une chaîne ouverte simple, il peut être représenté par la matrice de transformation T_n^0 [12] :

$$T_n^0 = T_1^0(q_1)T_2^1(q_2) \dots T_n^{n-1}(q_n) \quad (I.5)$$

Le modèle géométrique direct du robot peut aussi être représenté par la relation :

$$X = F(q) \quad (I.6)$$

q : Étant le vecteur des variables articulaires tel que :

$$q = [q_1 q_2 \dots q_n]^T \quad (I.7)$$

Les coordonnées opérationnelles sont définies par :

$$X = [X_1 X_2 X_m]^T \quad (I.8)$$

Plusieurs possibilités existent pour la définition du vecteur X . Par exemple, avec les éléments de la matrice T_n^0 :

$$X = [N_X N_Y N_Z O_X O_Y O_Z A_X A_Y A_Z P_X P_Y P_Z]^T \quad (I.9)$$

Enfin, si nous avons un référentiel outil, et un référentiel atelier, la pose du premier par rapport au dernier est définie par l'équation suivante :

$$T_{\text{outil}}^{\text{atelier}} = T_0^{\text{atelier}} T_n^0 T_{\text{outil}}^n \quad (\text{I.10})$$

I.8.3 Modèle géométrique inverse :

Ce modèle est appelé modèle géométrique pour la commande, il permet de calculer les coordonnées articulaires en fonction des coordonnées opérationnelles de l'organe terminal définies dans le repère de référence. Il est défini par l'équation suivante :

$$q = f^{-1}(X) \quad (\text{I.11})$$

Plusieurs approches et contributions ont été proposées dans la littérature pour résoudre MGI. On présente trois méthodes :

1) La méthode de Paul : traite séparément chaque cas particulier elle convient pour la plupart des robots industriels. [10]

2) La méthode de Pieper : permet de résoudre le problème pour les robots à six ddl possédant trois articulations rotoïde d'axes concourants ou trois articulations prismatiques. [11]

3) La méthode générale de Raghavan et Roth : donne la solution générale des robots à six articulations à partir d'un polynôme a un degré au plus. [12]

I.9 Modélisation cinématique :

I.9.1 Modèle cinématique :

Soit $X = [X_p^T X_r^T]^T$ une représentation quelconque dans le repère R_0 de la situation du repère R_n fixé à un solide [8], les éléments \dot{X}_p et \dot{X}_r désignant respectivement la position et l'orientation opérationnelles du solide. Les relations entre les vitesses \dot{X}_p et \dot{X}_r et les vecteurs vitesses V_n^0 et W_n^0 on du repère R_n sont telles que :

$$(\dot{X}_p \dot{X}_r) = (\Omega_p 0_3 0_3 \Omega_r) (V_n^0 \Omega_n^0) = \Omega (V_n^0 \Omega_n^0) \quad (\text{I.12})$$

Les matrices Ω_p et Ω_r dépendant de la représentation choisie respectivement pour la position et pour l'orientation. Le modèle cinématique directe a pour forme générale :

$$\dot{\theta} = J^{-1}\dot{X} \tag{I.13}$$

Dans le cas régulier où la matrice jacobéenne J est carrée d'ordre n et son déterminant est non nul, la méthode la plus générale consiste à calculer la matrice inverse de J.

I.9.2 Modèle cinématique Direct :

Le modèle cinématique direct d'un robot manipulateur décrit les vitesses des coordonnées opérationnelles en fonction des vitesses articulaires. Il est noté :

$$\dot{X} = j(\theta)\dot{\theta} \tag{I.14}$$

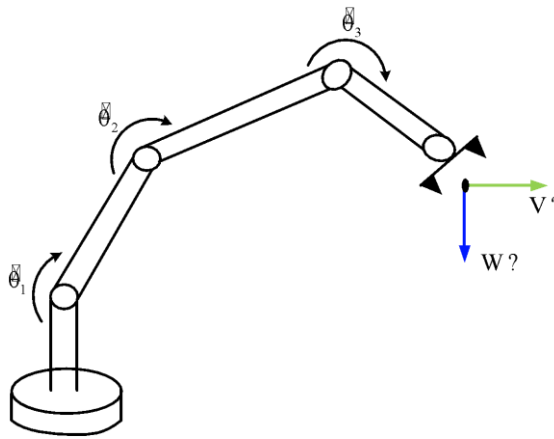


Figure 16: Représentation du MCD

$$\dot{X} = [V_n W_n] , \quad \dot{\theta} = [\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_n] \tag{I.15}$$

Avec :

V_n : Vitesse de translation de l'organe terminal par rapport à R_0

W_n : Vitesse de rotation de l'organe terminal par rapport à R_0

Où $j(\theta)$ désigne la matrice jacobéenne de dimension $(m \times n)$ du mécanisme, en fonction de la configuration articulaire θ . La même matrice jacobéenne intervient dans le calcul du modèle différentiel direct qui donne les variations élémentaires dx des coordonnées opérationnelles en fonction des variations élémentaires des coordonnées articulaires $d\theta$, soit :

$$dx = j(\theta)d\theta \tag{I.16}$$

I.9.3 Modèle cinématique inverse :

L'objectif du MCI est de calculer à partir d'une configuration donnée, les vitesses articulaires $\dot{\theta}$ qui assurent une vitesse opérationnelle \dot{X} imposée. Pour obtenir le modèle cinématique inverse, on inverse le modèle cinématique directe en résolvant un système d'équations. La mise en œuvre peut être faite de façon analytique ou numérique :

- La solution analytique a pour avantage de diminuer considérablement le nombre d'opérations. Mais, on doit traiter séparément tous les cas singuliers.

- Les méthodes numériques sont plus générales. La plus répandue étant fondée sur la notion de pseudo-inverse : les algorithmes traitent de façon unifiée les cas réguliers, singuliers et redondants. Elles nécessitent un temps de calcul relativement important [8].

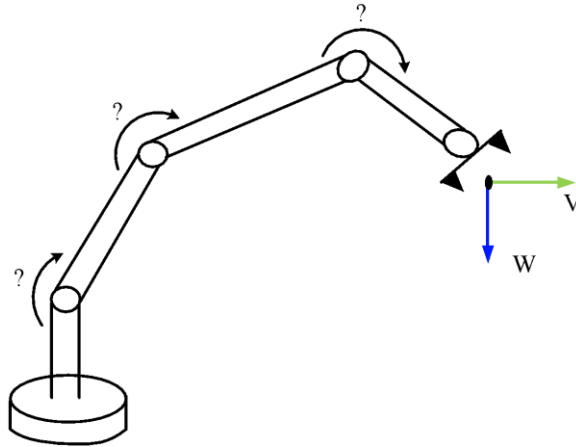


Figure 17: Représentation du MCI

I.9.4 Matrice jacobéenne cinématique:

On peut obtenir la matrice jacobéenne par une méthode de calcul direct, fondée sur la relation entre les vecteurs des vitesses de translation et de rotation V_n et W_n du repère F_n , et les vitesses articulaires \dot{q} :

$$(V_n W_n) = J_n \dot{q} \quad (I.17)$$

Cette équation peut être exprimée comme :

$$\begin{pmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{Z} \\ W_x \\ W_y \\ W_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_{L,1} & J_{L,2} & \dots & J_{L,n} \\ J_{A,1} & J_{A,2} & \dots & J_{A,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \vdots \\ \dot{q}_n \end{pmatrix} \quad (\text{I.18})$$

Où \dot{x} \dot{y} \dot{z} sont les dérivés par rapport au temps des coordonnées x y z , et de l'origine du référentiel de l'outil par rapport au référentiel de l'atelier, et W_x W_y W_z ne sont pas les dérivées d'une représentation quelconque de l'orientation.

Les vecteurs $J_{L,i}$ et $J_{A,j}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) sont 3×1 . Le vecteur $(J_{L,i})$ multiplié à la vitesse articulaire \dot{q}_i , représente la contribution de l'articulation i à la vitesse linéaire de l'outil. De même, le vecteur $(J_{A,i})$ multiplié à la vitesse articulaire \dot{q}_i représente la contribution de l'articulation ' i ' à la vitesse angulaire de l'outil. C'est grâce à ces deux observations que nous pourrions trouver des formules pour ces vecteurs. Cependant, nous devons considérer les articulations rotoïde et prismatiques séparément.

I.10. Le modèle dynamique :

La modélisation dynamique d'un robot est l'opération permettant de construire un modèle de son évolution dans le temps au travers une relation entre les forces/couples appliquées et le mouvement résultant du robot (positions, vitesses et accélérations articulaires).

Cette modélisation est utile dans le cas de la commande et de la simulation. Le but étant l'obtention de l'évolution des différents angles, vitesses et accélérations angulaires en fonction des couples appliqués aux différentes articulations, ou l'inverse [3].

I.10.1 Le modèle dynamique direct :

Le modèle dynamique direct (ou modèle de simulation) exprime les accélérations articulaires en fonction des positions, vitesses et couples des articulaires.

Il est représenté par la relation suivante [9] :

$$\ddot{\theta} = g(\theta, \dot{\theta}, \tau, F_e) \quad (\text{I.19})$$

Plusieurs formalismes ont été utilisés pour obtenir le modèle dynamique des robots manipulateurs, les plus souvent utilisés sont :

- ❖ Le formalisme de Newton-Euler
- ❖ Le Formalisme de Lagrange – Euler, et l'une des plus utilise

I.10.2 Le modèle dynamique inverse :

On représente le modèle dynamique inverse par une relation [3] :

$$\boldsymbol{\tau} = f(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}, \ddot{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{F}_e) \quad (\text{I.20})$$

Avec :

$\boldsymbol{\tau}$: Vecteur des couples / forces articulaires.

$\boldsymbol{\theta}$: Vecteur des positions articulaires.

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

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

\boldsymbol{F}_e : Vecteurs de l'effort extérieur qu'exerce le robot sur l'environnement.

I.11. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les aspects généraux de la robotique, puis nous nous sommes intéressés à la modélisation géométrique d'un robot manipulateur afin de déterminer notre modèle mathématique, qui nous permettra par la suite de contrôler les mouvements de la structure mécanique de notre robot. Avec ce modèle géométrique, nous pourrons effectuer des simulations à l'aide de l'outil de calcul Matlab.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les différentes méthodes mathématiques que nous avons utilisées pour développer notre méthode de calibration des paramètres géométriques (chapitre3).

*Chapitre II : les méthodes
de calibration*

II.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous décrivons tout d'abord les différentes méthodes existantes pour calibrer les paramètres géométriques des robots. En effet, l'étalonnage des paramètres d'un robot est un processus essentiel qui vise à réduire les écarts en ajustant les valeurs des paramètres géométriques du robot pour qu'elles correspondent à sa configuration réelle. Cela inclut des informations telles que la longueur des bras, les angles des articulations. Dans la deuxième partie, nous présentons le filtre de Kalman, puis nous décrivons le filtre à particules.

II.2. Méthodes de calibration des paramètres géométriques:

Il existe de nombreuses façons de calibrer les paramètres géométriques d'un robot, et chaque méthode à son propre mode de fonctionnement et de calcul, en fonction du type de robot et du but de l'utilisation. Ci-dessous quelques méthodes pour calibrer les paramètres géométriques d'un robot :

1) Méthode de régression :

Cette méthode consiste à collecter un ensemble de données expérimentales en effectuant diverses configurations de mouvement du robot. Les données sont ensuite utilisées pour ajuster les paramètres géométriques en utilisant des techniques de régression, telles que la régression linéaire ou la régression non linéaire.

2) Méthode d'optimisation :

Cette méthode est une méthode qui repose sur l'utilisation d'algorithmes d'optimisation pour minimiser l'écart entre les positions réelles du robot et les positions prédites par le modèle cinématique. Les paramètres géométriques sont ajustés itérativement jusqu'à ce que l'erreur soit suffisamment réduite.

3) Méthode de Levenberg-Marquardt :

Cette méthode est une approche itérative qui combine les principes de la méthode des moindres carrés et de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Elle permet d'ajuster les paramètres géométriques en minimisant l'écart entre les positions réelles et prédites du robot.

4) Méthode d'identification de système :

Cette méthode consiste à traiter la calibration des paramètres géométriques du robot comme un problème d'identification de système. Des techniques telles que l'identification des paramètres de système dynamique ou l'identification des paramètres par la méthode moindres carrés peuvent être utilisées pour estimer les paramètres géométriques à partir des données expérimentales.

