

REPUBLICQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

*Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj*

*Faculté des Sciences et de la technologie*

*Département d'Electronique*

# ***Mémoire***

*Présenté pour obtenir*

**LE DIPLOME DE MASTER**

**FILIERE: Electronique**

**Spécialité : Systèmes de Télécommunication**

*Par:*

- **Mohamadi Maissa**
- **Belazzoug Akrem**

*Intitulé:*

**Intégration du Filtre de Kalman étendu avec le filtre à particules pour le  
positionnement IMU/UWB dans des milieux LOS et NLOS**

*Soutenu le: 26 /06/2024*

*Devant le Jury composé de :*

<i>Nom &amp; Prénom</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Etablissement</i>
<b>Mme. Lakhlef Nora</b>	<b>MCB</b>	<b>Président</b>	<b>Univ-BBA</b>
<b>M. Boussahoul Abdelkrim</b>	<b>MAA</b>	<b>Encadreur</b>	<b>Univ-BBA</b>
<b>Mme. Belguidoum Khaoula</b>	<b>MAB</b>	<b>Examineur</b>	<b>Univ-BBA</b>

*Année Universitaire 2023/2024*

## **REMERCIEMENTS**

*Nous tenons tout d'abord à Nous voudrions exprimer notre gratitude à Dieu qui donne la force de faire ce travail et nous remercions **Boussahoul Abdelkrim** notre encadreur de mémoire, pour son encadrement, son suivi et ses conseils lors de la réalisation de notre mémoire.*

*Nous tenons ensuite à remercier tous nos professeurs dans la faculté de sciences et de la technologie de l'université Mohammed El Bachir el Ibrahimi et Enseignants de département d'électronique qui ont contribué à notre formation dans les derniers 5 ans.*

*Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de Loin à l'aboutissement de ce travail.*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail*

*Ma chère famille pour leurs soutiens et leur amour, leurs  
patiences ;*

*Ma mère bien aimée, que dieu prolongé sa vie, qui prie et rêve de  
voir ses enfants toujours parmi les meilleurs, qui a œuvré pour  
ma réussite par son amour, son soutien, tous les sacrifices  
consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa  
présence dans ma vie.*

*Mon père qui m'a donné tout pour être où je suis, et trouver ici le  
résultat de longues années de sacrifices et de privations pour  
m'aider à avancer dans la vie.*

*Mes seules sœurs: Roufaïda, chahinaze.*

*Mon unique frère : Abdel Mouine.*

*Mes proches amis : Amel, Zineb, Bakhta et Marwa pour leurs  
encouragements durant mes études et leurs soutiens moraux,  
À tous mes enseignants pour le savoir, la connaissance et surtout  
la générosité sans les quels rien n'aurait possible.*

*Maïssa*

# *Dédicaces*

*Louange à Allah, le Tout-Puissant, pour sa guidance et ses bénédictions infinies. Je dédie ce travail à :*

*Allah, le Miséricordieux, pour sa lumière et sa force qui m'ont guidé tout au long de ce parcours.*

*Mes parents, pour leur amour inconditionnel, leur soutien infaillible et leurs prières continuelles. Vous êtes ma principale source d'inspiration et de motivation.*

*Mes frères et sœurs, pour leur encouragement constant et leur soutien indéfectible. Votre présence à mes côtés a été un véritable moteur.*

*Mes amis, pour leur compréhension, leur soutien et leur camaraderie tout au long de ce voyage académique.*

*Je tiens à mentionner spécialement DAOUD Mohamed Elhadi et KEDJOUTI Omar, BOUABDELLAH Ghoullem pour leur amitié précieuse et leur soutien. Votre encouragement et votre confiance en moi ont été essentiels à la réalisation de ce travail.*

*Akrem*

## Résumé

Pour atteindre l'objectif d'améliorer l'estimation de la trajectoire des objets ou des robots en mouvement dans des environnements intérieurs complexes, un filtre de Kalman a été appliqué avec succès. L'étude a montré que le filtre de Kalman, en particulier lorsqu'il est appliqué à des systèmes non linéaires, augmente considérablement la précision de l'estimation du chemin dans les environnements intérieurs. Ces résultats ont été obtenus après une analyse minutieuse et des expériences de simulation pratiques. Le mémorandum représente une contribution ante au domaine des technologies de communication et de positionnement et ouvre la voie à de nouveaux développements dans ce secteur vital.

Mots clés: Kalman, Localisation, UWB, LOS/NLOS, MultiTrajets.

## Summary

To achieve the goal of improving the trajectory estimation of moving objects or robots in complex indoor environments, a Kalman filter was successfully applied. The study showed that the Kalman filter, especially when applied to nonlinear systems, significantly increases the accuracy of path estimation in indoor environments. These results were obtained after careful analysis and practical simulation experiments. The memorandum represents an contribution to the field of communications and positioning technologies and paves the way for further developments in this vital sector.

keyWord : Kalman, Location, UWB, LOS/NLOS, MultiTrajets.

## ملخص

ولتحقيق الهدف المتمثل في تحسين تقدير مسار الأجسام المتحركة أو الروبوتات في البيئات الداخلية المعقدة، تم تطبيق مرشح كالمان بنجاح. وأظهرت الدراسة أن مرشح كالمان، خاصة عند تطبيقه على الأنظمة غير الخطية، يزيد بشكل كبير من دقة تقدير المسار في البيئات الداخلية. تم الحصول على هذه النتائج بعد التحليل الدقيق وتجارب المحاكاة العملية. وتمثل المذكرة مساهمة مهمة في مجال تقنيات الاتصالات وتحديد المواقع وتمهد الطريق لمزيد من التطوير في هذا القطاع الحيوي.

الكلمات الرئيسية: كالمان، الموقع، UWB، NLOS/LOS، MultiTrajets.

# Sommaire

## REMERCIEMENTS

Dédicaces

Résumé

Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Liste des symboles

Introduction Général	1
CHAPITRE I : Les Systèmes de Localisation Indoor (UWB)	2
I.1 Introduction	2
I.2 Système GPS localisation Outdoor	2
I.2.1 Définition	2
I.2.2 Caractéristiques générales	3
I.3 Les systèmes de localisation Indoor	6
I.4 Définition et caractéristiques détails des systèmes UWB	6
I.4.1 Définition	6
I.4.2 Caractéristiques détails des systèmes UWB	7
I.5 Les Problème et inconvénients des systèmes UWB	10
I.6. Les différents technique de localisation basée sur les méthodes TOA et TDOA	11
I.6.1. La méthode de localisation TOA	11
I.6.2. La méthode de localisation TDOA	12
I.6.3 Les Avantages et Inconvénients de chaque méthode	14

<b>I.6.3.1. Les Avantages</b>	<b>14</b>
<b>I.6.3.2 Les Inconvénients</b>	<b>15</b>
<b>I.7 Les difficultés de détermination de la trajectoire dans systèmes non linéaires</b>	<b>15</b>
<b>I.7.1 Le Bruit</b>	<b>16</b>
<b>I.7.2 Multi-Trajets</b>	<b>16</b>
<b>I.7.3 Méthodes de détermination de trajectoire</b>	<b>16</b>
<b>I.8 Conclusion</b>	<b>17</b>
<b>CHAPITRE II: Estimation par Filtre de kalman</b>	<b>17</b>
<b>II.1 Introduction</b>	<b>18</b>
<b>II.2 Définition</b>	<b>18</b>
<b>II.3 Algorithme de filtre de karman simple (système linéaire)</b>	<b>19</b>
<b>II.4 Algorithme de filtre de kalman étendu et itératif (Système non linéaires)</b>	<b>21</b>
<b>II.5 Equations du filtre de Kalman étendu</b>	<b>23</b>
<b>II.6 Modélisation de système UWB par le filtre de kalman</b>	<b>25</b>
<b>II.7 Etude des techniques d'élimination de bruits et sources d'interférence filtre de Kalman et filtre particulier</b>	<b>26</b>
<b>II.7.1 Filtre de Kalman</b>	<b>26</b>
<b>II.7.2 Filtres spécifiques</b>	<b>26</b>
<b>II.7.3 Approche efficace</b>	<b>26</b>
<b>II.8 Les avantages par rapport aux techniques précédentes</b>	<b>26</b>
<b>II.9 Conclusion</b>	<b>27</b>
<b>CHAPITRE III: Implémentation Et Résultats de Simulations</b>	<b>27</b>
<b>III.1 Introduction</b>	<b>28</b>
<b>III.2 Algorithme de filtre de Kalman Simple</b>	<b>28</b>
<b>III.2.1 Prédiction</b>	<b>28</b>
<b>III.2.2 Mise à jour</b>	<b>28</b>
<b>III.3 Simulation sous Matlab</b>	<b>29</b>
<b>III.3.1 Résultat de simulation</b>	<b>29</b>
<b>III.3.2 Interprétation des Résultats des Filtres de Kalman Simple sur un système linéaire</b>	<b>31</b>
<b>III.3.3 Calculer le taux de l'erreur de kalman Simple</b>	<b>31</b>
<b>III.4 Filtre de Kalman étendu</b>	<b>32</b>

<b>III.4.1</b>	<b>Algorithme de filtre de Kalman étendu</b>	<b>32</b>
<b>III.4.2</b>	<b>Prédiction</b>	<b>32</b>
<b>III.4.3</b>	<b>Mise à jour</b>	<b>32</b>
<b>III.5</b>	<b>Résultat de simulation</b>	<b>33</b>
<b>III.5.1</b>	<b>Interprétation des Résultats du Filtre de Kalman Étendu sur un Système Non Linéaire</b>	<b>34</b>
<b>III.5.2</b>	<b>Calculer le taux de l'erreur de kalman étendu</b>	<b>35</b>
<b>III.6</b>	<b>Estimation de TOA</b>	<b>35</b>
<b>III.6.1</b>	<b>Résultat de simulation</b>	<b>36</b>
<b>III.6.2</b>	<b>Interprétation des Résultats des Filtres de la méthode TOA sur un système non linéaire</b>	<b>37</b>
<b>III.6.3</b>	<b>Calculer le taux de l'erreur de TOA</b>	<b>38</b>
<b>III.7</b>	<b>Comparaison entre kalman étendu et TOA</b>	<b>38</b>
<b>III.8</b>	<b>Conclusion</b>	<b>39</b>
	<b>Conclusion Général</b>	<b>40</b>
	<b>Références &amp; Bibliographiques</b>	<b>41</b>

## Liste des figures

Figure I.1 :La géolocalisation par GPS .	02
Figure I.2 :Le GPS.	03
Figure I.3: Localisation par TOA .	11
Figure I.4: Estimation de la position avec la technique TOA/TDOA .	12
Figure I.5: TDOA (Time Difference Of Arrival).	12
Figure I.6: Triangulation à partir de deux TDOA.	14
Figure II.1: Principe de filtre kalman.	19
Figure II.2: Classification des méthodes d'estimation.	20
Figure II.3: Processus itératif du filtre de Kalman étendu.	24
Figure II.4: Organigramme du filtre de Kalman étendu.	25
Figure III.1: Algorithme de filtre kalman.	28
Figure III.2: Application de filtre Kalman simple sur l'axe X.	29
Figure III.3: Application de filtre Kalman simple sur l'axe Y.	30
Figure III.4: Application de filtre Kalman simple sur l'axe Z.	30
Figure III.5: Application de filtre Kalman étendu sur l'axe X.	33
Figure III.6: Application de filtre Kalman étendu sur l'axe Y.	33
Figure III.7: Application de filtre Kalman étendu sur l'axe Z.	34
Figure III.8: Application de la méthode TOA l'axe X.	36
Figure III.9: Application de la méthode TOA sur l'axe Y.	36
Figure III.10: Application de la méthode TOA sur l'axe Z.	37

## Liste des tableaux

Tableau III.1: Les paramètres de simulation.	29
Tableau III.2: Comparaison entre l'erreur mesurée et l'erreur filtrée KF.	31
Tableau III.3: Comparaison entre l'erreur mesurée et l'erreur filtrée KFE.	35
Tableau III.4: L'erreur mesurée par la méthode TOA	38

## Liste des abréviations

<b>BPM</b>	Beats Per Minute
<b>BTS</b>	Base Transceiver Station
<b>BW</b>	Bandwidth
<b>CANS</b>	Carrier Access Network Services
<b>CSM</b>	Mode de Signalisation Commun
<b>DB</b>	Décibel unité
<b>FK</b>	Filtre Kalman
<b>FKE</b>	Filtre Kalman étendu
<b>DSP</b>	Densité Spectrale de Puissance
<b>GHZ</b>	Une unité de fréquence
<b>GPS</b>	Global Positioning System
<b>IEEE</b>	Institute of Electrical and Electronics Engineers
<b>IP</b>	Internet Protocol
<b>LOS</b>	Line-of-Sight
<b>LPD</b>	Low Power Device
<b>LPI</b>	Low Probability of Intercept
<b>M-air</b>	Mobile-Air Interface
<b>MS</b>	Mobile Station
<b>NLOS</b>	Non Line-of-Sight
<b>OOK</b>	On Off Keying
<b>PAM</b>	Pulse Amplitude Modulation
<b>PPM</b>	Pulse Position Modulation
<b>RAKE</b>	Récepteur RAKE

<b>RFID</b>	Radio Frequency Identification
<b>TDOA</b>	Time Difference of Arrival
<b>TOA</b>	Time OF Arrival
<b>UWB</b>	Ultra Wide Band
<b>WI FI</b>	Wireless Local Area Network
<b>WPAN</b>	Wrieless Personal Area Network

## Liste des symboles

$\tau_i$ : Temps de retard d'élément  $i$ .

$\tau_j$ : Temps de retard d'élément  $j$ .