5) Méthode de la programmation génétique :

Cette méthode utilise des algorithmes évolutifs, tels que la programmation génétique, pour rechercher efficacement l'espace des paramètres géométriques afin de trouver les meilleures combinaisons qui minimisent l'erreur entre les positions réelles et prédites du robot.

II.3. Méthode de calibrations avec les filtres :

II.3.1 Filtre de Kalman

1. Historique :

Le filtre de Kalman introduit par Rudolf Emil Kalman en 1960, [15], est l'un des développements mathématiques les plus intéressants dans la théorie de l'estimation linéaire. Il est un reconstituteur d'état dans un environnement stochastique, lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un estimateur linéaire minimisant la variance de l'erreur d'estimation. Les applications du filtre de Kalman sont nombreuses. Le filtre de Kalman permet de donner une estimation de l'état du système à partir d'une information a priori sur l'évolution de cet état (modèle) et des mesures réelles. Il est utilisé pour estimer des conditions initiales inconnues, prédire des trajectoires, implanter des lois de commande, etc. [16].

2. Définition:

Le filtre de Kalman est un filtre récursif, qui utilise une approche temporelle [17]. Il permet d'estimer l'état (cet état correspond à l'information utile) d'un système dynamique à partir d'une information, à priori, sur l'évolution de cet état (modèle) et de mesure réelle [18]. L'utilisation de ce filtre est particulièrement recommandée lorsque l'imprécision sur les données traitées peut être interprétée comme un bruit aléatoire, dont la distribution est connue à priori [17]. Le filtre de Kalman est un outil de traitement utilisé dans une large gamme de domaines technologiques tels

que le traitement du signal, l'automatique le radar et les systèmes de communication. Il est également de plus en plus utilisé en dehors du domaine du traitement du signal, par exemple en météorologie et en océanographie, en finance et en navigation [18]. Ce problème est, en effet, assez général puisqu'il s'agit, dans tous les cas, d'estimer l'état d'un système dynamique à partir d'observations bruitées. Lorsque le système est modélisé par des équations linéaires, l'estimation d'état réalisée est optimale au sens de la minimisation de la variance de l'erreur d'estimation à posteriori. Le filtre de Kalman peut également être utilisé dans les situations où nous voulons lisser, filtrer ou prédire les états d'un système dynamique et linéaire, suivant la quantité d'informations disponibles. [19]

Dans les ouvrages on trouve plusieurs variantes du filtre de Kalman comme :

- **Filtre de Kalman classique.**
- **Filtre de Kalman étendue.**
- **Filtre de Kalman sans parfum.**
- **Filtre de Kalman particulière.**

3. Les différents types de filtre de Kalman :

3.1 Filtre de Kalman classique :

3.1.1 Le processus à estimer :

Le filtre de Kalman résout le problème général d'essayer d'estimer l'état d'un processus $x \in R^n$ contrôlé en temps discret qui est régi par l'équation aux différences stochastiques linéaire.[20]

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \quad (\text{II.1})$$

Avec une mesure $z \in R^n$ qui est :

$$z_k = H x_k + v_k \quad (\text{II.2})$$

Les variables aléatoires w_k et v_k représentent le bruit de procédé et de mesure (respectivement). Ils sont supposés être indépendantes (l'un de l'autre), blancs et avec des distributions de probabilité normales. [21]

$$P(w) \approx N(0, Q) \quad (\text{II.3})$$

$$P(v) \approx N(0, R) \tag{II.4}$$

La matrice A ($n * n$) dans l'équation aux différences (1.1) relie l'état au temps k à l'état au temps $k + 1$, dans l'absence de toute fonction d'apprentissage ou de bruit de processus. La matrice B ($n * 1$) lie l'entrée de commande $u \in R^1$ à l'état x . La matrice H dans l'équation de mesure (1.2) relie l'état à la mesure z_k . [22]

3.1.2 Les origines arithmétiques du filtre :

Nous définissons $\hat{x}_k^- \in R^n$ (notez le « super moins ») comme étant notre estimation d'état a priori à l'étape k compte tenu de la connaissance du processus avant l'étape k , et $\hat{x}_k \in R^n$ comme étant notre estimation d'état a posteriori à l'étape k compte tenu de la mesure z_k . [23]

On peut alors définir les erreurs d'estimation a priori et a posteriori comme :

$$e_k^- = x_k - \hat{x}_k^-$$

$$e_k = x_k - \hat{x}_k$$

Alors la covariance d'erreur d'estimation a priori est :

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \tag{II.5}$$

Et la covariance d'erreur d'estimation posteriori est :

$$P_k = E[e_k e_k^T] \tag{II.6}$$

En dérivant les équations pour le filtre de Kalman, nous commençons par trouver une équation qui calcule une estimation d'état a posteriori \hat{x}_k comme une combinaison linéaire d'une estimation a priori \hat{x}_k^- et une différence pondérée entre une mesure réelle z_k et une prédiction de mesure $H_k \hat{x}_k^-$ comme indiqué ci-dessous dans (II.7). Une justification de (II.7) est donnée dans "Les origines probabilistes du filtre" ci-dessous :

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H_k \hat{x}_k^-) \tag{II.7}$$

La différence $(z_k - H_k \hat{x}_k^-)$ dans (II.7) est appelée l'innovation de mesure, ou le résidu. Le résidu reflète l'écart entre la mesure prévue $H_k \hat{x}_k^-$ et la mesure réelle z_k . Un résidu de zéro signifie que les deux sont en parfait accord. [27]

La matrice $K(n * m)$ dans (II.7) est choisie pour être le facteur de gain ou de mélange qui minimise la covariance d'erreur a posteriori (II.6). Cette minimisation peut être accomplie en remplaçant d'abord (II.7) dans la définition ci-dessus par e_k , en remplaçant cela dans (II.6), en effectuant les espérances indiquées, en prenant la dérivée de la trace du résultat par rapport à K , en fixant ce résultat égal à zéro, puis résoudre pour K . Une forme du résultat K qui minimise (II.6) est donnée par :

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (\text{II.8})$$

Dans (1.8), nous voyons que lorsque la covariance de l'erreur de mesure R_k approche de zéro, le gain K pondère plus fortement le résidu. Spécifiquement,

$$\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H_k^{-1}$$

En revanche, lorsque la covariance d'erreur d'estimation a priori P_k^- tend vers zéro, le gain K pondère moins le résidu. Spécifiquement,

$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0$$

Une autre façon de penser à la pondération par K est que lorsque la covariance de l'erreur de mesure R_k s'approche de zéro, la mesure réelle z_k est de plus en plus "fiable", tandis que la valeur prédite la mesure $H_k \hat{x}_k^-$ est de moins en moins fiable. D'autre part, à mesure que la covariance d'erreur estimée a priori P_k^- approche de zéro, la mesure réelle z_k est de moins en moins fiable, tandis que la mesure prédite $H_k \hat{x}_k^-$ est de plus en plus fiable. [22]

3.2 Filtre de Kalman étendu :

a. Le filtre de Kalman étendu en temps discret :

Le Filtre de Kalman étendu (FKE) permet d'appliquer le principe du filtre de Kalman pour estimer les états d'un système linéaire. Pour cela, les équations du système sont linéarisées autour

d'un point de fonctionnement, correspondant dans le cas de l'FKE à d'état estimé [24]. La non linéarité peut être associée au modèle du processus, au modèle d'observation ou bien aux deux. Ces non linéarités dans le système rendent inapplicable le filtre de Kalman classique et il devient donc nécessaire d'adapter le FKE [25].

La linéarisation des équations du système autour d'un point de fonctionnement en utilisant les séries de Taylor, nous permet d'aboutir à des équations similaires au cas du filtre de Kalman linéaire [26], le filtre de Kalman linéarisé autour du point de fonctionnement actuel est le filtre de Kalman étendu. [27].

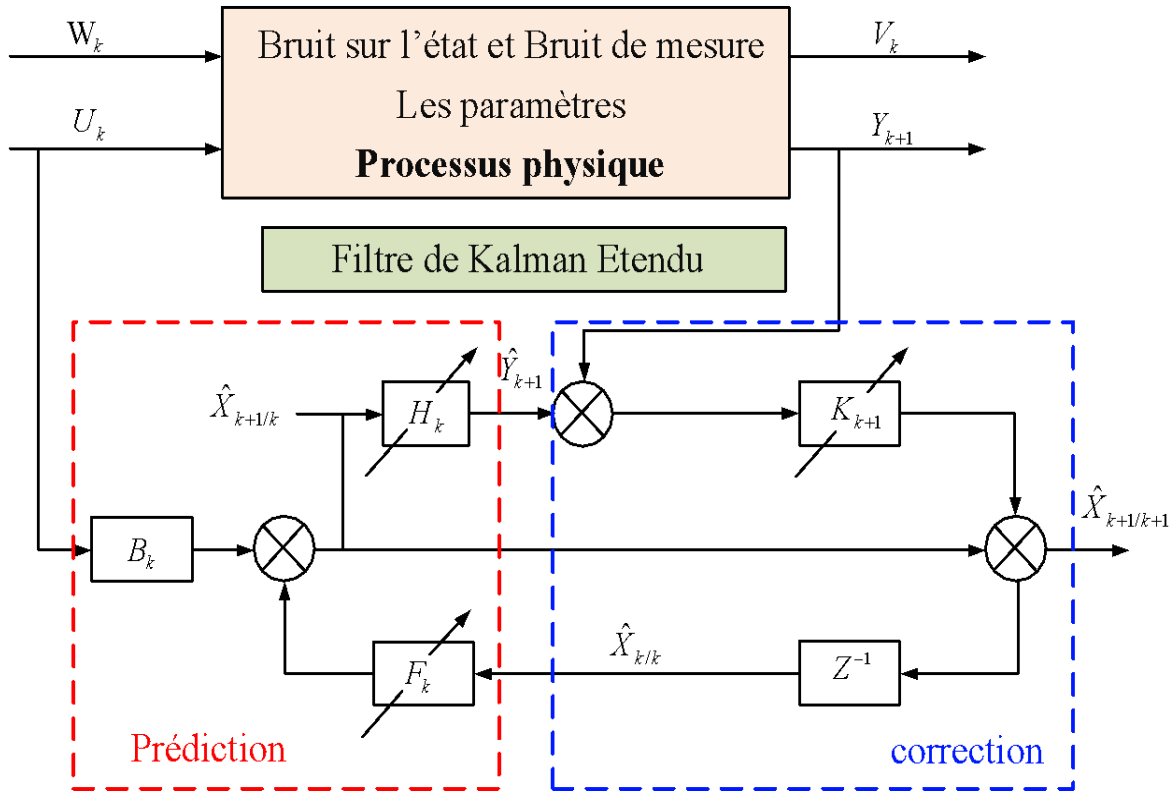


Schéma 1: filtre de Kalman Étendu (FKE) associé à un processus physique.

Pour le cas d'un système non linéaire, les équations d'état et de mesure deviennent :

$$x_{k+1} = f(x_k, w_k)$$

$$y = h(x_k, v_k)$$

De la même manière que dans le cas du Filtre de Kalman classique w_k et v_k sont des bruits blancs gaussien de moyenne nulle et respectivement de covariance Q_k et R_k .[22]

Les fonctions F et H ne sont pas linéaires. Le principe du filtre de Kalman étendu est d'utiliser l'extension en série de Taylor des fonctions non-linéaires et de prendre le premier ordre, en négligeant les ordres supérieurs de la série de Taylor. Il suffit donc de calculer les matrices des dérivés partielles (du premier ordre) des fonctions non linéaires (aussi appelé matrice Jacobinne). Cette dernière est calculée à chaque instant autour du point d'estimation courant \hat{x} avec l'objectif de linéarisé le système :

$$A_{k+1} = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_k} \quad (\text{II.10})$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_k} \quad (\text{II.11})$$

De cette façon les équations de prédiction et de mise à jour deviennent :

➤ **Étape de prédiction :**

$$\hat{x}_{k+1} = f(\hat{x}_k) \quad (\text{II.12})$$

$$P_{k+1} = A_{k+1}P_kA_{k+1}^T + Q_k \quad (\text{II.13})$$

➤ **Étape de mise à jour :**

$$k_k = P_{k/k-1}H_k^T[H_kP_{k/k-1}H_k^T + R_k]^{-1} \quad (\text{II.14})$$

$$P_{k/k} = [I - H_kK_k]P_{k/k-1} \quad (\text{II.15})$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + k_k[y_k - H_k\hat{x}_{k/k-1}] \quad (\text{II.16})$$

Comme le filtre de Kalman classique, le filtre étendu nous permet d'obtenir une estimation de variance minimale à partir d'observations qui ne sont pas exactes. Par contre, c'est une méthode approximative qui n'arrive pas toujours à converger car la précision du modèle dépend en grande partie des valeurs de l'état initial que l'on choisit de façon plus ou moins empirique.[29]

b. Le filtre de Kalman étendu en temps continu :

On donne l'algorithme de ce filtre avec ses étapes :

1) les équations du système sont données comme :

$$\dot{x} = f(x, u, w, t)$$

$$y = h(x, v, t)$$

$$w \sim (0, Q)$$

$$v \sim (0, R)$$

2) Le calcul des matrices de dérivées partielles suivantes évaluées à l'estimation de l'état actuel :

$$A = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}}$$

$$L = \left. \frac{\partial f}{\partial w} \right|_{\hat{x}}$$

$$C = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}}$$

$$M = \left. \frac{\partial h}{\partial v} \right|_{\hat{x}}$$

3) Le calcul des matrices suivantes (Propagation des variances) :

$$\tilde{Q} = LQL^T$$

$$\tilde{R} = MRM^T$$

4) L'exécution des équations de filtre de Kalman suivantes :

$$\hat{x}(0) = E[x(0)]$$

$$P(0) = E[(x(0) - \hat{x}(0))(x(0) - \hat{x}(0))^T].$$

$$\hat{x} = f(\hat{x}, u, w_0, t) + K[y - h(\hat{x}, v_0, t)].$$

$$K = PC^T\hat{R}^{-1}.$$

$$P = AP + PA^T + \hat{Q} - PC^T\hat{R}^{-1}CP.$$

Avec : Les valeurs nominales de bruit sont données comme $W_0 = 0$ et $V_0 = 0$.

c. Algorithme du filtre de Kalman étendu :

A l'issue de ce qui précède, les différentes étapes de l'algorithme de Kalman étendu sont les suivantes [16].

1) Initialisation du processus :

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$

$$p_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$$

$$Q_0 = E[(w - \bar{w})(w - \bar{w})^T] \quad (\text{II .17})$$

$$R_0 = E[(v - \bar{v})(v - \bar{v})^T]$$

2) Calcul des matrices Jacobéennes de fonction non linéaire f autour de l'état précédent K-1

$$A_{k-1} = \frac{\partial f_{k-1}}{\partial x} |_{\hat{x}_{k-1/k-1}} \quad (\text{II .18})$$

$$F_{k-1} = \frac{\partial f_{k-1}}{\partial w} |_{\hat{x}_{k-1/k-1}} \quad (\text{II .19})$$

3) Prédiction de l'état à l'instant k (par le calcul de l'estimé $\hat{X}_{k/k-1}$) et de la matrice de covariance $P_{k/k-1}$ à partir des mesures disponibles à l'instant (T=k-1) :

$$\begin{cases} \hat{X}_{k/k-1} = f_{k-1}(\hat{X}_{k-1/k-1}, 0) \\ P_{k/k-1} = A_{k-1}P_{k-1/k-1}A_{k-1}^T + F_{k-1}Q_{k-1}F_{k-1}^T \end{cases} \quad (\text{II .20})$$

4) Calcul des matrices Jacobéennes de fonction non linéaire h :

$$h_k = \frac{\partial h_k}{\partial x} |_{\hat{x}_{k/k-1}} \quad (\text{II .21})$$

$$G_k = \frac{\partial h_k}{\partial v} |_{\hat{x}_{k/k-1}} \quad (\text{II .22})$$

5) Correction de l'estimation par la mesure à partir des équations suivantes :

$$\hat{X}_{k/k} = \hat{X}_{k/k-1} + K_k(Y_k - h(\hat{X}_{k/k-1}, 0))$$

$$K_k = P_{k/k-1}H_k^T(H_kP_{k/k-1}H_k^T + G_kR_kG_k^T)^{-1} \quad (\text{II.23})$$

$$P_{k/k} = (I - K_kH_k)P_{k/k-1}$$

6) Bouclage sur l'étape 2

II.6. Le filtre de Kalman sans parfum :

Filtre de Kalman sans parfum est une méthode de calcul des statistiques d'une variable aléatoire qui suit une transformation non linéaire. Nous considérons une variable X qui se propage

aléatoirement à travers une fonction non linéaire f . L'FKSP (Filtre de Kalman sans parfum) utilise un ensemble de points échantillons soigneusement et attentivement choisis appelés « points sigma » pour représenter la moyenne et la covariance a posteriori. Etant donné le vecteur d'état prédit, les points sigma sont calculés et stockés dans les colonnes d'une matrice de taille $2 * (L + 1)$, où L est la dimension du vecteur d'état. Ces points sont calculés en utilisant un algorithme déterministe [40] :

$$(x_k)_j = \hat{x}_{k/k} \quad (II.24)$$

$$(x_k)_j = \hat{x}_{k/k} + \sqrt{(L + \lambda)} P_{k/k} \quad j=2 : L+1 \quad (II.25)$$

$$(x_k)_j = \hat{x}_{k/k} + \sqrt{(L + \lambda)} P_{k/k} \quad j=2 : 2L+1 \quad (II.26)$$

Où, W_j est l'ensemble des poids associés au point j :

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{(L + \lambda)}$$

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{(L + \lambda)} + 1 - \alpha^2 + \beta$$

$$W_j^{(m)} = W_j^{(c)} = \frac{1}{(2*(L+\lambda))} \quad j=1 : 2 * L + 1$$

Où $\lambda = \alpha^2(L + k) - L$, tel que α est le paramètre de répartition des sigmas points autour de \hat{X} généralement réglé à $0 \leq \alpha \leq 1$. $\beta \geq 0$ est utilisé pour prendre en compte la connaissance a priori de la distribution de X . Pour une distribution gaussienne, par exemple $\beta = 2$ est une valeur appropriée. k est un paramètre secondaire, habituellement, k est réglé à zéros pour l'estimation d'état et à $3-L$ pour l'estimation des paramètres [41].

La transformation est construite suivant les étapes ci-dessous :

➤ **Les points sigma sont propagés à travers la fonction non linéaire :**

$$(D_K)_j = f((D_K)_j) \quad (II.27)$$

➤ **Génération des sigmas points :**

$$\hat{D}_k = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(m)} (x_k)_j \quad (II.28)$$

$$P_k = ((x_k)_j - \widehat{D}_k) * W_j^{(c)} * ((x_k)_j - \widehat{D}_k)' + Q \quad (\text{II.29})$$

$$(x_k)_j = \widehat{x}_{k/k} + \sqrt{(L + \lambda) P_k} \quad (\text{II.30})$$

$$(x_k)_j = \widehat{x}_{k/k} - \sqrt{(L + \lambda) P_k} \quad (\text{II.31})$$

➤ **Prédiction :**

$$(D)_j = h(x_k)_j \quad (\text{II.32})$$

$$\widehat{D}_k = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(m)} (D)_j \quad (\text{II.33})$$

➤ **Gain de Kalman k_k est défini par :**

$$k_k = P_{xd} P_{dd}^{-1} \quad (\text{II.34})$$

Où :

$$P_{dd} = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(c)} [(D)_j - \widehat{D}_k] [(D)_j - \widehat{D}_k]^T + R \quad (\text{II.35})$$

$$P_{xd} = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(c)} [(x_k)_j - \widehat{x}_k] [(D)_j - \widehat{D}_k]^T \quad (\text{II.36})$$

Où R est la matrice de covariance du bruit de mesure.

▪ L'estimation à posteriori du vecteur d'état est donnée par :

$$X_k = \widehat{X}_k + K_k (y_k - \widehat{D}_k) \quad (\text{II.37})$$

▪ L'estimation a posteriori de la covariance d'erreur qui est donnée par :

$$P_{k+1} = P_k - K_k P_{dd} K_k^T \quad (\text{II.38})$$

II.7. Filtres particuliers (à particules) :

Le FP est l'un des méthodes de Monte Carlo séquentielles [30] dans lesquelles la distribution de probabilité a posteriori (PDF) est approximée par les poids d'importance des échantillons. Depuis la manifestation de leur précision par rapport à d'autres filtres et de leur flexibilité pour traiter une grande quantité des problèmes [31], le FP a gagné en popularité pour répondre aux applications avec des modèles non linéaires et/ou bruit non gaussien. Le FP a été initialement

introduit en tant que filtre amorcé par Gordou et al [31] [32]. Il a montré que le FP surpassent le filtre de Kalman étendu (FKE) dans une application de suivi (BOT). Kitagawa [33] a étudié le FP comme filtre de Monte Carlo pour la prédiction, filtrage et lissage. Charpentier et al. [33] ont amélioré la qualité de FP en résolvant le problème d'appauvrissement d'échantillons [31]. De nombreux tutoriels et livres [35] ont été publiés pour passer en revue les FP et leurs applications. Aydogums et al. [36] ont utilisé l'FKE et les FP pour effectuer un contrôle de vitesse sans capteur. Ils ont montré à nouveau que la performance d'estimation de FP est plus précise que l'FKE dans les applications avec des modèles non linéaires et/ou un bruit non gaussien.

Dans le filtre particulaire, les équations du système et de la mesure sont données comme suit :

$$x_{k+1} = f_k(x_k, w_k)$$

$$y_k = h_k(x_k, v_k)$$

Avec :

w_k et v_k sont des processus de bruit blanc indépendants avec des PDF connus.

En supposant que la PDF de l'état initial $p(x_0)$ est connue, générer aléatoirement N particules initiales sur la base de la pdf $p(x_0)$. Ces particules sont notées $x_{0,i}^+$ ($i = 1, \dots, N$). Le paramètre N est choisi par l'utilisateur comme un compromis entre l'effort de calcul et la précision de l'estimation.

Pour $k = 1, 2, \dots, N$ procédez comme suit :

Effectuez l'étape de propagation temporelle pour obtenir a priori des particules $x_{0,i}^-$ en utilisant l'équation de processus connue et le PDF connu du bruit de processus :

$$x_{k,i}^+ = f_{k-1}(x_{k-1,i}^+, w_{k-1}^i) \quad (i = 1, \dots, N)$$

Avec chaque vecteur de bruit w_{k-1}^i est généré aléatoirement sur la base du PDF connu de w_{k-1} .

Calculer la vraisemblance relative q_i de chaque particule q_i . conditionnée par la mesure $x_{k,i}^-$. Cela se fait en évaluant la PDF $p(y_k|x_{k,i}^-)$ sur la base de l'équation de mesure non linéaire et la PDF de bruit de mesure.

3) Mettez à l'échelle les probabilités relatives obtenues à l'étape précédente comme suit :

$$q_i = \frac{q_i}{\sum_{j=1}^N q_j}$$

Maintenant, la somme de toutes les probabilités est égale à 1.

4) Générer un ensemble de particules a posteriori $x_{k,i}^+$ sur la base des vraisemblances relatives q_i . C'est ce qu'on appelle l'étape de rééchantillonnage (resampling) (voire la Figure II.2). [42]

5) Maintenant que nous avons un ensemble de particules $x_{k,i}^+$ distribuées selon la pdf $p(x_k|y_k)$ nous pouvons calculer n'importe quelle mesure statistique souhaitée de cette pdf. Nous sommes généralement plus intéressés par le calcul de la moyenne et de la covariance [42].