$\bar{x}$ : La valeur estimée.

$x_t$ : La valeur réelle.

$P_t$ : Les point de filtre kalman.

$F$ : La matrice de mise à jour.

$X_{k+1}$ : La valeur a l'instant  $k+1$ .

$X_k$ : La valeur à l' instant  $k$ .

$u_k$ : L'entrée de système.

$w_k$ : Bruit gaussien.

$y_k$ : La sortie de système.

$v_k$ : Bruit de mesure.

$E$ : L'espérance.

$w_i$ : Le bruit du processus à l'étape  $i$ .

$w_j$ : Le bruit du processus à l'étape  $j$ .

$R_i$ : La matrice de covariance du bruit de mesure.

$Q_i$ : Représente la matrice de covariance du bruit de processus.

$v_i$ : Le bruit de mesure au pas de temps  $i$ .

$v_j$ : Le bruit de mesure au pas de temps  $j$ .

$f$ : La fonction de transition d'état.

$w_\theta$ : Le bruit de processus associé à l'angle.

$Q_x$ : La matrice de covariance du bruit de processus.

$w_x$ : Le bruit du processus associé.

$Q_\theta$ : La matrice de covariance du bruit de processus.

$\hat{x}$ : La valeur estimée.

$K$ : Instant  $k$ .

$\tilde{x}$ : L'erreur d'estimation.

$P$ : La covariance de l'estimateur.

$A_{k+1}$ : Utilisé pour désigner la matrice de transition d'état à un pas de temps  $k+1$ .

$H_k$ : La matrice d'observation ou de mesure à pas de temps  $k$ .

$w_{k-1}$ : Le vecteur de bruit de processus au pas de temps précédent.

$\hat{X}_K^-$ : L'estimation d'état a priori à un pas de temps  $k$ .

$\hat{X}_k^+$ : La valeur estimée et prédit à l'instant  $k$ .

$P_k^-$ : Matrice de covariance d'erreur prédite au temps  $k$ .

$P_{k-1}^+$ : Matrice de covariance d'erreur mise à jour au temps  $k-1$ .

$P_k^+$ : Matrice de covariance d'erreur mise à jour au temps  $k$ .

$\hat{x}^-$ : Estimation d'état a priori.

$\hat{x}_{k-1}^+$ : L'estimation a priori du vecteur d'état  $x$  au temps  $k-1$ .

$Z_k$ : Le vecteur de mesure à l'instant  $k$ .

$I$ : La matrice identité.

$\hat{Y}_k$ : La mesure prédite au pas de temps  $k$ .

$K_k$ : Gain de Kalman au temps  $k$ .

# *Introduction Général*

### Introduction Général

L'essor des technologies de télécommunication a ouvert la voie à des avancées significatives dans divers domaines, notamment dans la localisation des objets mobiles à l'intérieur des bâtiments. Ce mémoire se concentre sur l'étude des systèmes de localisation Ultra Wide Band (UWB) et leur efficacité dans des environnements intérieurs.

L'objectif principal de ce travail est d'explorer les capacités des systèmes UWB pour la localisation précise des objets ou des robots mobiles dans des espaces intérieurs. Les systèmes UWB présentent plusieurs avantages pour la localisation en intérieur, notamment une grande précision et une résistance aux interférences. Leur capacité à pénétrer divers matériaux et à fournir des données de localisation précises fait des systèmes UWB une solution prometteuse pour de nombreuses applications, allant de la logistique à la domotique.

Un aspect crucial de ce mémoire est l'estimation des trajectoires des objets ou des robots mobiles en utilisant le filtre de Kalman. Ce filtre est particulièrement efficace pour les systèmes non linéaires, une caractéristique commune dans les environnements intérieurs où les trajets multiples et les réflexions non directes peuvent compliquer les mesures de localisation. L'étude se concentrera sur l'adaptation et l'optimisation du filtre de Kalman pour améliorer la précision des estimations de trajectoires dans ces conditions complexes.

En combinant une analyse théorique avec des expérimentations pratiques, ce mémoire vise à démontrer les avantages et les limites des systèmes UWB et à proposer des améliorations pour l'estimation des trajectoires en environnement intérieur.

Le présent mémoire est structuré autour de trois chapitres.

- Le premier chapitre est consacré aux concepts de base des systèmes de localisation Indoor et Outdoor et leurs caractéristiques. Nous continuons avec la technologie UWB définition, caractéristique, ses avantages et ses inconvénients et nous terminons en présentant les deux techniques de l'estimation de paramètres TOA et TDOA.
- Dans le deuxième chapitre présente une étude détaillée du filtre de Kalman, ainsi que les différents algorithmes et techniques utilisés dans l'estimation et la prédiction des paramètres.
- Le dernier chapitre présente les résultats de l'implémentation des algorithmes du filtre de Kalman et la discussion des résultats de simulations qui présente l'efficacité de cette méthode.

Nous terminons par une conclusion générale.

# ***CHAPITRE I***

## ***Les Systèmes de Localisation Indoor (UWB)***

## I.1 Introduction:

Les systèmes de localisation indoor UWB (Ultra-Wide-band) sont devenus une technologie de premier plan pour la localisation précise et fiable d'objets et de personnes dans des environnements intérieurs. Contrairement aux technologies de localisation traditionnelles comme le GPS, qui ne fonctionnent pas bien à l'intérieur, l'UWB utilise des impulsions radio à courte portée et à large bande passante pour mesurer avec précision la distance entre les appareils. Cette capacité unique permet aux systèmes UWB de fournir une localisation indoor précise dans des environnements complexes et encombrés. On a deux techniques d'estimation de localisation peuvent être employées avec les systèmes UWB la TOA et TDOA, chacune présentant ses propres avantages et inconvénients.

## I.2 Système GPS localisation Outdoor:

### I.2.1 Définition:

GPS (Global Positioning System) est un système radio de positionnement par satellites, développé par l'armée américaine, qui repose actuellement sur une constellation de 24 satellites défilant autour de la terre à une distance d'environ 20200 Km sur six orbites planes inclinées de  $55^\circ$ , ce qui assure au système une grande précision ainsi qu'une couverture mondiale en continu. Le GPS peut être divisé en trois secteurs :

- Le secteur spatial.
- Le secteur de contrôle.
- Le secteur utilisateur [1].



**Figure I.1** La géolocalisation par GPS.

Le GPS est un équipement technologique permettant de repérer en temps réel tout objet ou personne qui en est équipé grâce à une couverture par satellites. Créé au départ dans un but militaire, l'utilisation de la géolocalisation s'est généralisée au grand public dizaine d'années avec le développement massif des réseaux satellitaires, et connaît un succès croissant auprès des particuliers comme des professionnels. La constellation GPS est constituée de 24 satellites NAVSTAR placés sur 6 orbites circulaires.

- l'altitude de ces satellites: 20184 km. Ils font ainsi un tour d'orbite en 12h.
- la position de chaque satellite est connue avec une précision  $< 1$  m.



**Figure I.2:** Le GPS

Les utilisateurs captent avec des récepteurs les signaux émis par les satellites. Les récepteurs ne font que capter les signaux. Ils n'émettent pas. C'est le récepteur qui calcule la position à partir des données que fournissent les satellites [2].

### **I.2.2 Caractéristiques générales:**

- **Modèles des données de localisation:**

Les données de localisation devraient être définies suivant un modèle abstrait de l'espace qui peut être métrique, ensembliste, structurel ou sémantique. Les services attentifs à la localisation en environnements extérieurs utilisent aussi bien un modèle euclidien (coordonnées géodésiques), un modèle structurel (graphe pour la navigation routière) ou un modèle sémantique (inspiré de la géographie politique, physique, ou de l'urbanisme). Les

services attentifs à la localisation intra-bâtiment ont par contre un plus fort lien avec un modèle ensembliste de l'espace (divisant un bâtiment en étages et pièces) relativisant par-là l'importance du modèle euclidien (coordonnées locales). Les technologies de localisation fournissent des données exprimées plus ou moins naturellement dans un de ces modèles, et devraient être intégrées à un niveau d'abstraction correspondant.

- **Identification:**

Les technologies de localisation peuvent fournir de manière plus ou moins robuste une identification d'une personne ou d'un objet. Une identification forte fait référence à une correspondance exacte avec une base de données externe des caractéristiques représentant les objets ou les personnes. L'authentification est une propriété encore plus forte qui lie cette correspondance à une structure de sécurité. Une identification faible peut correspondre à la possibilité d'attribuer des labels différenciant subjectivement les objets ou personnes détectés sans faire appel à des références ou à des bases de données externes.

- **Besoins d'une infrastructure:**

Les technologies les plus précises pour la localisation intra-bâtiment, comme l'ultrason ou l'infrarouge, utilisées dans des solutions antérieures telle que "active badges", "active bats", ou le système Cricket, tendent à être extrêmement coûteuses, nécessitant une infrastructure fixe dédiée et chargeant les objets ou personnes à localiser d'un dispositif spécialement prévu à cet effet. Une contrainte forte pour le déploiement de technologies dans des conditions d'applications réelles est d'être soit peu chères, soit non dédiées, ou encore de réutiliser une infrastructure déjà existante pour d'autres raisons.

- **Limitations:**

A chaque système ses limitations qui définissent généralement les conditions sous lesquelles le système ne fonctionne pas ou à une faible performance. Ces conditions sont liées à la puissance, au niveau des bruits, à la topologie de l'endroit, à d'autres variables du système, le canal et le mode de fonctionnement.

- **Le Cout:**

Le cout reste l'un des critères les plus communs et généraux, il peut être affecté par un ou plusieurs des critères, et il joue un rôle principal dans le choix d'un consommateur et même d'un développeur de systèmes [3].

- **Position absolue ou relative:**

Un système à localisation absolue utilise une grille référentielle universelle pour tous les objets et les positions. Un système à localisation relative utilise un plan référentiel relatif à sa propre position qui peut changer d'un endroit à l'autre. Un avantage commun des deux

Le système est la possibilité de traduire les coordonnées d'un système à un autre, bien que le système absolu reste plus universel [4].

- **Position physique ou symbolique:**

Un système de localisation peut donner une information physique ou symbolique. Une position physique est un ensemble de coordonnées qui représente un système de cartographie utilisé pour identifier une zone. Par contre, une position symbolique est une abstraction de celle-ci, elle précise un endroit 'au laboratoire' plutôt qu'un ensemble de coordonnées « 35 degrés N, 45 degrés S, élévation 200 ». D'habitude, un système qui donne des informations physiques peut être mis à niveau pour lui permettre de fournir des positions symboliques ; il suffit d'ajouter un algorithme et des codes, ce qui est plutôt un travail au niveau logiciel du système. Une différence essentielle entre les deux systèmes est bien la précision, un système à position symbolique se limite par une précision relative à la surface de l'endroit.

- **Localisation ascendante ou descendante:**

Les systèmes utilisent une localisation descendante ou ascendante. Dans la première, le récepteur se localise en utilisant les signaux provenant des transmetteurs et puis il envoie cette information aux stations de base. Alors que dans la localisation ascendante, un serveur au niveau de la station de base estime une position de la cible (le récepteur) et puis transmet cette information à l'utilisateur, ces deux cas étant localisation à sens unique.

- **L'exactitude et la précision:**

Un critère principal de tout système de localisation est de toute évidence la précision qui correspond à la valeur de l'erreur commise par le système lors d'une estimation d'une position. Mais il y a aussi l'exactitude qui est définie comme la capacité du système à garder un niveau de précision pour toutes ses estimations. En général, il existe un compromis entre les deux, où pour un système donné, il est capable de fonctionner avec une exactitude plus élevée si la précision est moins contraignante, ce qui veut dire moins de précision. Il faut noter que plus le système a une meilleure performance, plus il pousse vers une amélioration de ces deux critères en parallèle.

- **L'échelle:**

En fait un système comme le GPS peut couvrir la terre, d'autres peuvent couvrir une région métropolitaine ou un immeuble ou même une seule chambre. Mais en plus un système peut localiser jusqu'à 10 cibles à la fois alors que d'autres peuvent localiser un nombre illimité de cibles. L'échelle est un critère essentiel surtout pour étudier le rapport efficacité/cout. L'échelle d'un système peut souvent être élargie en développant l'infrastructure [5].

### **I.3 Les systèmes de localisation Indoor:**

La géolocalisation indoor ou la géolocalisation à l'intérieur est une technique qui permet de localiser en temps réel des objets ou des personnes dans des espaces fermés tels que les centres commerciaux, aéroports, hôpitaux, usines, complexes militaires ou industriels, etc...

Grâce aux nouveaux outils de mobilité : smartphone professionnel, tablette tactile ... et aux nouvelles technologies : Wi-Fi, Bluetooth ou Ultra Wide Band et RFID (Radio Frequency Identification), les utilisateurs peuvent se repérer facilement à l'intérieur d'un bâtiment. Ses informations peuvent être utilisées également par les propriétaires de sites pour suivre le parcours des clients en temps réel et interagir avec eux en leur proposant des services et déclencher des actions de marketing.

Les systèmes de géolocalisation indoor permettent de connaître avec une précision plus ou moins grande le positionnement d'une personne ou d'un objet dans un espace ou un lieu dans lequel l'accès aux satellites et les données GPS ne sont pas disponibles. Les réseaux sans fil sont une des solutions les plus envisagées pour la localisation à l'intérieur [6].

Les différentes technologies utilisées dans la géolocalisation indoor sont :

- Géolocalisation par adresse IP.
- Géolocalisation par Wi-Fi.
- Géolocalisation par RFID.
- Géolocalisation par Beacon.
- Localisation par ultrason.
- Localisation par infrarouge.

### **I.4 Définition et caractéristiques détails des systèmes UWB:**

#### **I.4.1 Définition:**

Technologie à bande ultralarge (UWB): technologie destinée aux radiocommunications à courte portée, impliquant la production et l'émission volontaires d'énergie radioélectrique occupant une très large gamme de fréquences susceptible de couvrir plusieurs bandes de fréquences attribuées aux services de radiocommunication. Les dispositifs UWB produisent généralement un rayonnement volontaire à partir de leur antenne dans une largeur de bande à  $-10$  dB d'au moins 500 MHz ou une largeur de bande fractionnée à  $-10$  dB supérieure à 0,2 dB [7].

## **I.4.2 Caractéristiques détails des systèmes UWB [8]:**

### **I.4.2.1 Forte densité d'utilisation potentielle:**

La technologie UWB peut être intégrée dans de nombreuses applications qui pourraient offrir des avantages au public, aux consommateurs, aux entreprises et aux industries. Elle pourrait par exemple être intégrée dans des applications visant à améliorer la sécurité publique grâce à l'utilisation de dispositifs radar de véhicule anticollisions, de capteurs activant des coussins de sécurité gonflables, de capteurs d'état de la route, de dispositifs de communication de données à haut débit et à courte portée, de dispositifs de repérage, de détecteurs et capteurs de niveau de liquide, de dispositifs de surveillance, de dispositifs de localisation; elle pourrait aussi être utilisée pour remplacer les connexions filaires à haut débit sur de courtes distances. Bien que la plupart des dispositifs UWB fonctionnent à une très faible puissance, le grand nombre d'applications UWB potentielles pourraient conduire à une forte densité d'utilisation de dispositifs UWB dans certains environnements tels que les bureaux et entreprises.

### **I.4.2.2 Haut débit de données:**

Les dispositifs UWB peuvent fonctionner à des niveaux de puissance très faibles et peuvent prendre en charge des applications utilisées par de multiples utilisateurs à de hauts débits (par exemple les réseaux personnels sans fil à courte portée (WPAN) ayant des débits supérieurs à 100 Mbit/s).

### **I.4.2.3 Sécurité des communications:**

Les signaux UWB peuvent être plus « voilés » et plus difficiles à détecter que les autres signaux de radiocommunication. C'est parce qu'ils occupent une grande largeur de bande, peuvent être davantage bruités et peuvent assurer une communication avec un code de synchronisation aléatoire unique à un débit de plusieurs millions de bits/s. Chaque bit est en général représenté par un grand nombre d'impulsions de très faible amplitude normalement au-dessous du niveau de bruit. Ces caractéristiques donnent des émissions sécurisées avec une faible probabilité de détection (LPD) et une faible probabilité d'interception (LPI).

### **I.4.2.4 Robustesse des communications:**

Les dispositifs UWB sont généralement conçus pour présenter un important gain de conditionnement, une des mesures de la robustesse d'un dispositif à l'égard des brouillages.

### **I.4.2.5 Capacité du système de communication:**

La capacité théorique de tout système de communication, notamment d'un système UWB, peut être calculée à partir de la relation de Shannon:

$$C = B \log_2 \left( 1 + \frac{\int_B P_d(f) df}{\int_B N_0 df} \right) \quad (\text{I.1})$$

Où:

C: capacité du canal (bit/s).

B: largeur de bande du canal (Hz).

$P_d(f)$ : densité spectrale de puissance du signal (W/Hz (ou dBm/Hz)).

$N_0$ : densité spectrale de puissance du bruit (W/Hz (ou dBm/Hz)).

La relation de Shannon montre que la capacité théorique du canal dans un système de communication UWB est très grande en raison de sa largeur de bande, même si sa densité spectrale de puissance est très faible et limitée en amplitude.

#### **I.4.2.6 Spectre de puissance UWB:**

Les signaux UWB produits par une modulation de position d'impulsions de base comprennent de nombreuses crêtes spectrales. L'aléation permet de bruyier davantage le signal. La forme de la densité spectrale de puissance d'un signal UWB émis dépend habituellement du choix de la forme de l'impulsion, de la technique de modulation, de la gigue temporelle et des séquences de codes de pseudo-bruit utilisées pour l'aléation des impulsions UWB. La forme spectrale d'une émission UWB est en outre définie par des éléments tels que les antennes.

##### **–Nécessité d'une grande largeur de bande:**

Les émissions UWB occupent une très grande largeur de bande par rapport aux autres émissions. Une des difficultés à surmonter sera de déterminer les fréquences appropriées et un moyen de mettre en place des applications UWB sans causer de brouillage aux services de radiocommunication.

##### **–Conformation des impulsions:**

La conformation des impulsions permet de contrôler la teneur en fréquence de l'émission UWB, ce qui peut réduire les brouillages causés aux systèmes de radiocommunication. Il est primordial que la forme des impulsions se rapportant aux communications UWB présente une moyenne zéro car une antenne ne peut pas émettre de signaux à une fréquence nulle. Il est possible d'introduire des idées innovantes en matière de forme d'impulsion ainsi que diverses options de modulation dans la conception des systèmes de communication UWB.

**–Modulation UWB:**

Pour les impulsions UWB, les informations peuvent être codées à l'aide de la modulation des impulsions en position (modulation PPM binaire ou M-aire), de la PAM (modulation PAM binaire ou M-aire), de la modulation de phase binaire de la polarité des impulsions (modulation BPM), de la modulation au moyen d'un doublet constitué d'une impulsion positive suivie d'une impulsion négative ou vice versa, et de la modulation par tout ou rien (OOK). Par ailleurs, il est possible de recourir à des combinaisons de ces modulations. Par exemple, il a été démontré qu'un système hybride de modulation de phase binaire et de modulation PPM supprimait des éléments discrets de la densité spectrale de puissance (DSP) UWB.

L'émission de signaux UWB implique une conformation, un étalement, une modulation et une aléation des impulsions. Un système hybride approprié de modulation et d'aléation d'un signal UWB fait apparaître son spectre comme un bruit gaussien blanc additionnel. Le choix du système de modulation UWB influe sur la densité spectrale de puissance du signal émis et, par conséquent, sur les services de radiocommunication. En particulier, l'incidence d'éléments discrets de la DSP peut être atténuée ou supprimée.

**I.4.2.7 Mode de signalisation commun (CSM):**

Le CSM permet à des dispositifs recourant à différentes technologies UWB de coordonner leur fonctionnement et d'atténuer éventuellement leur incidence sur les systèmes exploités par les services de radiocommunication.

**I.4.2.8 Effets des trajets multiples:**

Une grande largeur de bande d'émission (BW) est nécessaire pour remédier à l'évanouissement par trajets multiples dans un environnement intérieur. Dans celui-ci, l'étalement de retard entre les différentes réflexions par trajets multiples sera faible, et la largeur de bande de cohérence du canal sera donc grande. Les dispositifs de communication UWB sont donc résistants à l'évanouissement par trajets multiples dans un environnement intérieur, car ils ont une grande largeur de bande d'émission et le problème des éléments de trajets multiples rapprochés peut donc être résolu au niveau du récepteur.

Pendant la propagation, une impulsion su nanoseconde est dispersée, ce qui peut entraîner un évanouissement de Rayleigh dans le domaine de fréquences. Toutefois, chacune de ces réflexions est un signal indépendant de sorte qu'un récepteur RAKE peut alors être utilisé pour ajouter de façon cohérente l'énergie à chacune des impulsions qui sont reçues des éléments de trajets multiples afin d'offrir un gain par rapport à la réception sur un seul trajet.

#### **I.4.2.9 Capacités d'imagerie et de localisation:**

Les émissions UWB peuvent pénétrer dans des murs et des obstacles et offrir une grande précision en matière de localisation. Ces propriétés sont également utiles dans les applications destinées à détecter le mouvement des personnes et d'objets. Par exemple, les applications d'imagerie radar peuvent être utilisées par les organismes chargés du maintien de l'ordre, de secours et de lutte contre les incendies afin de détecter des personnes cachées ou se trouvant derrière des murs ou des débris dans des situations telles que le sauvetage d'otages, les incendies, les effondrements d'immeubles ou les avalanches. Les systèmes UWB peuvent être utilisés dans les hôpitaux ou les cliniques pour une large gamme d'applications médicales afin d'obtenir des images d'organes à l'intérieur du corps d'une personne ou d'un animal. Ils peuvent aussi être utilisés dans les applications suivantes:

- Pour localiser des objets tels que gisements de minéraux, tuyauteries métalliques et non métalliques, câbles électriques se trouvant dans des murs et mines terrestres en plastique.
- Pour mesurer l'épaisseur de la glace à la surface de lacs gelés et évaluer l'état des pistes dans les aéroports.
- Dans les enquêtes de la police scientifique et les recherches archéologiques.
- Pour détecter des défauts dans les ponts et les routes.

#### **I.5 Les Problèmes et inconvénients des systèmes UWB:**

Quoique l'UWB présente tous les avantages déjà présentés, elle a aussi quelques inconvénients majeurs liés aux interférences à bande étroite, l'échantillonnage et le traitement numérique, les antennes à large bande, les distances de propagation limitées, et les problèmes de synchronisation.

En effet, puisque le signal UWB utilise une bande passante très large, son interférence avec un signal à bande étroite peut s'avérer un problème critique dans certains cas. Par exemple, les signaux du protocole IEEE 802.11a peuvent causer des interférences importantes aux signaux UWB dans la bande des 5 GHz. À l'inverse, les signaux UWB peuvent affecter des signaux ayant une faible densité de puissance, comme les signaux du système de positionnement global. L'interférence de l'UWB avec les systèmes existants peut être atténuée par le filtrage de mise en forme des impulsions et l'adoption de différents schémas de modulation, au prix d'une faible dégradation des performances du système.

De plus, comme les impulsions UWB sont de très courtes durées, des convertisseurs analogique/numérique (CANs) très rapides sont requis. Les CANs flash entrelacés sont très coûteux et consommateurs et les bancs de CANs polyphasés avec un contrôle précis de timing nécessitent une grande complexité du circuit. En plus, le processeur digital souffrira de la grande taille des données reçues qu'il doit traiter à très grande vitesse.

D'autre part, les systèmes UWB nécessitent des antennes à large bande, telles que l'antenne discône ou l'antenne logarithmique. Ces antennes sont plus complexes et plus coûteuses que les antennes à bande étroite. La conception d'une antenne petite et peu coûteuse est donc cruciale pour que la technologie UWB soit largement déployée.

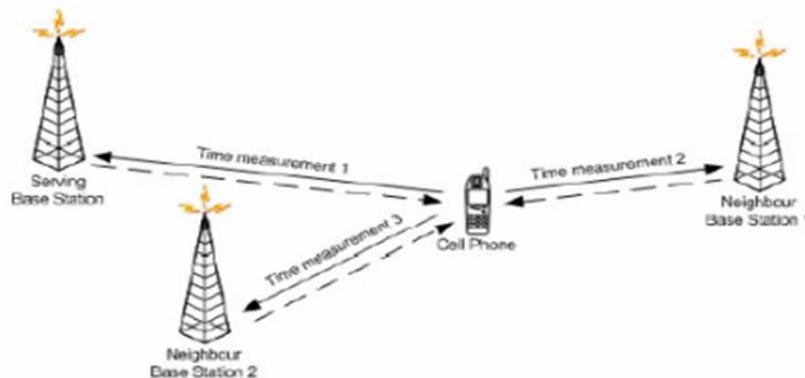
En outre, vu que la puissance d'émission des signaux UWB est limitée sous le masque d'émission imposé par les organismes de régulation, les systèmes de communication UWB sont de portée limitée. La faible puissance de sortie conduit donc à une plus petite région de couverture. En général, avec une antenne à gain élevé, les signaux UWB peuvent couvrir jusqu'à un kilomètre, cependant, avec des antennes non-directionnelles, cette distance est réduite à dix à vingt mètres.

Enfin, la résolution très fine des systèmes UWB, la faible puissance des signaux, la déformation des impulsions due aux canaux denses et sélectifs en fréquence augmentent les défis d'une synchronisation précise entre un émetteur et un récepteur UWB [9].

## I.6. Les différents technique de localisation basée sur les méthodes TOA et TDOA:

### I.6.1. La méthode de localisation TOA:

TOA calcule le temps de transmission entre la station mobile et le BTS et Vice versa. Considérant le fait que le temps de propagation d'une onde radio est connu, il est alors possible d'estimer la distance qui sépare la station mobile du BTS. Cette méthode permet de localiser l'utilisateur dans un cercle qui a pour rayon la Distance qui sépare le BTS de la MS et qui a pour centre le BTS [10].



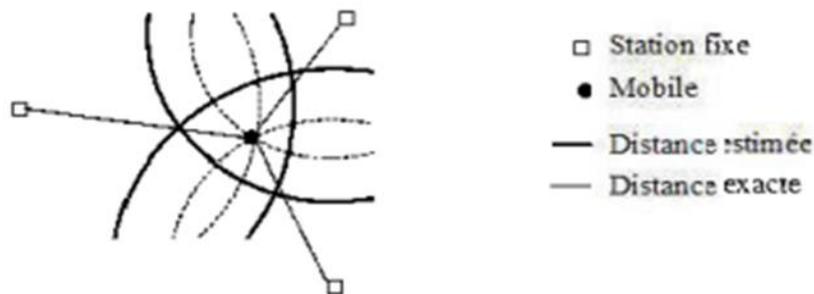
**Figure I.3:** Localisation par TOA.

La technique TOA se base sur le calcul du délai de propagation du signal électromagnétique entre l'unité mobile et au moins trois points de référence. Donc, en connaissant le délai de propagation du signal  $t$ , la distance de séparation  $d$  entre l'émetteur et le récepteur peut être facilement déterminée par l'équation physique connue:

$$d = v \times t \quad (I.2)$$

Où  $v$  est la vitesse de propagation du signal transmis. Dans le cas d'un milieu externe (espace libre), cette vitesse devient constante et égale à la vitesse de la lumière  $c=3 \times (10)^8$  m/s.