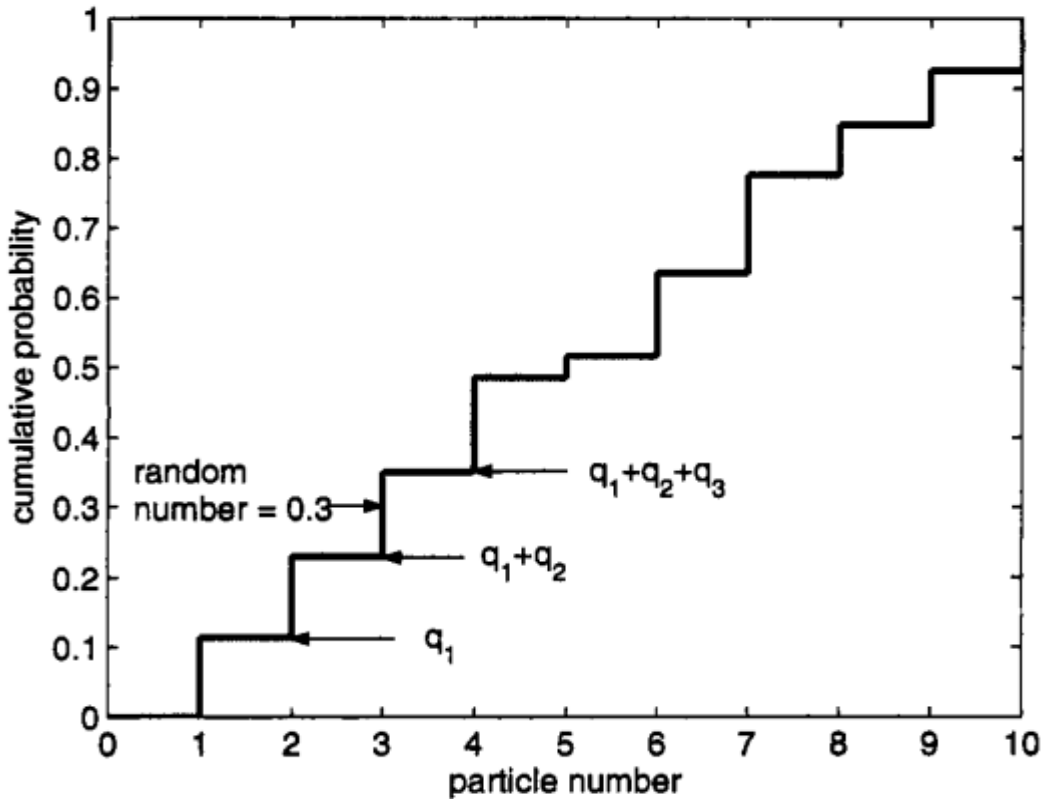


Figure 18: Graphe du rééchantillonnage dans le filtre à particules

II.7.1. Applications des filtres à particules :

Dans des nombreuses applications importantes de la haute technologie d'aujourd'hui, par exemple, la vision par ordinateur, la navigation, télécommunications et le domaine biomédical, de nombreux problèmes difficiles consistent à estimer états inconnus à partir de mesures bruitées données. Ces applications sont normalement basées sur des modèles non linéaires et non gaussiens. Dans ces circonstances, les FP peuvent être utilisés afin d'obtenir des résultats robustes de haute qualité. Par conséquent, les FP sont utilisés dans de nombreuses applications. Par exemple, X_U et L_i [37] ont proposé un algorithme de suivi basé sur le Rao-Blackwellisé FP et ont discuté de la façon d'utiliser cet algorithme dans les applications de surveillance typiques. Boucher et Noyer [37] ont introduit un hybride FP, qui fusionne toutes les mesures de pseudo-portée disponibles, appliquées dans les applications des systèmes mondiaux de navigation par satellite lorsque le système de positionnement global échoue. Kim et al. [38] a amélioré la particule algorithme de filtrage pour l'estimation du nombre de stations concurrentes dans les réseaux sans fil. En outre, certains problèmes difficiles dans les applications médicales tels que le suivi des molécules de protéines dans le corps [39], le suivi des instruments pour la chirurgie mini-invasive [35] peuvent être résolus en utilisant des FP.

En résumé, les FP voient des applications dans de nombreux domaines différents. Parce que ces applications réelles sont souvent liées à des modèles non linéaires avec un bruit non gaussien, les FP peuvent être utilisés efficacement et produire des résultats robustes.

En raison des caractéristiques différentes de chaque application,

II.8. Les différences entre l'FKE et le FP :

Il est important de noter que la sélection du filtre approprié dépend des caractéristiques spécifiques du système et des contraintes de l'application. Le filtre de Kalman étendu est souvent utilisé lorsque le système peut être approximé par un modèle linéaire ou légèrement non linéaire, tandis que le filtre à particules est privilégié pour les systèmes non linéaires complexes et les distributions de bruit non gaussiennes. La compréhension des avantages et des inconvénients de chaque filtre vous aidera à choisir celui qui convient le mieux à votre situation.

Dans ce tableau on donne une petite comparaison entre les 2 filtres :

	Filtre de Kalman étendu	Filtre à particules
Domaines d'applications	Convient mieux aux systèmes avec des modèles linéaires ou légèrement non linéaires. Principalement utilisé dans les domaines du traitement du signal, de l'automatique, de la robotique, de la navigation, etc.	Convient aux systèmes avec des modèles non linéaires complexes. Utilisé dans des domaines tels que la vision par ordinateur, la robotique avancée, la localisation et le suivi d'objets, etc.
Avantages	Estimation optimale de l'état du système lorsque les modèles sont linéaires. Moins complexe en termes de calcul et de ressources nécessaires. Peut être efficace même avec des données manquantes.	Capable de traiter des modèles non linéaires et des distributions de bruit non gaussiennes. Plus robuste face aux incertitudes et aux non-linéarités. Peut fournir des estimations plus précises dans des situations complexes. Adaptatif aux changements de modèle.
Inconvénients	Ne fonctionne pas efficacement pour des systèmes avec des modèles très non linéaires. Ne prend pas en compte les distributions de bruit non gaussiennes. Sensible aux erreurs de modèle.	Plus complexe et intensif en calcul. Peut nécessiter plus de ressources computationnelles et de temps de calcul. Peut souffrir de problèmes de convergence dans des situations mal conditionnées. Peut être sensible à la taille de l'ensemble de particules.
Facilité	Relativement facile à mettre en œuvre pour les systèmes avec des modèles linéaires. Les formules mathématiques sont bien établies et largement documentées.	Requiert une compréhension approfondie des concepts probabilistes et statistiques. Plus complexe à mettre en œuvre en raison de la nature non linéaire et stochastique du filtre. Peut nécessiter des ajustements et des paramétrages pour obtenir de bons résultats.
Simplicité	Relativement simple en termes de concepts et de théorie mathématique sous-jacente.	Plus complexe et difficile à comprendre en raison de la nature probabiliste et non linéaire du filtre. Nécessite une compréhension approfondie de l'échantillonnage par importance et de la théorie des particules.

Tableau 1 : Comparaison entre L'FKE et FP

II.9. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les méthodes de calibration, le filtre de Kalman étendu et le filtre à particulier pour localiser la position d'un Robot dont sont utilisés dans de nombreux contexte.

Après avoir étudié les différentes méthodes de calibration que nous avons présentée précédemment nous avons choisir d'utiliserons les deux méthodes ci-dessous :

- **Filtre de Kalman étendue**
- **Filtre à Particules**

Dans le dernier chapitre, nous présenterons notre travail, que nous avons développé après avoir étudié les modèles géométriques d'un robot et les différentes méthodes utilisées pour calibrer les paramètres géométriques.

*Chapitre III : Application
de la méthode sur un robot
Kawasaki*

III.1. Introduction :

La calibration des paramètres géométriques des robots industriels joue un rôle crucial dans l'amélioration de leur précision et de leur performance. Les erreurs dans les paramètres cinématiques peuvent entraîner des écarts importants entre la position réelle du robot et sa position prédite, ce qui compromet la qualité et l'efficacité des opérations réalisées par le robot. Dans le cadre de ce projet de fin d'étude, nous nous intéressons à la calibration d'un robot spécifique, le Kawasaki RS10N, en utilisant des méthodes avancées de localisation.

L'objectif principal de ce projet est de minimiser les erreurs des paramètres géométriques du robot Kawasaki RS10N en utilisant le filtre de Kalman étendu et le filtre à particules. Ces deux techniques de localisation permettent des approches robustes et efficaces pour estimer les paramètres cinématiques du robot avec une grande précision.

Le filtre de Kalman étendu à un algorithme d'estimation qui utilise un modèle mathématique du système pour prédire l'état du robot, puis incorpore des mesures pour ajuster les estimations. Il permet d'estimer les paramètres géométriques du robot en tenant compte des informations de capteurs et en utilisant les erreurs de mesure.

Le filtre à particules, quant à lui, est une méthode d'estimation non linéaire qui utilise un ensemble de particules pour représenter l'état du système. Ces particules sont mises à jour en fonction des mesures révélées, permettant ainsi de trouver les valeurs optimales des paramètres cinématiques du robot.

Dans ce dernier chapitre de notre projet de fin d'étude, nous détaillons les étapes nécessaires pour réaliser la calibration des paramètres géométriques du robot Kawasaki RS10N. Cela inclut la modélisation cinématique du robot, la définition des paramètres D-H (Denavit-Hartenberg), la collecte de données expérimentales, la mise en place des modèles de bruit, l'initialisation des filtres de localisation, la prédiction de l'état du robot, l'incorporation des mesures et l'ajustement des paramètres géométriques.

En utilisant le filtre étendu de Kalman et le filtre à particules, nous serons en mesure de réduire les erreurs des paramètres géométriques du robot Kawasaki RS10N. Cela permettra

d'améliorer sa précision et sa performance lors de l'exécution de tâches d'assemblage, de soudure et de manipulation dans un environnement industriel.

III.2. Introduction sur Laser Tracker :

Dans le contexte des robots, un laser tracker est un dispositif de mesure utilisé pour le suivi et la localisation précise des robots dans l'espace tridimensionnel. Il est utilisé pour déterminer avec précision la position et l'orientation d'un robot dans un environnement donné.

Un laser tracker pour les robots fonctionne en projetant un faisceau laser vers des réflecteurs spéciaux, généralement montés sur le robot lui-même ; Le tracker mesure la distance et l'angle entre lui-même et les réflecteurs à l'aide de capteurs intégrés. En suivant le mouvement des réflecteurs, le laser tracker est capable de déterminer la position et l'orientation du robot avec une grande précision.

L'utilisation d'un laser tracker dans les robots offre plusieurs avantages. Tout d'abord, il permet un suivi en temps réel du mouvement du robot, ce qui est essentiel pour des applications qui exigent une précision élevée. De plus, il permet de compenser les erreurs de positionnement du robot et d'améliorer la précision de ses mouvements. En outre, le laser tracker peut être utilisé pour la calibration des robots, en ajustant les paramètres cinématiques pour améliorer leur précision et leur performance.

Cependant, il est important de noter que l'utilisation d'un laser tracker dans les robots nécessite des réflecteurs spécifiques qui doivent être montés sur le robot (RRMS), ce qui peut augmenter la complexité de l'installation. De plus, les lasers trackers peuvent être sensibles aux vibrations et aux conditions environnementales, ce qui peut affecter leur précision.

III.3. Le principe de travail de Laser Tracker :

Pour calibrer un robot avec le Laser Tracker il faut suivre le processus de travail de 2étape suivant :

➤ **1^{er} partie (Simulation) :**

1) Générer des configurations aléatoires pour les mesures avec le laser tracker, et l'axe (Z) du robot positionné vers le laser tracker (sans aucune entraves).

2) Validé que les positions générées (ne sont pas en collision avec l'environnement statique et dynamique de robot).

Remarque : pendant la génération si une nouvelle configuration est en collision avec l'environnement elle est rejetée.

3) Après que les configurations ont été générées, on a choisi un groupe pour identifier les paramètres réels de robot, et un autre groupe pour valider la précision



Figure 19: une petite configuration

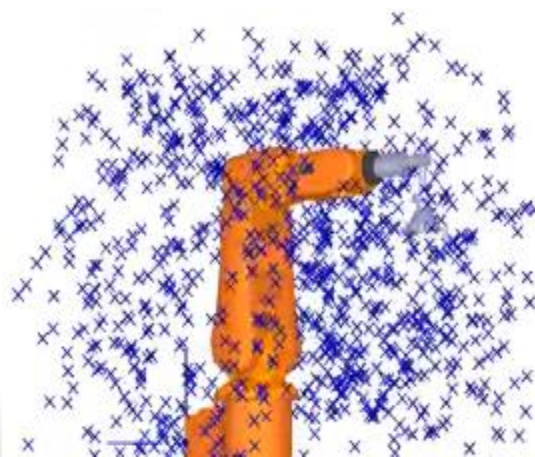


Figure 20: une grande configuration

On essaye de mesurer des positions qui couvrent le volume le plus maximum de l'espace de travail du robot.

➤ **2^{ème} partie (Les mesures) :**

1) L'initialisation de laser tracker (elle peut prendre jusqu'à 10 minutes).

2) Mesurer le rétro réflecteur à montage sphérique (RRMS) pour créer un système de coordonnées de référence, et installer le RRMS.

Dans notre étude, nous supposons que le RRMS est installé au niveau de l'effecteur final du robot

3) Mesurer toutes les configurations qui respectent l'espace de travail on a généré dans la partie précédente.

4) Le programmeur doit dire où le laser tracker doit trouver le RRMS par la spécification des coordonnées (x, y, z).

Remarque : Si le laser tracker ne peut pas trouver le RRMS à (x, y, z) demandé, un voyant vert commencera à clignoter.

Enfin le laser tracker continue de circuler autour des coordonnées jusqu'il trouve le RRMS.