Suivant le concept de cette technique, qui consiste à calculer le délai de propagation pris par un signal (émis par une station mobile) pour atteindre chacun des points de référence fixe, il est nécessaire que les récepteurs soient parfaitement synchronisés entre eux et avec la station mobile. Le manque de synchronisation conduit à des erreurs de localisation importantes. Plusieurs protocoles s'occupent de l'échange d'informations de synchronisations telles que « 2-way Ranging Protocol » [11].

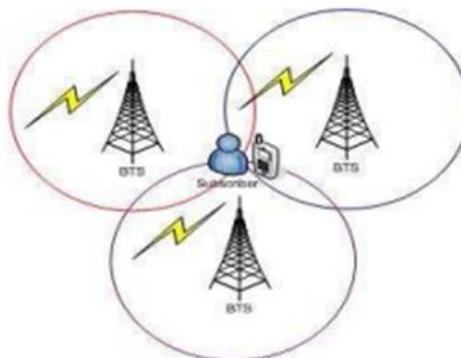


**Figure I.4:** Estimation de la position avec la technique TOA/TDOA.

Pour contrer le problème de synchronisation, une autre approche alternative peut être utilisée, en prenant chacune des stations de base comme émettrice et réceptrice, c'est la technique TDOA, basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus. Le parcours de propagation du signal est alors égal à  $2d$ .

### I.6.2. La méthode de localisation TDOA:

TDOA mesure le temps de transmission entre la station mobile et trois BTS. Simultanément, la station mobile se situe à l'intersection des trois cercles [10].



**Figure I.7:** TDOA (Time Difference Of Arrival).

L'approche classique de l'estimation TDOA consiste à calculer la corrélation croisée entre les signaux arrivant à deux stations de base. L'estimation TDOA est considérée comme le délai, ce qui maximise la fonction de corrélation croisée. La fonction de corrélation croisée est également utilisée pour déterminer à quelle station de base le signal arrive en premier. Ces deux informations donnent une courbe de localisation hyperbolique.

Nous pouvons localiser l'émetteur sans fil en résolvant deux équations de courbe hyperbolique. Il est nécessaire que les générateurs de code de chaque récepteur soient synchronisés afin que les estimations TDOA aient une base de temps commune. Cette forme de localisation radio est utile dans un système asynchrone, car le temps de transmission n'a pas besoin d'être connu. En interprétation géométrique, cette procédure se réduit à la recherche de l'intersection d'hyperboles dont les foyers sont situés au niveau des récepteurs. Pour déterminer l'emplacement d'un émetteur en deux dimensions, il faut au moins trois récepteurs.

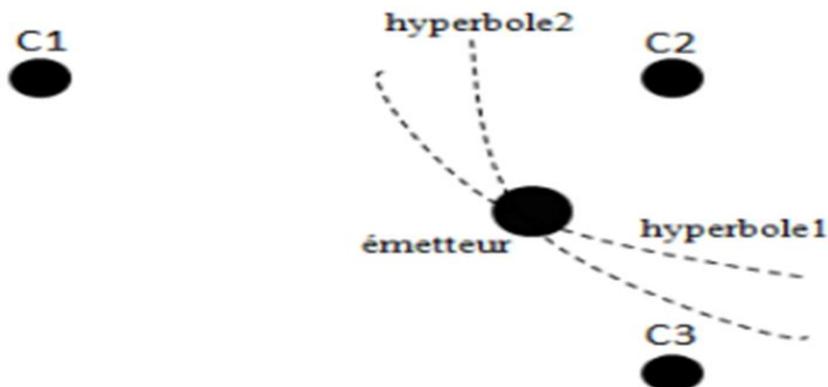
#### - Principe de la localisation à base de TDOA:

Les systèmes dits hyperboliques sont basés sur l'exploitation de la différence du temps d'arrivée entre les éléments de deux ou plusieurs paires de récepteurs. La TDOA entre les éléments d'un couple de récepteurs  $i$  et  $j$  est exprimée sous la forme :

$$\text{TDOA}_{ij} = \tau_i - \tau_j = \frac{d_i - d_j}{c} = \frac{d_{ij}}{c} \quad (\text{I.3})$$

Avec  $c$  la vitesse de propagation des ondes dans le milieu considéré et  $d$  la distance de chaque trajet. Une façon d'accéder à la TDOA est de mesurer le retard des signaux arrivant au niveau de chaque récepteur et effectuer leur différence. Comme généralement dans le cas des systèmes utilisant cette technique, les récepteurs ne sont pas synchronisés avec l'émetteur mais uniquement entre eux, la TDOA mesurée ainsi va inclure des résultats qui sera en revanche identique à cause de la synchronisation entre les récepteurs. Une autre technique d'estimer la TDOA est la corrélation entre les signaux reçus au niveau des différents récepteurs. L'inconvénient de cette méthode est que, dans les environnements multi-trajets avec du bruit coloré les performances se dégradent considérablement [12].

Dans cette technique, on se base sur la différence de distance entre l'objet à détecter et un couple de capteurs. Cette différence de distances est équivalente à la différence entre les temps d'arrivée du signal au couple de capteurs (TDOA). En combinant l'information obtenue à partir de plusieurs couples de capteurs, il est possible de déterminer la position exacte de l'objet à détecter. Cette position correspond à l'intersection des lieux (hyperboles) obtenus à partir de la TDOA estimée par chaque couple comme indiquée en Figure I.6:



**Figure I.5:** Triangulation à partir de deux TDOA.

L'avantage principal de cette méthode est qu'il n'est pas nécessaire d'effectuer une synchronisation entre l'émetteur et le récepteur. Par contre, une synchronisation entre les différents capteurs est classiquement requise. En effet, l'estimation de la TDOA est effectuée en calculant la corrélation entre les signaux reçus par les capteurs [13].

### **I.6.3 Les Avantages et Inconvénients de chaque méthode:**

#### **I.6.3.1 Les Avantages:**

##### **I.6.3.1.1 Avantages de la méthode TOA:**

Cette méthode offre de nombreux avantages par rapport aux autres techniques:

- Paramètres généralement bien estimés.
- Algorithme de positionnement simple.
- Précision plus élevée en milieu confiné.

##### **I.6.3.1.2 Avantages de la méthode TDOA:**

Cette méthode offre de nombreux avantages par rapport aux autres techniques concurrentes, parmi elles on peut citer [14]:

- Caractéristique d'antenne plus simple: les récepteurs TDOA peuvent employer une seule antenne simple.
- Critère plus simple pour l'emplacement et l'étalonnage: nécessite peu de pas d'étalonnage, les récepteurs supplémentaires peuvent être utilisés pour pallier aux effets d'écran dus aux structures hautes.
- Donne des bons résultats dans le cas des signaux large bande, signaux à faible rapport signal/bruit et les signaux de courte durée.

- Les récepteurs et les antennes des systèmes sont moins complexes: un récepteur TDOA a besoin d'au moins un canal RF en temps réel pour éviter toute interruption dans le traitement.
- Rejet du bruit et brouillage non corrélé: le traitement par corrélation utilisé dans la TDOA permet de supprimer les signaux de bruit et de brouillage co-canal simultané qui ne sont pas corrélés. Ainsi le système peut géolocaliser les signaux pour lesquels le rapport signal/bruit est faible.
- Le système TDOA peut être utilisé pour géolocaliser des signaux large bande en intérieur ou en extérieur dans des zones peu étendues (<100 mètres de côté) et où les trajets multiples sont nombreux.
- Bien adapter pour une utilisation dans les réseaux de capteurs RF car les récepteurs sont peu complexes de petite dimension et utilisent des puissances faibles, les antennes sont simples, et les critères de choix d'emplacement est simples.

### **I.6.3.2 Les Inconvénients:**

#### **I.6.3.2.1 Inconvénients de la méthode TOA:**

- Synchronisation d'horloge nécessaire entre le mobile et les stations de base.
- Nécessité d'avoir le trajet direct.
- Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur.

#### **I.6.3.2.2 Inconvénients de la méthode TDOA:**

- ✓ Nécessité d'avoir le trajet direct.
- ✓ Synchronisation d'horloge nécessaire entre les paires de stations de base.
- ✓ Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur [13].

### **I.7 Les difficultés de détermination de la trajectoire dans systèmes non linéaires:**

Les systèmes non linéaires présentent un comportement plus complexe et moins prévisible que les systèmes linéaires. Cela rend particulièrement difficile la détermination de leur trajectoire, c'est-à-dire l'évolution de leur état au fil du temps. Ces difficultés sont encore amplifiées par la présence de deux éléments perturbateurs majeurs: le bruit et les multi-trajets.

### I.7.1 Le Bruit:

Le bruit est un phénomène omniprésent dans les systèmes du monde réel. Il peut provenir de diverses sources comme des fluctuations thermiques, des erreurs de mesure ou des perturbations externes. Dans les systèmes non linéaires, le bruit peut avoir un impact significatif sur la trajectoire du système, le rendant erratique et imprévisible.

- **L'effet du bruit sur la trajectoire d'un système non linéaire peut se manifester de plusieurs manières:**

**Sensibilité aux conditions initiales :** les systèmes non linéaires sont généralement très sensibles à leurs conditions initiales. Cela signifie que même de légères variations dans les conditions de départ peuvent conduire à des trajectoires très différentes pour le même système. Le bruit amplifie cette sensibilité, rendant la prédiction de trajectoire encore plus difficile.

- **Émergence du chaos:** Dans certains cas, le bruit peut induire un comportement chaotique dans un système non linéaire. Le chaos se caractérise par une trajectoire imprévisible et erratique, même dans des conditions initiales très proches. Prédire la position future du système avec une quelconque précision devient impossible.

### I.7.2 Multi-Trajets:

Les systèmes non linéaires peuvent présenter plusieurs trajectoires possibles pour un ensemble donné de conditions initiales. Ce phénomène est connu sous le nom de chemins multiples et est souvent associé à la présence de plusieurs points d'équilibre ou cycles limites.

La présence de trajets multiples complique encore davantage la détermination de la trajectoire d'un système non linéaire. Il devient nécessaire non seulement d'identifier le chemin suivi par le système, mais également de déterminer le moment où il passe d'une trajectoire à l'autre.

### I.7.3 Méthodes de détermination de trajectoire:

Malgré les difficultés évoquées ci-dessus, plusieurs méthodes existent pour déterminer la trajectoire d'un système non linéaire. Ces méthodes peuvent être globalement classées en deux groupes :

**Méthodes analytiques:** ces méthodes reposent sur des solutions analytiques aux équations différentielles décrivant le système. Cependant, obtenir des solutions analytiques pour des systèmes non linéaires complexes est souvent difficile, voire impossible.

**Méthodes numériques:** ces méthodes utilisent des approximations numériques pour résoudre les équations différentielles du système. Les méthodes numériques courantes

incluent la méthode d'Euler, les méthodes de Runge-Kutta et les méthodes des différences finies.

La méthode la plus appropriée pour déterminer la trajectoire d'un système non linéaire dépend de divers facteurs, notamment de la complexité du système, du niveau de précision souhaité et des ressources disponibles.

### **I.8 Conclusion:**

Les systèmes de localisation indoor UWB révolutionnent la façon dont nous appréhendons les espaces intérieurs, offrant une localisation précise et fiable des personnes et des objets. Dans ce chapitre nous avons donné la définition et le principe de la technologie UWB et les leur caractéristiques, Ensuite par les deux méthodes de techniques de la mesure de localisation TOA et TDOA la définition, les principes de chaque méthode et à la fin les Avantages et Inconvénients de TOA et TDOA.

# ***CHAPITRE II***

## ***Estimation par Filtre de Kalman***

## II.1 Introduction:

D'une façon générale, la fonction de filtrage consiste à estimer une information (signal) utile qui est polluée par un bruit. Alors que le filtrage fréquentiel suppose qu'il existe une séparation entre les réponses fréquentielles du signal utile et du bruit et consiste à trouver une fonction de transfert satisfaisant un gabarit sur le gain de sa réponse fréquentielle.

Le filtre de Kalman est un filtre récursif, qui utilise une approche temporelle. 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.

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[15].

## II.2 Définition:

Le FK peut être défini d'une manière simple comme étant un algorithme optimal et récursif de traitement des données qui permet d'estimer l'état courant d'un système en se basant sur l'estimation des mesures précédentes et actuelles, c'est aussi une approche statistique, d'assimilation de données, dont le principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle, de façon à minimiser l'erreur entre l'état vrai et l'état filtré. Cette méthode utilise une prédiction qui s'appuie sur un modèle déterministe et un recalage qui s'appuie sur l'innovation (différence entre la mesure et la sortie prédite)[16].

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif optimal. Son origine se trouve dans le problème de l'estimation de la trajectoire des satellites et des avions. Dans un tel problème, on cherche à estimer la position  $(x, y, z)$  et la vitesse  $(v_x, v_y, v_z)$  à partir de l'observation de deux angles:  $(\theta, \varphi)$ .

Dans la terminologie de Kalman: la position et la vitesse forment le vecteur d'état:

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} \text{ et } \bar{y} = \begin{pmatrix} \theta \\ \varphi \end{pmatrix} \quad (\text{II.1})$$

Pour chaque instant  $t$ , le filtre donne une estimation  $(\hat{x}_t)$  ainsi que sa précision,  $(P_t)$  à partir de l'observation et l'estimation précédente,  $(\hat{x}_{t-1}, P_{t-2})$  et l'observation,  $\bar{Y}$  et sa précision  $(P_y)$ . Les précisions sont des covariances.

$$X_{t+1} P_t = F\{\hat{x}_{t-1}, P_{t-1}, \bar{Y}, P_y\} \quad (\text{II.2})$$

Ceci permet d'estimer un vecteur de  $N$  variables aléatoires à partir de  $M < N$  observations. Les précisions sont des 2<sup>ème</sup> moments de l'erreur.

Le filtre récursif est un processus cyclique avec 5 phases[17]:

- Prédiction de l'évolution temporelle de l'état.
- Observation.
- Prédiction de l'observation.
- Validation de l'observation.
- Mise à jour de l'estimation.

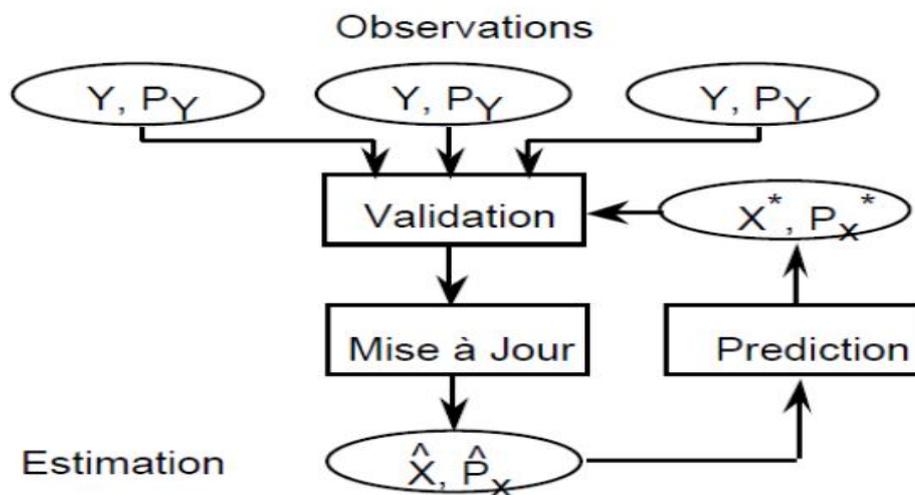


Figure II.1: Principe de filtre kalman.

### II.3 Algorithme de filtre de karman simple (système linéaire):

S'appuyant sur l'ensemble des travaux publiés jusqu'au début des années 60, Kalman fut sans nul doute l'un des premiers chercheurs à mettre au point une technique d'estimation récursive et à proposer des algorithmes de résolution du problème d'estimation en temps continu et discret, qui reposent sur des techniques d'espace d'état. Ses travaux apportent une solution au problème d'estimation dans l'incertain de l'état de systèmes dynamiques modélisés par des représentations d'état linéaires. L'estimation de l'état, la solution du problème, est construite de manière itérative et minimise le critère de la covariance des erreurs d'estimation. L'optimisation qu'il réalise s'appuie sur le critère des moindres carrés aussi bien pour le domaine continu que discret. L'implantation pratique du filtrage de Kalman, même pour les systèmes continus, se fait en règle générale par le biais d'une synthèse discrète. C'est donc celle que nous allons présenter dans ce qui suit. Le principe de résolution s'appuie sur des notions proches du thème de la commande optimale.

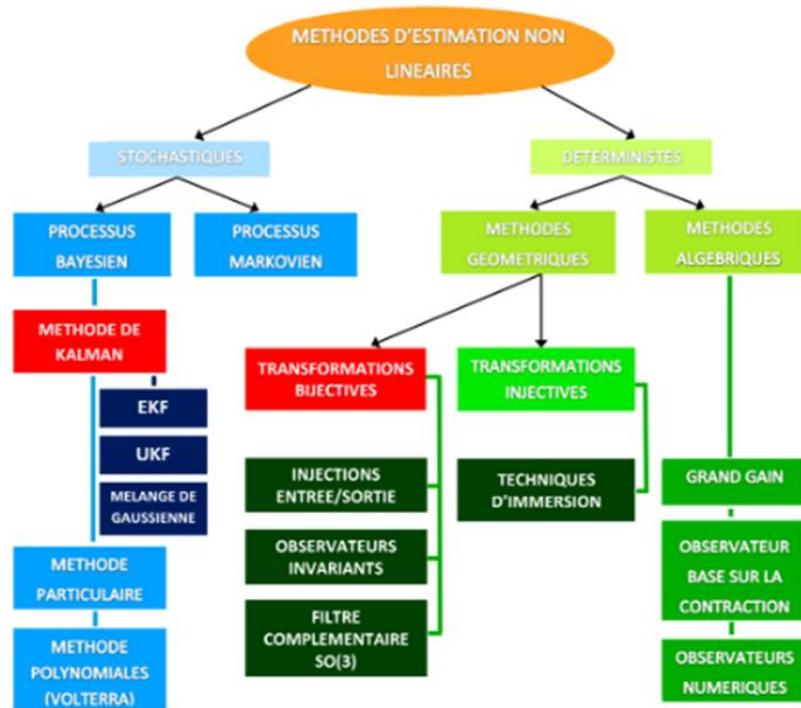


Figure II.2: Classification des méthodes d'estimation.

Afin d'illustrer le filtrage de Kalman, considérons donc le cas simple du modèle discret d'un système dynamique d'entrée  $\mathbf{u}$  supposée connue, d'état  $\mathbf{x}$  et de sortie  $\mathbf{y}$  perturbés respectivement par un bruit blanc gaussien  $\mathbf{w}$  de matrice de covariance  $\mathbf{Q}$  et  $\mathbf{v}$  de matrice de covariance  $\mathbf{R}$ , tous deux centrés sur zéro. Le modèle d'évolution de l'état du système  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  est généralement issu d'une modélisation du phénomène physique qui le régit (lois de la mécanique, de la chimie, de l'électromagnétisme, etc.) et complétée éventuellement, mais à bon escient, d'une procédure d'identification. La description mathématique de l'évolution de l'état du système est ensuite complétée par un modèle d'observation qui relie  $\mathbf{x}$  à  $\mathbf{y}$ . Ces deux modèles, évolution et observation, sont conjointement représentés d'un point de vue mathématique par l'expression:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{X}_k + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{H}_d \cdot \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k, k \in \mathbf{N} \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Avec:

$$E[\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{w}_j^T] = \mathbf{Q}_i \cdot \delta_{ij}, E[\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j^T] = \mathbf{R}_i \cdot \delta_{ij} \quad (\text{II.4})$$

$$E[\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{w}_j^T] = 0, E[\mathbf{v}_i] = 0, E[\mathbf{w}_j] = 0, \forall_{i,j} \quad (\text{II.5})$$

Dans l'équation (II.3),  $\delta_{ij}$  désigne le symbole de Kronecker. Pour faire le lien avec le cas d'un système continu dont les entrées déterministes  $u$  et l'état  $x$  sont échantillonnées à la cadence  $T$ , on a:

$$A_d = e^{A.T} \quad (\text{II.6})$$

$$B_d = \int_0^T B \cdot e^{A.v} dv \quad (\text{II.7})$$

$$H_d = H, R_d = \frac{R}{T}, Q_d = \int_0^T e^{A.v} \cdot Q \cdot e^{A^T.v} dv \quad (\text{II.8})$$

Dans l'équation (II.3), les matrices  $A$ ,  $B$ ,  $H$ ,  $Q$  et  $R$  sont supposées ici être dépendantes du temps. Afin de dériver à partir de ce point les équations du filtre estimateur, Kalman utilisa alors certaines propriétés fondamentales inhérentes aux processus stochastiques gaussiens. Ces propriétés consistent en ce que:

- Toute transformation affine d'une variable aléatoire gaussienne est une variable aléatoire gaussienne.
- La fonction caractéristique est aussi une gaussienne. Comme par ailleurs, la somme de formes quadratiques est aussi une forme quadratique, le produit d'exponentielles de formes quadratiques est une exponentielle d'une forme quadratique. Ainsi, la structure gaussienne se trouve conservée par multiplication et convolution.
- Une densité de probabilité gaussienne est complètement caractérisée par ses deux premiers moments à savoir la moyenne et la variance[18].

#### II.4 Algorithme de filtre de kalman étendu et itératif (Système non linéaires):

Le filtre de Kalman standard, permet d'estimer l'état d'un système linéaire (les coefficients des équations d'état sont constants). Dans le cas contraire où les coefficients sont variables (système non linéaire), l'estimation des coefficients (paramètres) consiste à étendre le vecteur d'état aux coefficients voulus. Le mode devient alors non linéaire. Certain des applications les plus intéressantes et les plus réussies du filtre de Kalman ont été une telle situation ou le système est non linéaire [19].

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 [20]. Le filtre de Kalman linéarisé autour du point de fonctionnement actuel est le filtre de Kalman étendu [21].

Les équations du filtre de Kalman linéaire, se trouvent légèrement modifiées. Les équations d'observation et de mesure dans le cas d'un système non linéaire s'écrivent:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), W(k+1)) \quad (\text{II.9})$$

$$y(k) = h(x(k), v(k)) \quad (\text{II.10})$$

$w_k$  et  $V_K$  représentent toujours les bruits d'état et de mesure. Les hypothèses faites précédemment sur ces bruits restent toujours valables. La fonction non linéaire  $f$  relie l'état précédent du système à l'état actuel. Elle inclut l'état et les paramètres du système.

Nous définissons le vecteur des paramètres à estimer ainsi par:

$$\theta = \theta_1(k), \theta_2(k), \dots \dots \theta_m(k) \quad (\text{II.11})$$

L'état étendu du système sera:

$$x(k) = [x_1(k), x_2(k) \dots \dots x_n(k), \theta_1(k), \theta_2(k), \dots \dots \theta_m(k)] \quad (\text{II.12})$$

Selon [20] le modèle d'état stochastique est:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \theta(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A(x(k), \theta(k)) & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B(x(k), \theta(k)) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} W_x(k) \\ W_\theta(k) \end{bmatrix} \quad (\text{II.13})$$

$$y(k) = [C \quad 0] \begin{bmatrix} x(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} + V(k) \quad (\text{II.14})$$

$$Q_x = [W_x(k) \cdot W_x(k)^T] \quad (\text{II.15})$$

Représente la matrice de covariance d'état. En absence d'information supplémentaire, on considère les variances des paramètres comme aléatoires et on les modélise par des bruits blancs centrés. La dynamique des paramètres est caractérisée par la matrice de covariance  $Q$ . Plus une variance est grande, plus le paramètre correspond est important [20]. En supposant que les paramètres et les états sont indépendants, on définit une matrice diagonale de covariance de bruit d'état et des paramètres comme suit:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_x & 0 \\ 0 & Q_\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_{x1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & Q_{x2} & & \\ & & Q_{xn} & \\ & & & Q_{\theta1} \\ & & & & Q_{\theta2} \\ & & & & & 0 \\ 0 & 0 & & & & & Q_{\theta n} \end{bmatrix} \quad (\text{II.16})$$

En pratique, les valeurs des bruits à chaque pas d'échantillonnage sont inaccessibles à la mesure directe. C'est pour cela, il faut utiliser des valeurs estimées qui ne tiennent pas compte des valeurs des bruits. Donc, les équations (II.20) sont approximées aux équations suivantes:

$$\tilde{x}(k+1) = f(\hat{x}(k), u(k), 0) \quad (\text{II.17})$$

$$y(x) = h(\hat{x}(k), 0) \quad (\text{II.18})$$

Où  $\hat{x}(k)$  est l'estimation à posteriori de l'état calculé à l'instant discret  $k$ . Cette nouvelle forme d'équations d'état du système nous aide à déterminer les équations du filtre de Kalman étendu.

### II.5 Equations du filtre de Kalman étendu:

Les équations du filtre de Kalman étendu sont de forme similaire aux équations du filtre de Kalman standard à l'exception de l'équation de prédiction d'état qui est remplacée par une équation non linéaire. La seule différence entre les deux groupes d'équations est la linéarisation des fonctions non linéaires par le développement de Taylor du premier ordre [19][20], c'est à dire les dérivés partiels premières des fonctions non linéaires par rapport à l'état et les paramètres du système.

Les prédictions de l'état et de la covariance d'état sont données par les équations suivantes:

$$\hat{x}(k+1, k) = f(\hat{x}(k), u(k)) \quad (\text{II.19})$$

$$P(k+1, k) = F(k)P(k, k)F^T(k) + Q(k) \quad (\text{II.20})$$

Où:

$$F(k) = \frac{\partial f(\hat{x}(k), u(k))}{\partial x} \quad (\text{II.21})$$

$f$ : la fonction non linéaire régissant le système.

La matrice de gain du filtre de Kalman est calculée par l'équation suivante:

$$K(k+1) = P(k+1, k). H^T(k+1)[H(k+1)P(k+1, k)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (\text{II.22})$$

Où  $R$  représente la matrice de covariance du bruit de mesure et:

$$H(k+1) = \frac{\partial h(\hat{x}(k), 0)}{\partial x} \quad (\text{II.23})$$

Finalement, l'estimation de l'état est donnée par:

$$\hat{x}(k+1) = P(k+1, k). H^T(k+1)[H(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1, k)] \quad (\text{II.24})$$

Sachant que notre filtre est récursif, l'actualisation de la covariance de l'erreur est donnée par:

$$P(k+1, k+1) = [1 - k(k+1)H(k+1)P(k+1, k)] \quad (\text{II.25})$$

Les équations citées ci-dessus forment le filtre de Kalman étendu destiné à l'estimation de l'état et des paramètres du système à observer.