III.4. Modèles géométriques du robot et leur modèle d'erreur :

La Figure 21: Système de coordonnées du robot RS10N avec six degrés de liberté, sachant que chaque déplacement et orientation d'une articulation de ce robot est montrée par un système de coordonnées

Une matrice de transformation d'articulations de $i-1$ à l'articulation i peut être décrite comme suit (III.1). α Est l'angle de torsion de l'articulation, a est la longueur du lien, d est la longueur de décalage, et θ est l'angle de décalage

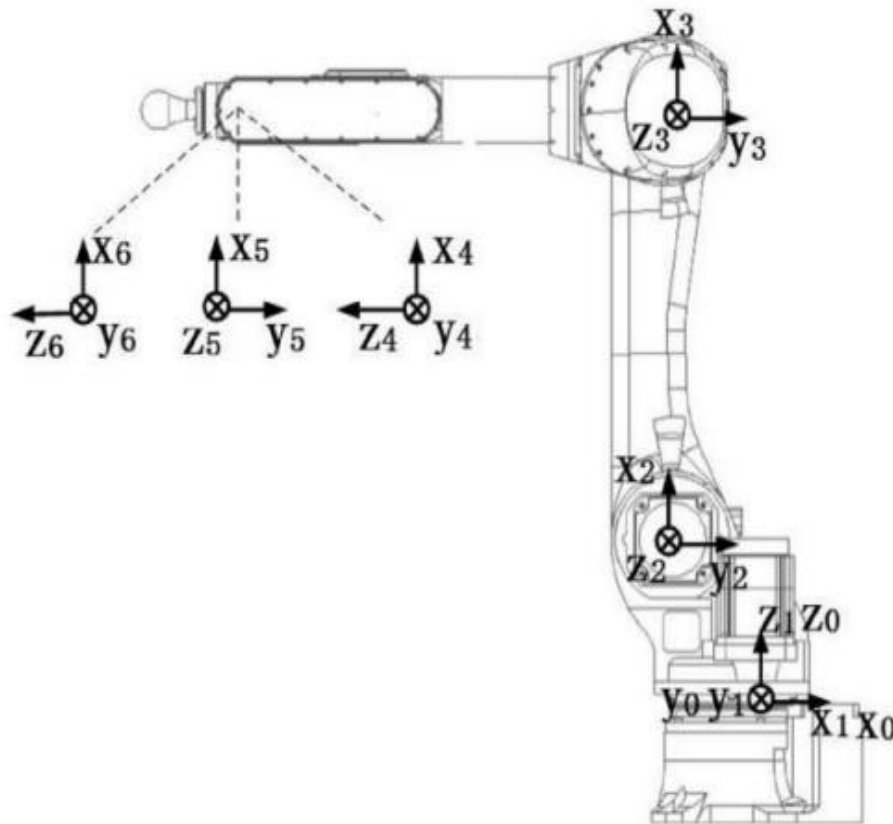


Figure 21: Système de coordonnées du robot RS10N

Le **Erreur ! Source du renvoi introuvable**.ci-dessous nous montre les paramètres D-H nominaux du robot RE10N. Le modèle géométrique direct et le modèle d'erreur du robot sont établis selon la règle de Hartenberg-Denavit.[38].

I	α_{i-1}	a_{i-1}	d_i	θ_i
1	0	0	0	θ_1
2	-90	99.5	0	θ_2
3	0	650.7	0	θ_3
4	90	0	700.2	θ_4
5	-90	0	0	θ_5
6	90	0	88	θ_6

Tableau 2 : Valeurs nominale des paramètres géométriques

La matrice en dessous nous présente la matrice de transformation du robot manipulateur

$$A_i = \begin{pmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & \alpha_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} d_i \\ \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & d_i \cos \alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{III.1})$$

La matrice de transformation, vers les coordonnées de base du robot, des coordonnées de l'effecteur terminal est obtenue en multipliant les matrices de transformation de lien :

$$T_6 = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5 A_6 \quad (\text{III.2})$$

Les écarts dans les paramètres D-H de chaque lien entraînent des erreurs de matrice de transformation. Compte tenu des dérives, la matrice de transformation peut être exprimée comme :

$$T_6 + \Delta T_6 = (A_1 + \Delta A_1)(A_2 + \Delta A_2)(A_3 + \Delta A_3)(A_4 + \Delta A_4)(A_5 + \Delta A_5)(A_6 + \Delta A_6) \quad (\text{III.3})$$

L'erreur de matrice de transformation de lien est approximativement égale à la superposition linéaire des écarts des paramètres D-H

$$\Delta A_i = \frac{\partial A_i}{\partial \alpha_i} \Delta \alpha_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial a_i} \Delta a_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial d_i} \Delta d_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial \theta_i} \Delta \theta_{i-1} \quad (\text{III.4})$$

Alors l'équation (3) peut être étendue comme :

$$T_6 + \Delta T_6 = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5 A_6 + E_1 + E_2 + \dots + E_6 \quad (\text{III.5})$$

Dans notre étude, les écarts du paramètre D-H sont très faibles.

Par conséquent, le terme d'erreur de premier ordre E_1 est la principale considération, ΔT_6 est approximativement égal à E_1 en ignorant les termes d'erreur de deuxièmes ordre et supérieurs ($E_2 \sim E_6$) comme suit :

$$\Delta T_6 \approx E_1 = \sum_{i=1}^6 A_1 A_2 \dots A_{i-1} \left[\frac{\partial A_i}{\partial \alpha_i} \Delta \alpha_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial a_i} \Delta a_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial d_i} \Delta d_{i-1} + \frac{\partial A_i}{\partial \theta_i} \Delta \theta_{i-1} \right] A_{i+1} \dots A_6$$

Si nous dénotons :

$$M_{P_Y} = A_1 A_2 \dots A_{i-1} \frac{\partial A_i}{\partial P_Y} A_{i+1} \dots A_6 \quad (\text{III.6})$$

avec $P \in \{\alpha, a, d, \theta\}$

$$\text{Avec } \gamma = \begin{cases} i-1 & \text{si } P \in \{\alpha, a\} \\ i & \text{si } P \in \{d, \theta\} \end{cases}$$

=

Après tous les calculs, on prend les 3 premiers éléments de la dernière colonne de ΔT_6 ;

On trouve :

$$\Delta T_6 = Y = [J_{11} J_{12} J_{13} J_{14}] [\Delta_{\alpha^T} \Delta_{a^T} \Delta_{d^T} \Delta_{\theta^T}]^T = J_x \quad (\text{III.7})$$

Avec :

$$J_{11} = M_{\alpha_1}(1 : 3, 4) \ M_{\alpha_2}(1 : 3, 4) \ \dots \ M_{\alpha_6}(1 : 3, 4)$$

$$J_{12} = M_{a_1}(1 : 3, 4) \ M_{a_2}(1 : 3, 4) \ \dots \ M_{a_6}(1 : 3, 4)$$

$$J_{13} = M_{d_1}(1 : 3, 4) \ M_{d_2}(1 : 3, 4) \ \dots \ M_{d_6}(1 : 3, 4)$$

$$J_{14} = M_{\theta_1}(1 : 3, 4) \ M_{\theta_2}(1 : 3, 4) \ \dots \ M_{\theta_6}(1 : 3, 4)$$

Les trois premières lignes de la dernière colonne de la matrice ΔT_6 peuvent être dénotés Y .

La taille de Y est (3×1) et il représente le vecteur d'erreurs de position de l'effecteur terminal en x , y et z . La relation linéaire entre le vecteur d'erreurs de position de l'extrémité de l'effecteur et les déviations des paramètres D-H de chaque lien sont alors obtenues [30] :

$$Y = [J_{11} J_{12} J_{13} J_{14}] [\Delta_{\alpha}^T \Delta_a^T \Delta_d^T \Delta_{\theta}^T]^T = J_x$$

Chacun de $\Delta_{\alpha}, \Delta_a, \Delta_d$ et Δ_{θ} contient six paramètres parce que le robot a six articulations. J est une matrice de coefficients qui est uniquement lié aux paramètres D-H nominaux du robot et X représente les écarts des paramètres D-H du robot.

$$X = [\Delta_{\alpha}^T \Delta_a^T \Delta_d^T \Delta_{\theta}^T]^T \quad (III.8)$$

Les équations susmentionnées sont identifiées par l'Algorithme d'estimation linéaire des moindres carrés (LSE) pour obtenir les paramètres géométriques du robot. Bien que l'algorithme LSE soit rapide et efficace pour résoudre une équation non linéaire [29], il est également très sensible au bruit.

Par conséquent, pour obtenir une plus grande précision d'identification des paramètres, l'FKE est utilisé pour identifier le système non linéaire avec bruit [30].

III.5. Identification préliminaire des paramètres géométriques du robot avec FKE :

Sur un robot Kawasaki RS10N, le laser tracker peut être utilisé pour mesurer avec précision la position de l'extrémité effectrice du robot. Cela permet de valider l'efficacité des algorithmes de calibration géométrique et d'améliorer la précision de positionnement du robot.

L'application du laser tracker sur un robot Kawasaki RS10N offre plusieurs avantages. Tout d'abord, il permet d'obtenir des mesures précises de la position de l'extrémité effectrice, ce qui est crucial pour les tâches de manipulation et de positionnement précis. De plus, il facilite la calibration géométrique du robot en fournissant des données précises sur sa géométrie et ses

mouvements. Cela permet d'optimiser les performances du robot et d'assurer une précision accrue dans ses mouvements.

L'utilisation d'un laser tracker permet de mesurer avec précision la position de l'effecteur final du robot. En utilisant la matrice jacobéenne (J) et les erreurs de position de l'effecteur final, nous pouvons calculer les écarts des paramètres géométriques du robot.

Cependant, les mesures sont souvent affectées par du bruit, ce qui rend nécessaire l'utilisation d'un algorithme d'estimation robuste. Dans notre cas, nous avons choisi l'algorithme de Kalman étendu (FKE) comme méthode d'optimisation pour identifier avec précision les paramètres D-H du robot

On peut exprimer l'équation de prédiction et la matrice de covariance P comme :

$$X_{k/k-1} = X_{k-1/k-1}$$
$$P_{k/k-1} = P_{k-1/k-1} + Q_{k-1}$$

X : représente les déviations des paramètres géométriques du robot.

P : C'est la Matrice de covariance.

Q : est la matrice de covariance du bruit du système aux $(k-1)$ i^{ème} itération.

Y_k : sont Les erreurs de position, peut être obtenue en mesurant la position de l'effecteur final du robot à travers le laser tracker :

$$Y_k = J_k X_k + E_k \quad (\text{III.9})$$

E_k : représente l'erreur de mesure.

R_k : C'est la matrice de covariance du bruit de mesure à la k ième itération.

La taille de X_k est de (24×1) à la k ième itération, elle contient 4 groupes d'écarts de paramètres D-H, chaque groupe a six paramètres car le robot a six articulations et la taille de la matrice J_k est de (3×24) , le gain de Kalman peut être exprimé comme :

$$K_k = P_{k/k-1} J_k^T (J_k P_{k/k-1} J_k^T + R_k)^{-1} \quad (\text{III.10})$$

La valeur d'estimation optimale de X à la (k) ième itération est calculée par l'équation de correction :

$$X_{k/k} = X_{k/k-1} + K_k(Y_k - J_k X_{k/k-1}) \quad (\text{III.11})$$

La mise à jour de la matrice de covariance P donne maintenant :

$$P_{k/k} = (I - K_k J_k) P_{k/k-1} \quad (\text{III.12})$$

Le $(k/k - 1)$ représente une estimation préalable à la mesure au point k (prédiction), et (k/k) représente une post-estimation. I est la matrice unité.

Les paramètres géométriques réels (X_R) du robot sont calculés en additionnant les valeurs des paramètres géométriques nominaux (X_N) du robot et l'identification des écarts de paramètres (X)

$$X_R = X_N + X \quad (\text{III.13})$$

L'algorithme FKE est utilisé pour linéariser le système non linéaire en utilisant le premier ordre des développements de Taylor. Cependant, cette linéarisation peut entraîner une perte de précision d'identification, en particulier en présence de bruit non gaussien. Pour résoudre ce problème, l'algorithme FP (Filtre à Particules) est utilisé, car il peut traiter efficacement les systèmes non linéaires avec un bruit non gaussien.

L'algorithme FP présente l'avantage de pouvoir gérer des distributions non gaussiennes et de fournir des estimations plus précises. Cependant, la précision et l'efficacité de l'étalonnage de l'algorithme FP peuvent être affectées par les distributions antérieures de la valeur initiale.