Algorithme du filtre de Kalman étendu Comme le filtre de Kalman standard, les équations du filtre de Kalman étendu se regroupent en deux ensembles: les équations de prédiction, l'équation (II.20), composées de l'équation de prédiction d'état qui prévoit la valeur de l'état à l'instant (k+1) en se basant sur des informations disponibles à l'instant k, et aussi l'équation de prédiction de la covariance de l'erreur d'estimation qui va être utilisée dans le calcul du gain du filtre.

$$\hat{x}(k + 1, k) = f(\hat{x}(k), u(k)) \quad \text{(II.26)}$$

$$P(k + 1, k) = F(k)P(k, k)F^T(k) + Q(k) \quad \text{(II.27)}$$

$$K(k + 1) = P(k + 1, k) \cdot H^T(k + 1)[H(k + 1)P(k + 1, k)H^T(k) + R(k)]^{-1}$$

$$K(k + 1) = P(k + 1, k) \cdot H^T(k + 1)[H(k + 1) - H(k + 1)\hat{x}(k + 1, k)]$$

$$P(k + 1, k + 1) = [1 - K(k + 1)H(k + 1)]P(k + 1, k) \quad \text{(II.28)}$$

L'ensemble des équations de correction est donné dans l'équation (II.20). Il est composé de l'équation du gain, l'actualisation de l'estimation et l'actualisation de la covariance de l'erreur. Contrairement au filtre de Kalman standard les matrices F et H dans le filtre de Kalman étendu sont variables. Cela veut dire qu'elles sont actualisées à chaque itération selon la variation des paramètres estimés. L'organigramme de la figure II.4 nous présente le séquençement et l'évaluation des équations du filtre de Kalman étendu, tandis que la figure II.3 nous donne les étapes de prédiction et de correction:

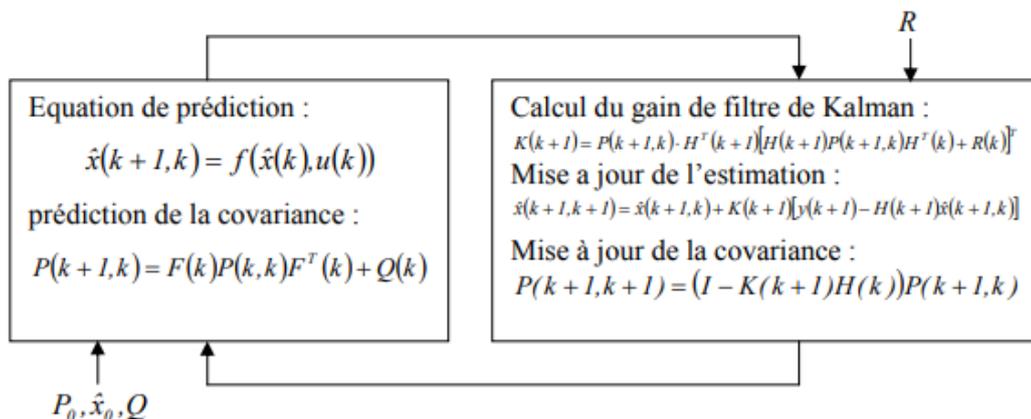


Figure II.3: Processus itératif du filtre de Kalman étendu.

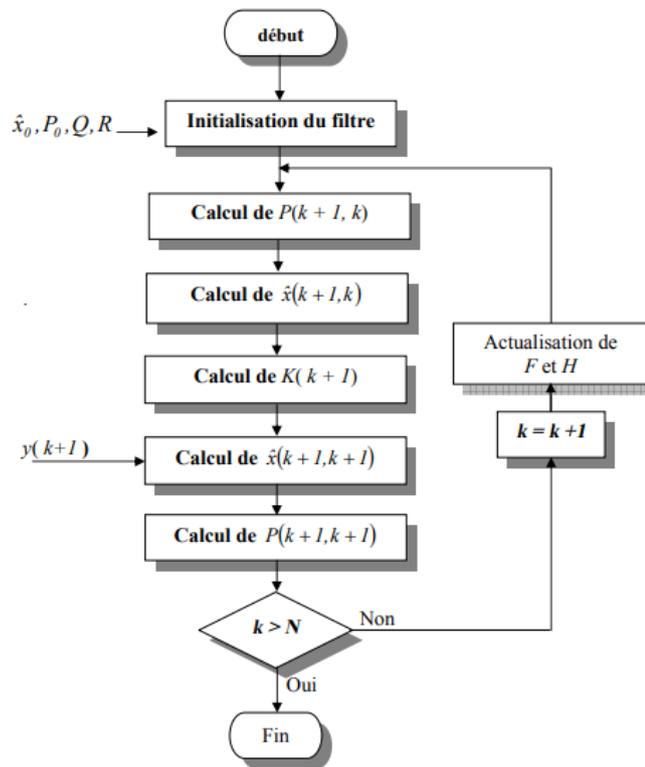


Figure II.4: Organigramme du filtre de Kalman étendu.

## II.6 Modélisation de système UWB par le filtre de kalman:

L'objectif de filtre de Kalman est d'obtenir une estimation récursive de vecteur d'état, c'est-à-dire Un algorithme qui à partir d'une estimation du vecteur d'état à l'instant  $k$  fournit une nouvelle estimation, si une mesure est disponible à l'instant  $k+1$ . De plus l'obtention des différentes équations qui constituent le filtre de Kalman est plus aisée si l'on considère les Erreurs d'estimation telle qu'elles se propagent à travers la matrice de covariance de l'erreur.

Notre système se modélise de la manière suivante avec une équation prédisant le nouvel état du système en fonction du dernier état connu [22]:

$$x_k = A_{K+1} \times x_K + W_k \quad (\text{II.29})$$

Et d'un système permettant d'obtenir des informations réelles, Cette relation entre mesure et État du système se modélise par l'équation suivante [22]:

$$y_k = H_K \times x_K + v_k \quad (\text{II.30})$$

Où,

$A_{K+1}$ : La matrice de prédiction de nouvel état du système en fonction du dernier état connu, Avant que la mesure à l'instant  $k + 1$  ne soit disponible.

$W_k$  est le vecteur bruit qui corrompt la prédiction de moyenne nulle  $H_K$  Est une matrice reliant la mesure à un état du système. Bien sûr cette équation reliant la Mesure un état du système est corrompue par le vecteur bruit  $v_k$  de moyenne nulle.

De plus  $W_k$  et  $v_k$  sont des bruits blancs gaussiens, et respectivement de matrice de covariance  $Q_k$  Et  $R_k$  sont:

$$E[W_k W_k^T] = Q_K \quad (\text{II.31})$$

$$E[V_k V_k^T] = R_K \quad (\text{II.32})$$

## II.7 Etude des techniques d'élimination de bruits et sources d'interférence (Multi-Trajets) par filtre de Kalman et filtre particulier:

Les filtres de Kalman et les filtres spécifiques aident à lutter contre le bruit et les interférences multi-trajets dans les systèmes non linéaires.

### II.7.1 Filtre de Kalman:

- Estimation de l'état du système à partir de mesures bruyantes.
- Bon pour la réduction générale du bruit et la quantification de l'incertitude.
- Limité dans la gestion des non-linéarités complexes et des chemins multiples.

### II.7.2 Filtres spécifiques:

- Conçu pour des types de bruit spécifiques (par exemple, Wiener pour le bruit additif).
- Exemples: filtre médian pour le bruit impulsif, filtres adaptatifs pour le bruit variable dans le temps/trajets multiples.
- Le choix dépend du type de bruit dominant et des contraintes de calcul.

### II.7.3 Approche efficace:

- Combiner les techniques : filtre de Kalman pour le bruit général + filtre spécifique pour le bruit spécifique.
- Prétraitez les données (si possible) pour améliorer l'efficacité du filtrage pour les chemins multiples.

## II.8 Les avantages par rapport aux techniques précédentes:

- Le filtre de Kalman ne nécessite pas toutes les données passées pour produire une estimation à l'instant courant.
- Le gros avantage de la méthode du filtre de Kalman est de fournir à chaque itération une estimation des matrices de covariance d'erreur d'ébauche et d'analyse
- Il fournit des estimations optimales en présence de bruit gaussien.

- Il peut gérer des systèmes non linéaires et variables dans le temps grâce à ses variantes étendues et non parfumées.
- Il est efficace sur le plan informatique et peut être implémenté dans des applications en temps réel.

### **II.9 Conclusion:**

Le filtre de Kalman brille dans l'estimation de l'état des systèmes linéaires à partir de mesures bruitées. Il fournit des estimations statistiquement optimales, gère le bruit des processus et des mesures et se met continuellement à optimiser les nouvelles données. Bien que sa mise en œuvre soit relativement simple, il est essentiel de se rappeler que le filtre de Kalman rencontre des difficultés avec les systèmes hautement non linéaires et s'appuie fortement sur des modèles de système précis pour obtenir les meilleures performances. Dans l'ensemble, il reste un outil puissant pour l'estimation d'état dans des environnements linéaires et bruyants.

# ***CHAPITRE III***

## ***Implémentation Et Résultats de Simulations***

### III.1 Introduction:

L'algorithme du filtre de Kalman est un outil puissant pour estimer et prédire les états du système en présence d'incertitude et est largement utilisé comme composant fondamental dans des applications telles que le suivi de cibles, la navigation et le contrôle.

Bien que le filtre de Kalman soit un concept simple, de nombreuses ressources sur le sujet nécessitent une formation mathématique approfondie et ne parviennent pas à fournir des exemples et des illustrations pratiques, ce qui le rend plus compliqué que nécessaire.

Dans ce chapitre, nous allons effectuer plusieurs expériences de simulation. Plus précisément, nous allons appliquer le filtre de Kalman sur le signal bruité. Nous allons également exposer les résultats de filtrage de Kalman. L'application est effectuée sous l'environnement Matlab. Un logiciel interactif et convivial de calcul numérique et de visualisation graphique et de programmation.

### III.2 Algorithme de filtre de Kalman Simple:

L'algorithme du filtre de Kalman se compose de deux étapes : la prédiction et la mise à jour. Notez que les termes « prédiction » et « mise à jour » sont souvent appelés respectivement « propagation » et « correction » dans différentes littératures. L'algorithme du filtre de Kalman est résumé comme suit [23]:

#### III.2.1 Prédiction:

– Estimation de l'état prévu  $\hat{x}_k^- = F \hat{x}_{k-1}^+ + B u_{k-1}$  (III.1)

– Covariance d'erreur prévue  $P_k^- = F P_{k-1}^+ F^T + Q$  (III.2)

#### III.2.2 Mise à jour:

– Résidu de mesure  $\hat{y}_k = z_k - H \hat{x}_k^-$  (III.3)

– Gain de Kalman  $K_k = P_k^- H^T (R + H P_k^- H^T)^{-1}$  (III.4)

– Estimation de l'état actualisée  $\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k \tilde{y}$  (III.5)

– Covariance d'erreur mise à jour  $P_k^+ = (I - K_k H) P_k^-$  (III.6)

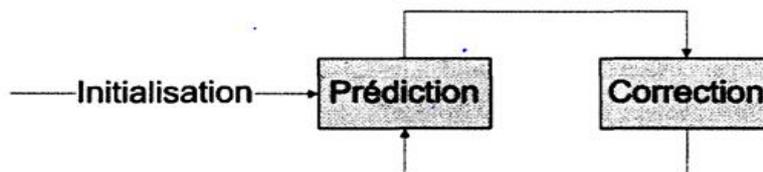


Figure III.1: Algorithme de filtre kalman.

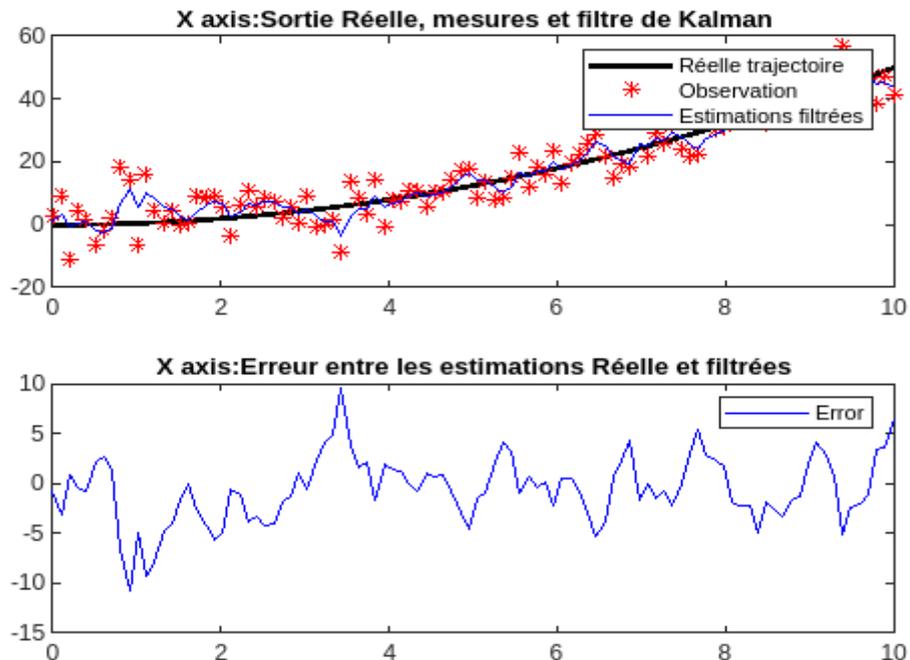
### III.3 Simulation sous Matlab:

On appliqué le filtre de Kalman simple, le filtre de Kalman étendu et la méthode de TOA sur des systèmes linéaires et non linéaires, on utilise les paramètres suivants:

Paramètres	Valeurs
Nombre de points de données	N=100
Pas de temps	dt=0,1 s
Position sur l'axe X	$X=0,5 t^2$ s
Position sur l'axe Y	$Y= -0,5 t^2$ s
Position sur l'axe Z	$Z= t$ s