III.6. Identification précise des paramètres géométriques basé sur

L'Algorithme FP :

L'étalonnage préliminaire via l'algorithme FKE est utilisé pour obtenir un ensemble de paramètres calibration géométriques. Utilisation de cet ensemble des paramètres comme valeur initiale de l'algorithme FP, l'algorithme FP converge rapidement et efficacement et identifie également plus précisément les paramètres géométriques. La matrice d'erreur des paramètres

géométriques du robot peut être exprimée par (III.8). L'équation de transition d'état du système est donnée comme :

$$X_k = X_{k-1} + U_k \quad (III.14)$$

$$Z_k = K(X_N + X_k) - K(X_N) \quad (III.15)$$

$$K(X_N) = T_6 = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5 A_6 \quad (III.16)$$

$$K(X_N + X_k) = T_6 + \Delta T_6 \quad (III.17)$$

U_k : est le bruit du système.

Z_k : est la matrice d'erreur de positionnement de l'effecteur terminal du robot.

K : est le modèle géométrique direct.

Selon la probabilité a priori $P(X_0)$, les particules $\{X_k^i\}$ sont mises dans l'espace d'état.

L'exposant i représente la i ème particule. La valeur de l'état des particules à l'instant suivant est calculée par l'équation de transition d'état du système comme suit :

$$X_k^i = X_{k-1}^i + U_k \quad (III.18)$$

L'équation d'observation de l'erreur de position pour chaque particule est donnée par :

$$Z_k^i = K(X_N + X_k^i) - K(X_N) \quad (III.19)$$

Les trois premières lignes de la dernière colonne de la matrice Z_k^i peuvent être notées Y_k^i . La taille de Y_k^i est (3×1) et représente le vecteur d'erreurs de position de l'effecteur terminal en x , y et z .

Dans le processus d'étalonnage, le poids de particule peut être déterminé par la densité de probabilité d'observation correspondante, avec le poids de particules défini comme :

$$W_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi|R|}} \exp\left(-\frac{1}{2}[M_K - Y_k^i]^T R^{-1}[M_K - Y_k^i]\right) \quad (III.20)$$

M_K : est un vecteur des erreurs de position mesurées par le laser tracker de taille (3×1) .

R : est la matrice de covariance du bruit.

Dans le processus de mesure. La normalisation des poids des particules est donnée comme suit :

$$\widehat{W}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i} \text{(III.21)}$$

$$X_k = \sum_{i=1}^N \widehat{W}_k^i X_k^i \text{(III.22)}$$

Dans le processus de filtrage à particules (FP), il est essentiel de maintenir un ensemble de particules de haute qualité pour obtenir des résultats précis. Ainsi, pour éviter la dégradation des particules et favoriser les particules les plus informatives, une opération de rééchantillonnage est effectuée.

Le rééchantillonnage des particules est réalisé en fonction de leur poids normalisés. Les particules avec un poids faible, c'est-à-dire celles qui fournissent une moins bonne adéquation avec les données mesurées, sont supprimées. En revanche, les particules avec un poids élevé, qui correspondent à une meilleure adéquation avec les données mesurées, sont copiées pour augmenter leur nombre.

Cette opération de rééchantillonnage permet de maintenir un ensemble de particules de qualité et de concentrer l'attention sur les particules les plus prometteuses en termes d'estimation des paramètres cinématiques du robot. La sélection des particules se fait selon la fonction (III.22)

III.7. Expériences et résultats :

L'objet expérimental (Le robot) était le Robot industriel Kawasaki RS10N à six degrés de liberté. La position de l'effecteur terminal du robot a été mesurée avec précision par un suiveur laser afin de valider l'efficacité de l'algorithme [31]. En général, la coordonnée de base d'un robot est référée à la position de la première d'articulation (voir Figure. III.1) ou au centre du cadre de base du robot. Il est difficile de mesurer l'emplacement exact de la coordonnée de base, en tant que tel il est également difficile de mesurer la position absolue de la coordonnée de l'effecteur terminal par rapport à la coordonnée de la base du robot. Au cours de l'expérience, la coordonnée de la base du robot a été établie à l'extérieur du robot et sa position a été mesurée par le laser tracker

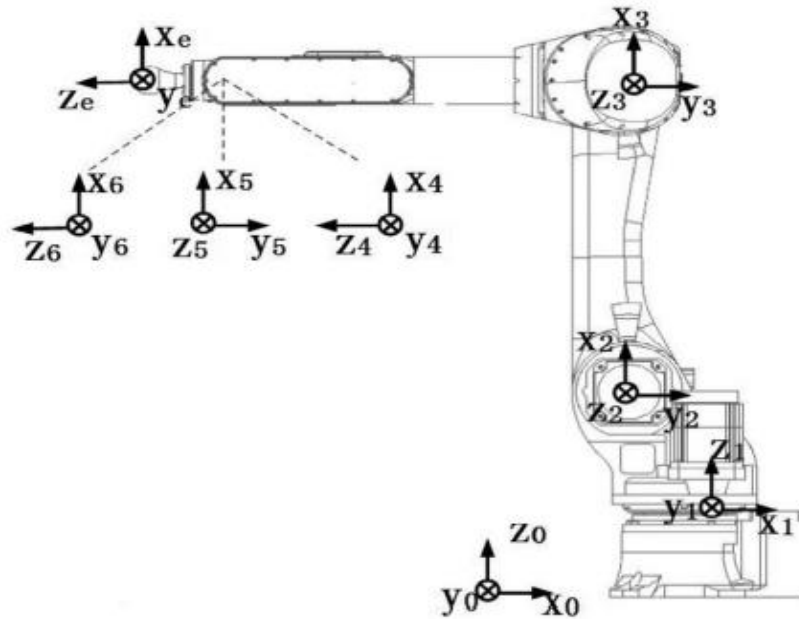


Figure 22: Nouveau coordonnées du robot.

La Figure 22 montre la relation relative du système de coordonnées du robot. Le système de coordonnées 1 était relatif à la position du système de coordonnées de base. Une valeur approximative de cette relation de conversion a été obtenue grâce aux paramètres de conception et a été utilisée comme valeur nominale du paramètre DH. Ensuite, des rétros réflecteurs à montage sphérique (RRMS) ont été installés sur l'effecteur terminal du robot.

Son système de coordonnées de position (par rapport au sixième système de coordonnées articulaires) a été calculé par la matrice A_e .

La position de l'effecteur terminal du robot peut être calculée comme :

$$X_k = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5 A_6 A_e \quad (\text{III.23})$$

Un total de 24 paramètres D-H devait être identifié car le robot avait six degrés de liberté. En outre, trois équations ont été fournies pour chaque ensemble de mesures des positions de l'effecteur final. Les 24 paramètres D-H nécessaires pour identifier au moins huit équations de groupe. L'ajout de mesures de position supplémentaires a grandement amélioré la précision d'identification des paramètres D-H. Lorsque les mesures étaient suffisantes, les valeurs des écarts des paramètres D-H avaient tendance à se stabiliser.

➤ **1^{ère} expérience :**

En général, l'utilisation de l'algorithme FKE nécessite une trajectoire, et l'intervalle d'échantillonnage est strict. Dans ce système, suffisamment de points de la position absolue de l'effecteur final du robot sont mesurés dans l'espace de travail, chaque point de la position absolue à une erreur. Ce n'est pas le long d'une trajectoire, donc l'intervalle n'est pas nécessaire. La position absolue de l'effecteur terminal du robot peut être mesurée par le laser tracker et la valeur prédite de cette position peut être calculée à l'aide des paramètres DH nominaux, nous pouvons donc utiliser l'algorithme FKE pour estimer la valeur optimale des paramètres D-H.

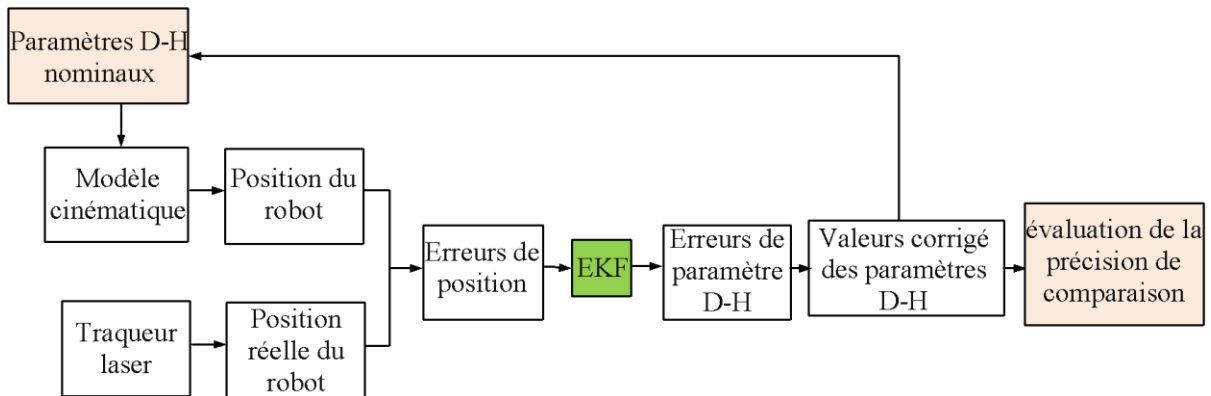


Schéma 2 : Organigramme d'expériences d'étalonnage avec FKE

Une expérience a été conçue, avec 100 mesures de positions de l'effecteur.

L'algorithme FKE a été utilisé pour identifier les paramètres D-H correspondants. Les matrices de covariance de l'FKE doivent être configurées avec les valeurs initiales, les deux matrices Q et P sont initialisées par $10^{-4}I_{24 \times 24}$ et la matrice R est initialisée par $10^{-4}I_{3 \times 3}$ pour l'algorithme FKE, après on calcule l'erreur de position du robot par l'équation (III.24)

➤ **2^{ème} expérience :**

Ensuite, en prenant les paramètres identifiés par l'algorithme FKE comme valeurs initiales de l'algorithme FP (Voir Schéma III.2) et la matrice R est initialisée par $10^{-4}I_{3 \times 3}$, les déviations des paramètres DH du robot ont été identifiées avec précision,

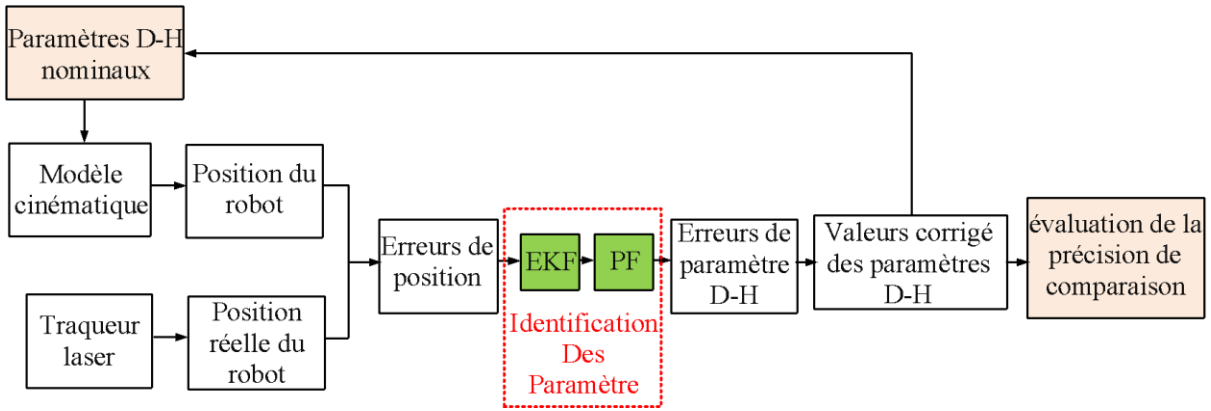


Schéma 3: Organigramme des expériences d'étalonnage avec FKE avec FP

Comparisons entre le l’algorithme EKF et l’algorithme EKF et PF :

Joint(i)	FKE				FKE + FP			
	Δ_{α_i}/rad	Δ_{a_i}/mm	Δ_{d_i}/mm	Δ_{θ_i}/rad	Δ_{α_i}/rad	Δ_{a_i}/mm	Δ_{d_i}/mm	Δ_{θ_i}/rad
1	0.0205	2.5978	2.3208	0.0014	0.0158	2.3628	2.1070	-0.0265
2	-0.0506	1.6926	-1.8234	0.0125	-0.0379	1.9798	-1.6832	0.0175
3	-0.0424	2.0939	1.2503	0.0903	-0.0749	1.9581	1.0859	0.0688
4	0.0120	-1.502	2.3587	-0.0478	0.0058	-0.8987	2.2986	0.045
5	0.0110	-1.6926	-2.3001	-0.0220	-0.0247	-1.7689	-2.0043	0.0122
6	-0.0487	1.4408	0.8990	0.0805	-0.0535	1.4797	1.0580	-0.0184

Tableau 3: Écart des paramètres géométriques du robot

Ce tableau représente les écarts des paramètres D-H identifiés par les deux algorithmes dans nos expériences.

Enfin, nous pouvons connaître les erreurs de position de l'effecteur final du robot, ce qui nous permet de comparer la précision des différentes méthodes. L'algorithme FKE a été utilisé pour identifier les paramètres D-H, les paramètres ont ensuite été utilisés comme valeurs initiales de l'algorithme FP.

La Figure 23 montre les résultats d'identification des 24 erreurs de paramètres DH par l'algorithme FKE avec FP.

Une fois les étalonnages effectués via les deux algorithmes d'étalonnage, les améliorations du positionnement du robot ont été analysées. Une comparaison des positions de l'effecteur du robot (mesurées par le laser tracker et calculées par la géomatique directe) montre des améliorations de la précision de positionnement de l'effecteur, dans l'expérience, 100 positions ont été mesurées.

L'erreur de position Δ_e du robot après calibrage expérimental par les méthodes a été comparée à la (figure 24), Et le Δ_e peut-être écrit comme (III.24).

Δ_x , Δ_y et Δ_z représentent les erreurs de positionnement de l'effecteur terminal du robot dans les directions (x, y, z)

$$\Delta_e = \sqrt{(\Delta_x)^2 + (\Delta_y)^2 + (\Delta_z)^2} \quad \text{(III.24)}$$

Il montre que l'algorithme FKE améliore la précision de positionnement de l'effecteur terminal du robot. Cependant, sa précision d'étalonnage était inférieure à celle de l'algorithme FP + FKE. Après avoir terminé l'étalonnage par l'algorithme FP, l'erreur de position finale du robot a été réduite à une petite plage et la précision de positionnement était élevée dans l'expérience,

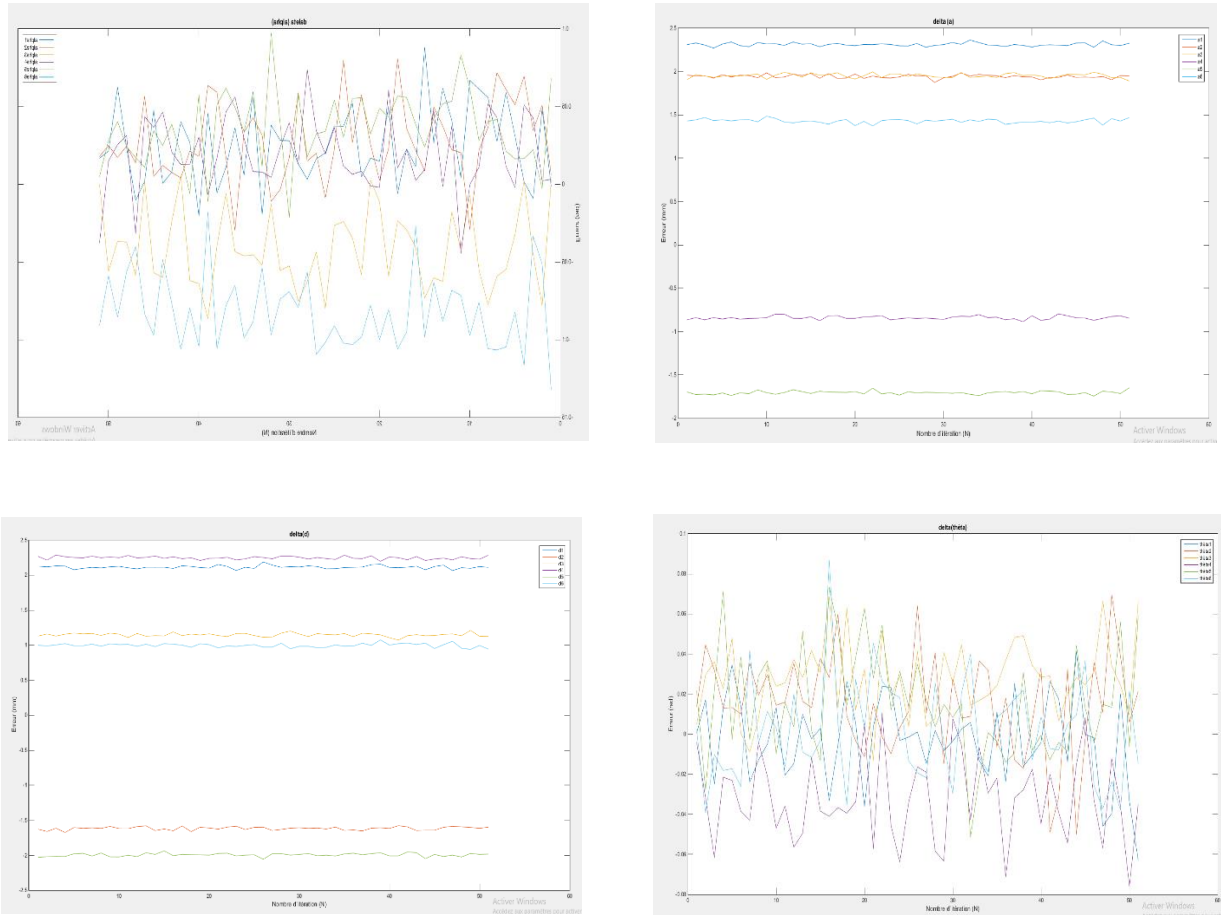


Figure 23 : Identification des écarts des paramètres D-H avec les filtres

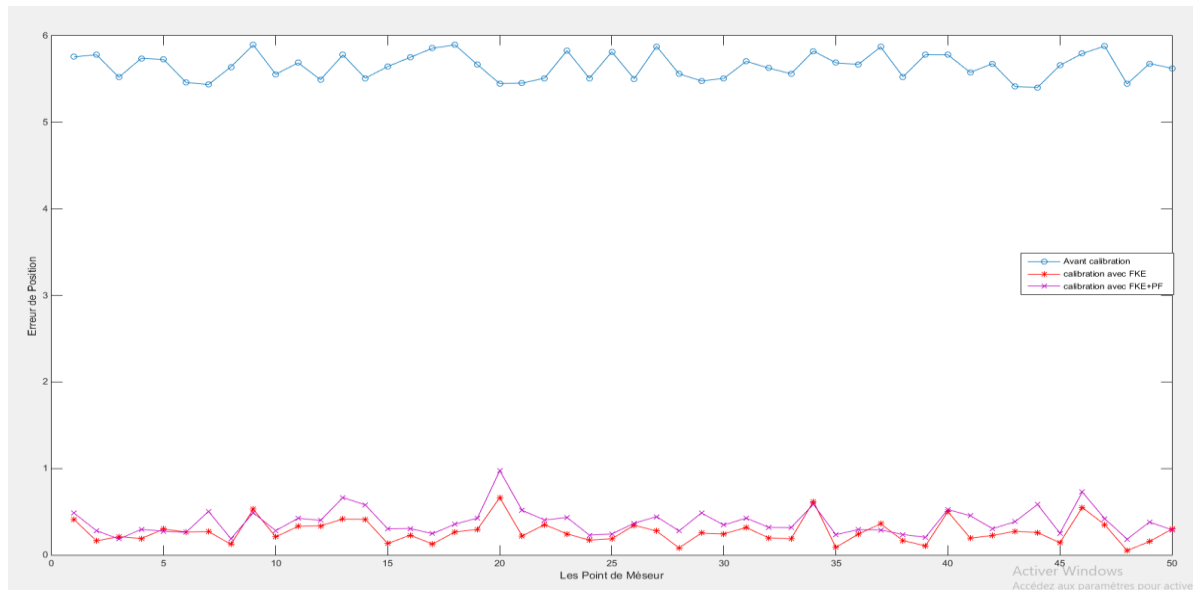


Figure 24 : l'erreur de position du robot après les expériences de calibration à l'aide des méthodes

III.6. Conclusion :

Dans ce dernier chapitre nous avons présente une approche avancée de l'étalonnage des paramètres géométriques du robot Kawasaki RS10N à l'aide du filtre de Kalman étendu et du filtre à particules.

Cette méthodologie permet de minimiser les erreurs et d'améliorer la précision des robots, contribuant ainsi à des opérations plus fiables et plus efficaces dans l'industrie.

Conclusion générale

Ce mémoire présente notre travail de recherche sur la calibration des paramètres géométriques d'un robot en utilisant un filtre de Kalman étendu et le filtre à particules. Nous avons abordé différentes méthodes de modélisation et de commande des robots manipulateurs, en mettant l'accent sur la planification de trajectoires et les méthodes de commande classiques et non linéaires.

Dans le premier chapitre, nous avons introduit les concepts de base des robots manipulateurs, en mettant en évidence les modèles géométriques et cinématiques, qui décrivent la relation entre l'espace opérationnel et l'espace articulaire du robot. Nous avons également souligné l'importance de la calibration des paramètres géométriques pour améliorer la précision et la performance des robots.

Le deuxième chapitre a présenté les différents types de filtre de Kalman, ainsi que le filtre à particules qui sont des outils d'estimation utilisés dans de nombreux domaines technologiques. Nous avons expliqué son fonctionnement et ses avantages, notamment sa capacité à estimer les paramètres géométriques en tenant compte des mesures et des modèles mathématiques du système. Nous avons également mentionné le filtre à particules comme une méthode alternative d'estimation non linéaire.

Le troisième chapitre s'est concentré sur la calibration des paramètres du robot Kawasaki RS10N en utilisant le filtre de Kalman étendu et le filtre à particules. Nous avons décrit les étapes nécessaires pour réaliser cette calibration, notamment la modélisation géométrique du robot, la collecte de données expérimentales et l'ajustement des paramètres en utilisant les filtres de localisation.

Ce projet de fin d'étude vise à minimiser les erreurs des paramètres géométriques du robot Kawasaki RS10N, ce qui permettra d'améliorer sa précision et sa performance lors de l'exécution de tâches industrielles telles que l'assemblage, la soudure et la manipulation. En utilisant le filtre de Kalman étendu et le filtre à particules, nous avons démontré une approche robuste et efficace pour estimer ces paramètres avec une grande précision.

En conclusion, ce mémoire a permis de consolider nos connaissances dans le domaine de la robotique, de la modélisation et de la commande des robots manipulateurs. Nous espérons que ce travail ouvrira la voie à de futures études, notamment en explorant d'autres aspects tels que l'implémentation sur des bras réels et l'utilisation de techniques de commande plus récentes basées sur l'intelligence artificielle. La calibration des paramètres géométriques reste un domaine de recherche essentiel pour améliorer la performance des robots dans diverses applications industrielles et nous encourageons donc à poursuivre les efforts dans ce domaine.

Bibliographie

[1]. M. S. BOUTAANI, "Robotique Industrielle " support de cours Université Abderrahmane mira Bejaia, 2018.

[1] Jiang, Zhihong, et al. "A new kind of accurate calibration method for robotic kinematic parameters based on the extended Kalman and particle filter algorithm." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65.4 (2017): 3337-3345.

[2]. E. DOMBRE et W. KHALIL, "Bases de la modélisation et de la commande des robots manipulateurs de type série" Université numérique ingénierie et technologie (UNIT), France, 08 mai 2012.

[3]. GRAIG, JON. " Introduction à la mécanique et au contrôle de la robotiques. 1 : Pearson.Printice Hall, 2005". 3eme edition.

[4]. " Robot à structure cartésienne " dans Le Grand Dictionnaire terminologique. <https://gdt.oqlf.gouv.qc.ca>. [Consulté le 29/ 04/2022]

[5]. " Robot à structure cylindrique " dans Le Grand Dictionnaire terminologique. <https://gdt.oqlf.gouv.qc.ca>. [Consulté le 29/04/2022]

[6]. " Robot à structure sphériques " dans Le Grand Dictionnaire terminologique. <https://gdt.oqlf.gouv.qc.ca>. [Consulté le 29/04/2022]]

[7]. N ACHERCHOUR et A. ARDJOUNE, " Commande floue dynamique d'un robot manipulateur". Mémoire de Master, Université de Bejaia, 2017

[8]. R. MERZOUKI, "Robotique Industrielle. Robotique de Manipulation" support de cours École polytechnique universitaire de Lille, 2010.