**Tableau III.1:** Les paramètres de simulation.

#### III.3.1 Résultat de simulation:



**Figure III.2:** Application de filtre Kalman simple sur l'axe X.

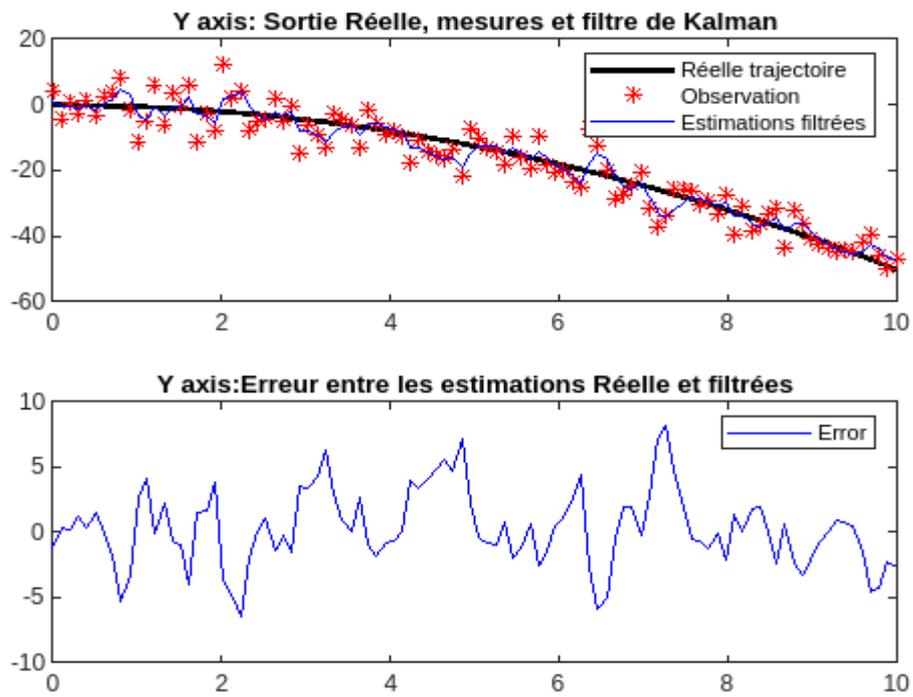


Figure III.3: Application de filtre Kalman simple sur l'axis Y.

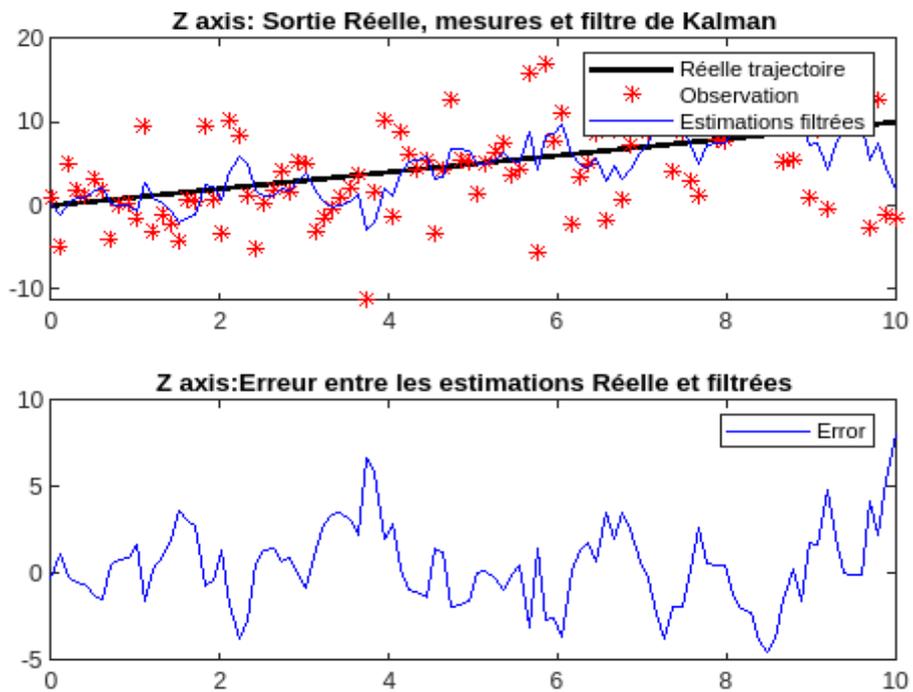


Figure III.4: Application de filtre Kalman simple sur l'axis Z.

### III.3.2 Interprétation des Résultats des Filtres de Kalman Simple sur un système linéaire:

Les graphes présentent l'application du filtre de Kalman sur un système linéaire selon les axes X, Y et Z. Chaque graphique supérieur montre la trajectoire réelle (courbe noire), les observations bruitées (étoiles rouges), et les estimations filtrées par le filtre de Kalman (courbe bleue). Les graphiques inférieurs illustrent l'erreur entre les estimations réelles et filtrées.

Pour l'axe X, le filtre de Kalman suit précisément la trajectoire réelle malgré le bruit dans les mesures. L'erreur fluctue autour de zéro, avec quelques pics, indiquant une performance robuste du filtre.

Sur l'axe Y, le comportement est similaire, avec une correspondance étroite entre les estimations filtrées et la trajectoire réelle, bien que l'erreur montre des fluctuations légèrement plus importantes.

L'axe Z, en revanche, présente des mesures bruitées plus dispersées, ce qui se reflète dans une erreur plus variable. Malgré cela, le filtre de Kalman parvient à suivre la trajectoire réelle, mais avec une sensibilité accrue au bruit. Cette variabilité suggère que des ajustements supplémentaires du modèle pourraient améliorer la précision pour cet axe.

### III.3.3 Calculer le taux de l'erreur de kalman Simple:

Nous calculons le taux d'erreur avec la relation suivante:

$$L'erreur = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2 + (\hat{z} - z)^2} \quad (\text{III.7})$$

Nous avons trouvé les valeurs suivantes dans le tableau III.2:

La position L'erreur	L'erreur mesurée	L'erreur filtrée
X	58.155171	33.637355
Y	50.132565	29.174818
Z	50.863600	23.922051

**Tableau III.2:** Comparaison entre l'erreur mesurée et l'erreur filtrée KF.

Par conséquent, le filtre de Kalman démontre une efficacité remarquable pour estimer les états réels d'un système linéaire, même en présence de bruit significatif dans les observations. Les erreurs restent globalement faibles, confirmant la robustesse du filtre, bien que des optimisations pourraient être envisagées pour améliorer la performance sur l'axe Z.

### III.4 Filtre de Kalman étendu:

Le filtre de Kalman étendu peut être considéré comme une version non linéaire du filtre de Kalman qui linéarise les modèles autour d'une estimation actuelle. Supposons que nous ayons les modèles suivants pour la transition d'état et la mesure [23].

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (\text{III.8})$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (\text{III.9})$$

Où  $f$  est la fonction de l'état précédent,  $\mathbf{x}_{k-1}$  et de l'entrée de commande,  $\mathbf{u}_{k-1}$ , qui fournit l'état actuel  $\mathbf{x}_k$ .  $h$  est la fonction de mesure qui relie l'état actuel,  $\mathbf{x}_k$ , à la mesure  $\mathbf{z}_k$ .  $\mathbf{w}_{k-1}$  et  $\mathbf{v}_k$  sont des bruits gaussiens pour le modèle de processus et le modèle de mesure avec covariance  $Q$  et  $R$  respectivement.

#### III.4.1 Algorithme de filtre de Kalman étendu:

Il suffit d'obtenir la matrice Jacobien, dérivée partielle du premier ordre d'une fonction vectorielle par rapport à un vecteur, de chaque modèle à chaque pas de temps comme [23]:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}} \quad (\text{III.10})$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (\text{III.11})$$

#### III.4.2 Prédiction:

$$\text{– Estimation de l'état prévu} \quad \hat{\mathbf{x}}_k^- = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (\text{III.12})$$

$$\text{– Covariance d'erreur prévue} \quad \mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (\text{III.13})$$

#### III.4.3 Mise à jour:

$$\text{– Résidu de mesure} \quad \tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (\text{III.14})$$

$$\text{– Gain de Kalman} \quad \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{R} + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T)^{-1} \quad (\text{III.15})$$

$$\text{– Estimation de l'état actualisée} \quad \hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \quad (\text{III.16})$$

– Covariance d'erreur mise à jour  $P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^-$  (III.17)

III.5 Résultat de simulation:

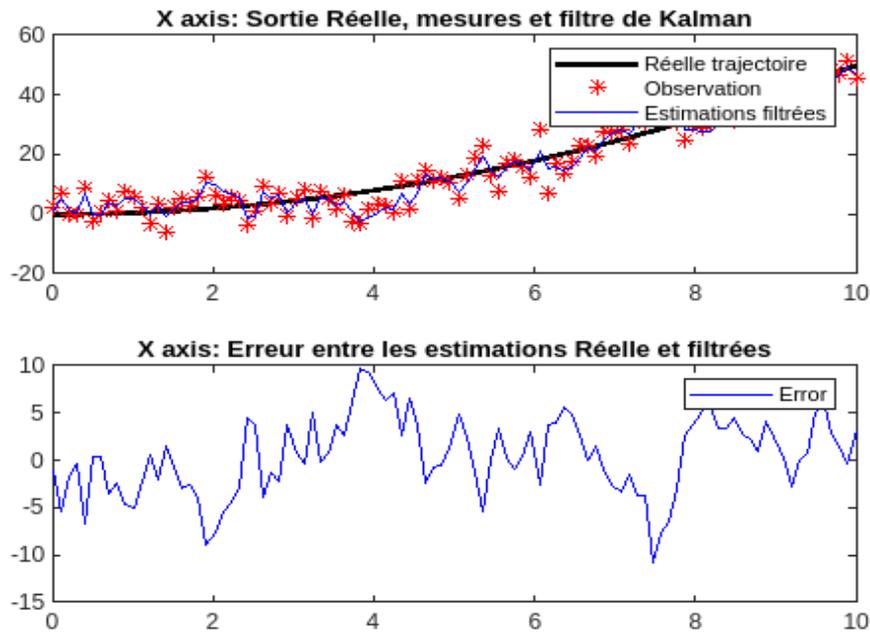


Figure III.5: Application de filtre Kalman étendu sur l'axe X.

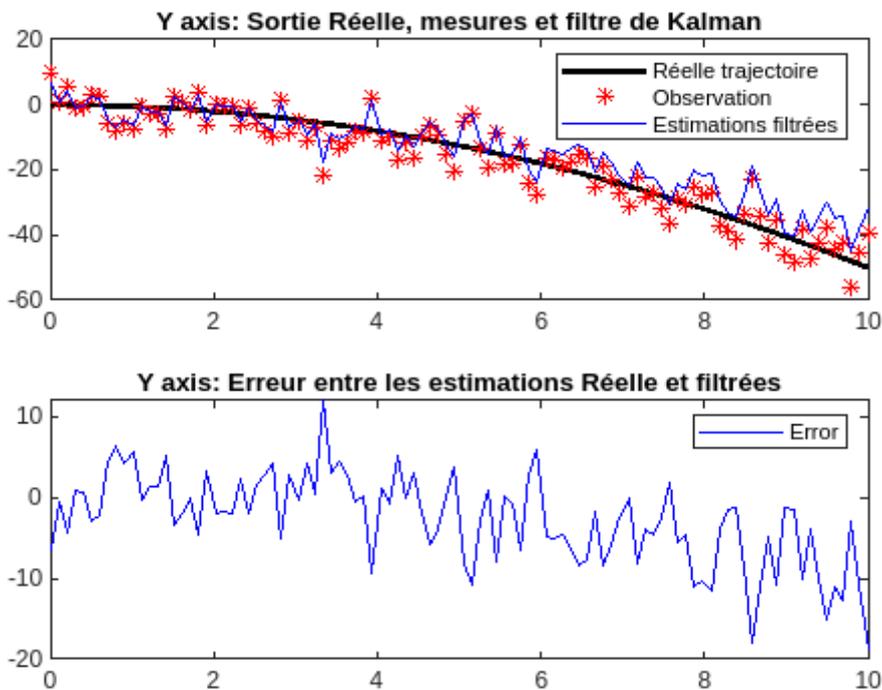
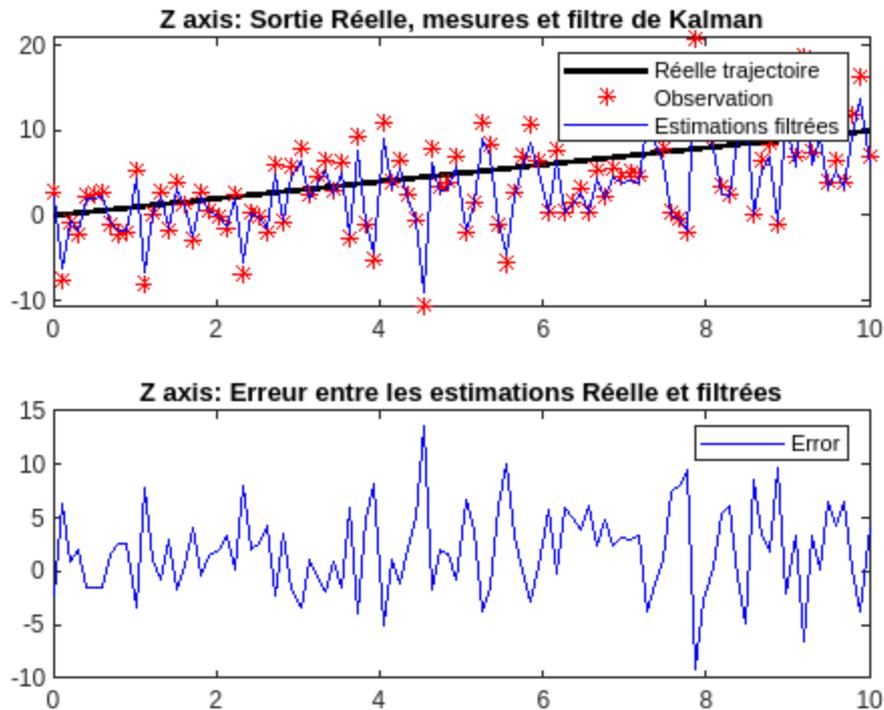


Figure III.6: Application de filtre Kalman étendu sur l'axe Y.