[9]. B. MENDIL, " Modélisation dynamique complète d'un bras de robot", Notes de cours, Université de Bejaia, 2016.

[10]. PAUL R.C.P, "Robots manipulateurs : mathématiques, programmation et contrôle ". MIT Press.Cambridge, 1981.

[11]. PIEPER D.L, "La cinématique des manipulateurs sous contrôle informatique ". PhD. Thesis, StanfordUniversity, 1968.

[12].RAGHAVAN M., ROTH B,"Cinématique inverse du manipulateur général 6R et liaisons associées ". Transe, del'ASME, J. deMechanical Design, Vol. 115, 1990, p. 502-508.

[13]. W. KHALIL, E. DOMBRE, " Bases de la Modélisation et de la Commande des RobotsManipulateurs de type série", 22 janvier 2012

[14]. I. BONEV, Y. NOISEUX, " Notes de cours GPA546" . 27 mars 2013.

[15]. B. ARMSTRONG, O. KHATIB, & J. Burdick, "Le modèle dynamique explicite et les paramètres inertiels du bras PUMA 566 ", dans Proc. Conference International de Robotics et Automatique, vol. 1, Washington, USA, pp. 510—18, 1986.

Chapitre 02

[16].SAYAH ABDELKADER, B. MENDIL, " Modélisation dynamique complète d'un bras de robot", Notes de cours, Université de Bejaia, 2016.commande en réseau des systèmes retardés avec observateur linéaire et simulation sur un moteur électrique (DC) ", Mémoire de magistère, Université d'Oran essenia,2012.

[17].S. J. JULIER et J. K. UHLMANN, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems", In Proc. Of SenseAero: le 11eme Int. Symp, dans Aéronautique/Défense Détection, Simulation et Contrôles, 1997.

[18]. ROTELLA D. "Filtrage Optimal". Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes".

[19]. ALAZARD D. " Introduction au filtre de Kalman". Notes de cours, Exercices, sessions Matlab.(2006).

[20]. KALMAN R. E. (1960). "A New Approach to linear Filtering and Prediction Problems". Transaction of the ASME- Journal of Basic Engineering, 82 (series D): 35-45.

[21]. MAYBECK79 MAYBECK, PETER S. 1979. Stochastic Models, Estimation, and Control, Volume 1, Academic Press, Inc

[22].KALMAN60 KALMAN, R. E. 1960. "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," Transaction of the ASME—Journal of Basic Engineering, pp. 35-45 (March 1960)

[23]. LEWIS86 LEWIS, RICHARD. 1986. "Optimal Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory ", John Wiley & Sons, Inc.

[24].SORENSEN, H. W. 1970. "Least-Squares estimation: from Gauss to Kalman, " IEEE Spectrum, vol. 7, pp. 63-68, July 1970

[25].BELMAHDI. FATIHA «application du filtre de Kalman pour le débruitage des signaux ", Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou,2015.

[26].NDJENG NDJENG.A. " Localisation robuste multi-capteurs et multi-modèles ", Thèse De doctorat. Université d'Evry val d'Essonne. France,2009.

- [27]. M. NAJIM, "modélisation et identification en traitement de signal", édition Masson 1988.
- [28]. BRICE AUBERT, "détection des court-circuit inter-spires dans les générateurs synchrones à aimants permanents : méthodes basées modèles et filtre de kalman étendu application à un canal de génération électrique en aéronautique", Thèse de doctorat, Université de toulouse,2014.
- [29]. EMMANUEL SEDDA, " estimation en ligne de l'état des paramètres d'une machine asynchrone par filtrage à erreur bornée et par filtrage de kalman ", Thèse de doctorat, Université de paris 6 1998.
- [30]. GREG WELCH et GARY BISHOP, " an introduction to the kalman filter ", university of North Carolina at chapel hill 2003.
- [31]. N. METROPOLIS ET S. ULAM, " La méthode de Monte Carlo", Journal of the American Association statistique, vol. 44, non. 247, pages 335-341, 1949.
- [32]. N. GORDON, D. SALMOND ET C. EWING, "Bayesian State Estimation for Tracking and Guidage à l'aide du filtre Bootstrap ", Journal of Guidance Control and Dynamics, vol. 18 ans, Non. 6, pages 1434-1443, 1995.
- [33]. G. KITAGAWA, "Filtre Monte Carlo et Smoother pour l'espace d'état non linéaire non gaussien Models ", Journal of Computational and Graphical Statistics, vol. 5, pp. 1-25, 1996.
- [34]. J. CARPENTER, P. CLIFFORD ET P. FEARNHEAD, "Filtre à particules amélioré pour les problèmes ", IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation, vol. 146, n° 1, pp. 2-7, 1999.
- [35].MS ARULAMPALAM, S. NASKELL, N. GORDON ET T. CLAPP, "A Tutorial on Particle Filters for Suivi bayésien non linéaire/non gaussien en ligne", Transactions IEEE sur signal Traitement, vol. 50, non. 2, pages 174-188, 2002.
- [36].O. CAPPE, SJ GODSILL ET E. MOULINES, "Un aperçu des méthodes existantes et récentes avancées dans Monte Carlo séquentiel ²", Actes de l'IEEE, vol. 95, non. 5, p. 899-924, 2007.
- [37]. X. XU ET B. LI, "Filtre à particules Rao-Blackwellisé pour le suivi avec application en visuel surveillance," 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Évaluation des performances du suivi et de la surveillance, pp. 17-24, 2005.
- [38].C. BOUCHER ET J.-C. NOYER, "Une approche de particules hybrides pour les applications GNSS avec," Transactions IEEE sur l'instrumentation et la mesure, vol. 59, non. 3, p. 498-505,2010
- [39]. J.-S. KIM, E. SERPEDIN ET D.-R. SHIN, "Amélioration de l'estimation basée sur le filtrage des particules le nombre de stations concurrentes dans les réseaux IEEE 802.11 », Traitement du signal IEEE Lettres, vol. 15, p. 87-90, 2008.

[40]. Q. WEN, J. GAO, A. KOSAKA, H. IWAKI, K. LUBY-PHELPS ET D. MUNDY, "Un filtre à particules cadre utilisant la fonction d'importance optimale pour le suivi des molécules de protéines ", IEEE Conférence internationale sur le traitement d'images, pp.1161-1164, 2005.

[41]. F. BENBOUJJA, "Suivi automatique d'instruments dans les séquences d'images thoracoscopiques ", Mémoire de M.Sc.A., Polytechnique Montréal, Canada, 2010.

[42]. A. NDJENG NDJENG. " Localisation robuste multi-capteurs et multi-modèles ". Thèse de Doctorat de l'université d'Evry Val d'Essonne. Septembre 2009.

[43] DAN SIMON. " Estimation de l'état optimal " Livre. Page 468.

Chapitre 03

[44].R. S. HARTENBERG AND J. DENAVIT, "A kinematic notation for lower pair mechanisms based on matrices," J. Appl. Mech., vol. 77, no. 2, pp. 215– 221, 1955.

[45]. J. J. CRAIG, Introduction de Robotics: Mechanics et Control (ser. 10), vol. 4, 3rd ed. Pearson Education, New York, USA, Apr. 2005.

[46]. F. DING, T. CHEN, ET L. QIU, "Algorithme d'identification des moindres carrés récursifs basé sur la compensation de biais pour les systèmes MISO," IEEE Trans. Circuits Syst. II, Express Briefs, vol. 53, no. 5, pp. 349–353, May 2006.

[47]. Q. HUAMING, H. WEI, ET Q. LINCHEN, "Filtre de Kalman étendu robuste pour l'estimation d'attitude avec des bruits multiplicatifs et des perturbations externes inconnues," IET Control Theory Appl., vol. 8, no. 15, pp. 1523–1536, Oct. 2014.

[48]. I. W. PARK, B. J. LEE, S. H. CHO, Y. D. HONG, ET J. H. KIM, "Étalonnage cinématique au laser d'un manipulateur de robot à l'aide d'une cinématique différentielle," IEEE/ASME Trans. Mechatronics, vol. 17, no. 6, pp. 1059–1067, Dec. 2012.

[49]. V. A. BAVDEKAR, A. P. DESHPANDE, ET S. C. PATWARDHAN, "Identification de la covariance du bruit de processus et de mesure pour l'estimation de l'état et des paramètres à l'aide du filtre de Kalman étendu," J. Process Control, vol. 21, no. 4, pp. 585–601, Apr. 2011.

[50]. B. F. WU AND C. L. JEN, "Localisation radio basée sur un filtre à particules pour les robots mobiles dans les environnements avec des points d'accès WLAN à faible densité," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 61, no. 12, pp. 6860–6870, Dec. 2014.

[51]. M. VINCZE, J. P. PRENNINGER, AND H. GANDER, "Un système de suivi laser pour mesurer la position et l'orientation des effecteurs terminaux du robot en mouvement," Int. J. Robot. Res., vol. 13, no. 4, pp. 305–314, Aug. 1994.

Résumé : Notre travail consiste à présenter une méthode de calibration cinématique basée sur l'algorithme de filtre de Kalman étendu (FKE) et filtre à particules (FP) afin d'améliorer de manière significative la précision de positionnement d'un robot dans les applications industrielles avancées. Des modèles cinématiques et d'erreur sont établis pour le robot, et ses paramètres cinématiques sont identifiés en utilisant tout d'abord l'algorithme (FKE). Cependant, l'algorithme FKE présente une erreur de troncature linéaire et est généralement adapté aux systèmes présentant du bruit gaussien, ce qui affecte la précision de l'identification dans le cas d'un système cinématique de robot fortement non linéaire avec un bruit non gaussien. L'algorithme FP permet de résoudre efficacement ce problème non linéaire et de bruit non gaussien, mais sa précision et son efficacité de calibration sont influencées par la distribution préalable des valeurs initiales. Par conséquent, ce mémoire propose d'utiliser la valeur de calibration obtenue grâce à l'algorithme (FKE) comme valeur initiale pour l'algorithme (FP), qui est ensuite utilisé pour calibrer les paramètres cinématiques du robot. Des expériences approfondies ont été réalisées et les résultats expérimentaux ont validé la faisabilité de la méthode proposée, avec une amélioration significative de la précision de positionnement du robot.

Abstract: Our work gives a kinematic calibration method based on the extended Kalman filter (EKF) and particle filter (FP) algorithms to significantly improve the positioning accuracy of a robot in advanced industrial applications. Kinematic and error models are established for the robot, and its kinematic parameters are identified using the (EKF) algorithm initially. However, the EKF algorithm exhibits linear truncation error and is generally suitable for systems with Gaussian noise, which affects the accuracy of identification in highly nonlinear robot kinematic systems with non-Gaussian noise. The (FP) algorithm effectively solves this problem with non-Gaussian noise and high nonlinearity, but its calibration accuracy and efficiency are influenced by the prior distribution of initial values. Therefore, this paper proposes to use the calibration value obtained through the (EKF) algorithm as the initial value for the (FP) algorithm, which is then used to calibrate the robot's kinematic parameters. Extensive experiments have been conducted, and the experimental results have validated the feasibility of the proposed method, with a significant improvement in the robot's positioning accuracy.

المخلص : يتمحور عملنا حول تقديم طريقة معايرة حركية تعتمد على خوارزمية مرشح كالمان الممتد وخوارزمية مرشح الجسيمات، من أجل تحسين دقة تحديد موقع الروبوت بشكل كبير في تطبيقات الصناعات المتقدمة. يتم إنشاء النماذج الحركية و نماذج عيوب الروبوت ويتم تحديد معاملاته الحركية أولاً باستخدام مرشح كالمان الممتد. ومع ذلك ، فإن هذا الأخير به خطأ خطي وهو مناسب بشكل عام لأنظمة الضوضاء الغاوسية ، مما يؤثر على دقة التحديد في حالة وجود نظام حركي غير خطي كبير لروبوت بضوضاء غير غاوسية . يحل مرشح الجسيمات بشكل فعال مشكلة الضوضاء غير الخطية وغير الغاوسية ، لكن دقة وكفاءة المعايرة تتأثر بالتوزيع المسبق للقيم الأولية. لذلك ، نقترح هذه الأطروحة استخدام قيمة المعايرة التي تم الحصول عليها بفضل مرشح كالمان الممتد و مرشح الجسيمات ، والتي تُستخدم بعد ذلك لمعايرة المعاملات الحركية للروبوت. تم إجراء العديد من التجارب وأثبتت النتائج التجريبية جدوى الطريقة المقترحة مع تحسن كبير في دقة تحديد موقع الروبوت.