**Figure III.7:** Application de filtre Kalman étendu sur l'axe Z.

### III.5.1 Interprétation des Résultats du Filtre de Kalman Étendu sur un Système Non Linéaire:

Les graphes illustrent l'application du filtre de Kalman étendu sur un système non linéaire le long des axes X, Y et Z. Chaque graphique compare la trajectoire réelle (courbe noire), les observations bruitées (étoiles rouges), et les estimations filtrées (courbe bleue).

Pour l'axe X, le filtre de Kalman étendu suit globalement bien la trajectoire réelle, bien que les erreurs montrent des fluctuations avec des amplitudes significatives, ce qui indique que le filtre gère efficacement les non-linéarités mais reste sensible au bruit.

L'axe Y présente un suivi précis de la trajectoire réelle, mais avec des erreurs plus prononcées aux extrêmes, suggérant que les non-linéarités ou le bruit sont plus importants et pourraient nécessiter des ajustements dans le modèle du filtre pour une performance optimale.

L'axe Z révèle les plus grandes fluctuations dans les estimations et les erreurs les plus significatives, montrant une sensibilité accrue aux non-linéarités et au bruit. Cela souligne la nécessité d'améliorations supplémentaires dans la modélisation et le réglage du filtre pour cet axe afin de réduire les erreurs et d'améliorer la précision.

### III.5.2 Calculer le taux de l'erreur de kalman étendu:

En utilise la même équation de l'erreur (III.7), Nous avons trouvé les valeurs suivantes dans le tableau III.3:

La position L'erreur	L'erreur mesurée	L'erreur filtrée
X	48.114536	40.716370
Y	51.905311	62.064903
Z	49.713197	44.308384

**Tableau III.3:** Comparaison entre l'erreur mesurée et l'erreur filtrée KFE.

Par conséquent, le filtre de Kalman étendu démontre une efficacité notable pour estimer les états réels d'un système non linéaire, mais des optimisations sont nécessaires, en particulier pour l'axe Z, afin de minimiser les erreurs et d'accroître la robustesse des estimations.

### III.6 Estimation de TOA:

Un filtre de Kalman est un outil précieux pour l'estimation de l'heure d'arrivée (TOA) dans diverses applications telles que la localisation d'objets mobiles.

$$C \cdot TOA = D_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \quad (\text{III.18})$$

Avec:

C: La vitesse de la lumière.

$T_{TOA}$ : Le temps obtenu de la technique TOA [24].

III.6.1 Résultat de simulation:

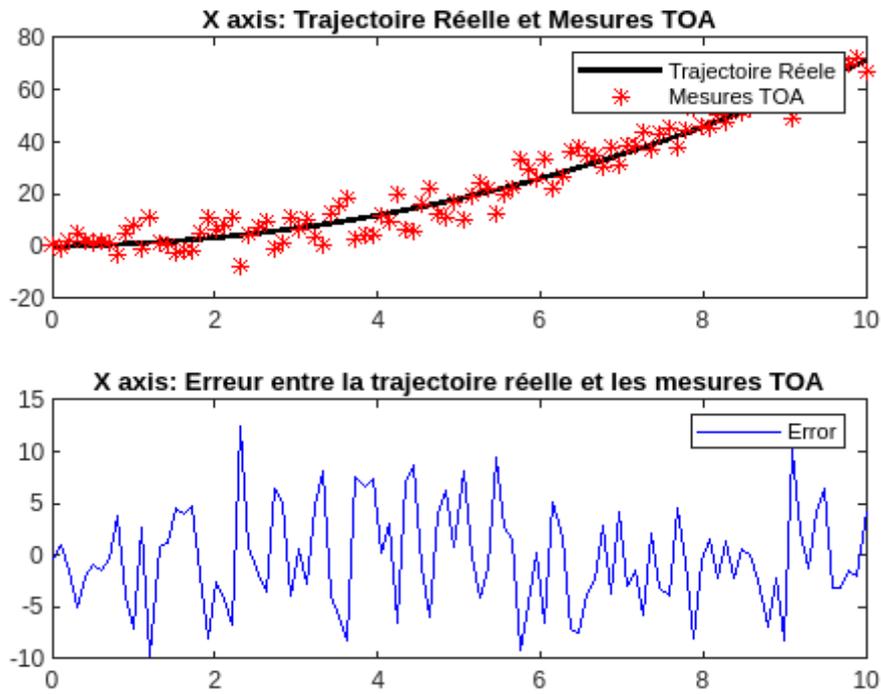


Figure III.8: Application de la méthode TOA l'axis X.

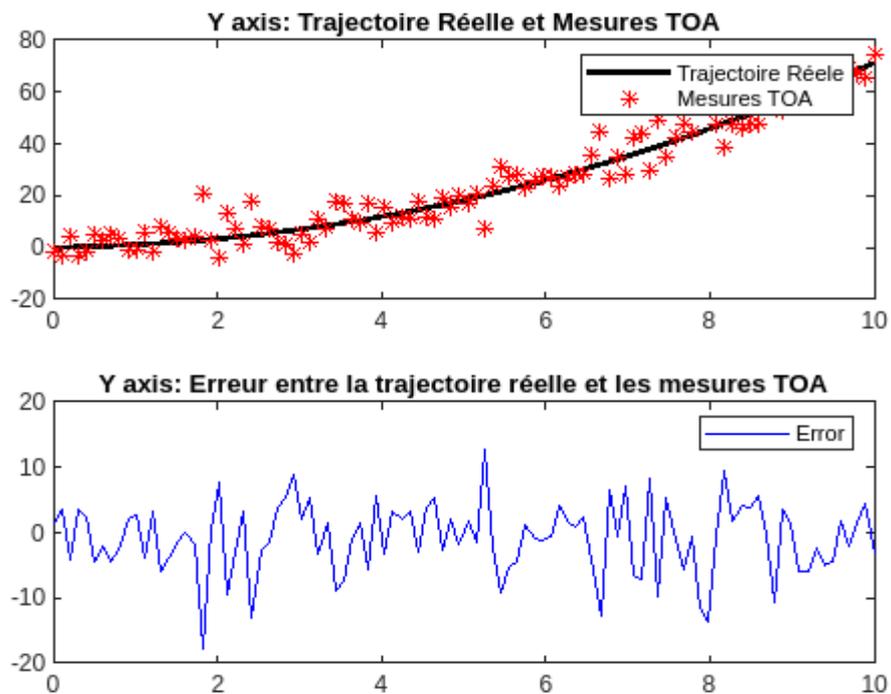
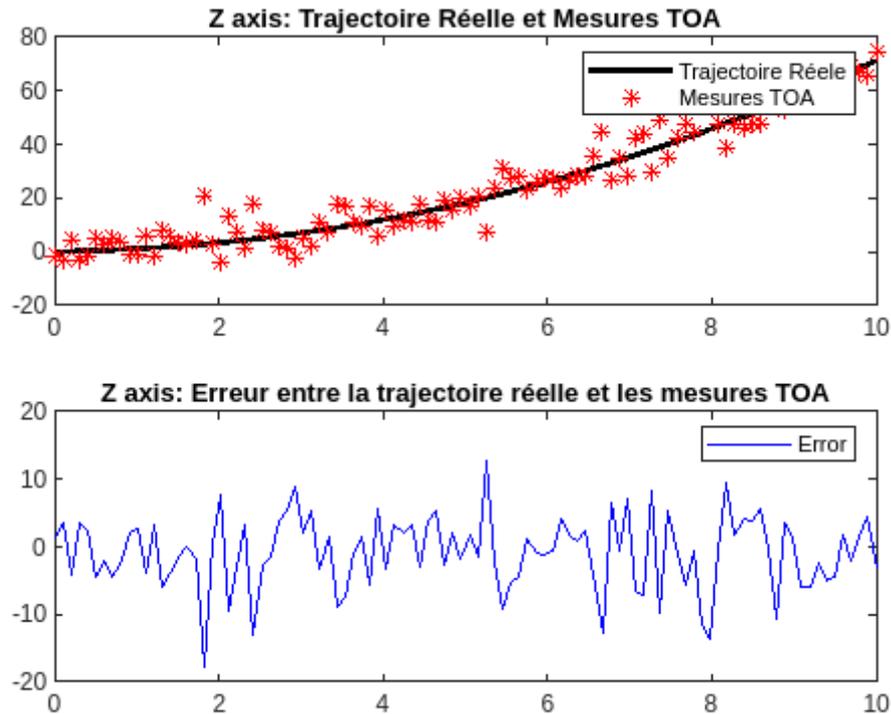


Figure III.9: Application de la méthode TOA sur l'axis Y.



**Figure III.10:** Application de la méthode TOA sur l'axe Z.

### III.6.2 Interprétation des Résultats des Filtrés de la méthode TOA sur un système non linéaire:

Les graphes illustrent les mesures TOA (Time of Arrival) appliquées à un système non linéaire pour les axes X, Y et Z. Chaque graphique supérieur montre la trajectoire réelle (courbe noire) et les mesures TOA bruitées (étoiles rouges), tandis que les graphiques inférieurs illustrent les erreurs associées.

Sur l'axe X, les mesures TOA suivent de près la trajectoire réelle malgré le bruit, avec des erreurs modérées qui fluctuent autour de zéro, démontrant une précision acceptable.

Pour l'axe Y, bien que les mesures TOA suivent également la trajectoire réelle, les erreurs sont plus prononcées, révélant une sensibilité accrue au bruit et aux non-linéarités.

L'axe Z présente les plus grandes fluctuations et les erreurs les plus significatives, indiquant que cet axe est particulièrement sensible au bruit et aux non-linéarités du système. Globalement, les mesures TOA permettent de suivre la trajectoire réelle du système non linéaire avec une précision raisonnable, mais les résultats montrent que l'application de techniques de filtrage supplémentaires pourrait améliorer la précision, en particulier pour l'axe Z, où les erreurs sont les plus élevées.

### III.6.3 Calculer le taux de l'erreur de TOA:

En utilise la même équation de l'erreur (III.7), Nous avons trouvé les valeurs suivantes dans le tableau III.4:

La position	L'erreur	L'erreur mesurée
X		55.082677
Y		55.082677
Z		55.082677

**Tableau III.4:** L'erreur mesurée par la méthode TOA.

### III.7 Comparaison entre kalman étendu et TOA:

Pour l'axe X, les résultats du filtre de Kalman étendu et des mesures TOA montrent tous deux un suivi précis de la trajectoire réelle. Le filtre de Kalman étendu présente des erreurs modérées et fluctuantes, démontrant une meilleure gestion du bruit et des non-linéarités. En comparaison, les mesures TOA, bien qu'elles suivent également la trajectoire réelle, affichent des erreurs fluctuant autour de zéro avec des amplitudes légèrement plus importantes à certains moments. Cela indique que le filtre de Kalman étendu offre une robustesse légèrement supérieure sur cet axe.

Sur l'axe Y, les performances du filtre de Kalman étendu et des mesures TOA sont similaires en termes de suivi de la trajectoire réelle. Toutefois, les erreurs associées aux mesures TOA sont plus marquées et présentent des pics plus élevés, suggérant une sensibilité accrue au bruit et aux non-linéarités. En revanche, les erreurs du filtre de Kalman étendu, bien que présentes, sont moins prononcées, indiquant une meilleure précision et une plus grande robustesse pour cet axe.

L'axe Z révèle les plus grandes différences entre les deux techniques. Le filtre de Kalman étendu, malgré des fluctuations et des erreurs significatives, parvient à estimer la trajectoire réelle avec une précision raisonnable. En revanche, les mesures TOA montrent une plus grande dispersion et des erreurs beaucoup plus importantes, soulignant une sensibilité accrue aux non-linéarités et au bruit. Ici, le filtre de Kalman étendu surpasse nettement les mesures TOA, offrant une performance supérieure.

**III.8 Conclusion:**

Le filtre de Kalman étendu démontre une meilleure capacité à suivre la trajectoire réelle et à gérer le bruit et les non-linéarités par rapport aux mesures TOA, particulièrement sur les axes Y et Z. Les mesures TOA, bien qu'acceptables, montrent des erreurs plus prononcées et une sensibilité accrue aux perturbations, surtout sur l'axe Z. Ainsi, pour des applications nécessitant une précision élevée et une robustesse accrue, le filtre de Kalman étendu s'avère être la méthode de choix.

# *Conclusion Général*

### Conclusion générale

Ce mémoire a investigué de manière exhaustive les capacités et les défis des systèmes de localisation Ultra Wide band (UWB) pour la localisation d'objets mobiles en intérieur. Par le biais d'une analyse approfondie et des simulations pratiques, plusieurs conclusions importantes ont été tirées concernant l'efficacité, la précision et les applications potentielles des systèmes UWB.

Les systèmes UWB ont démontré une grande efficacité pour fournir des données de localisation précises, même dans des environnements complexes marqués par des interférences et des obstacles. Leur capacité à pénétrer divers matériaux et à résister aux interférences les rend idéaux pour de nombreuses applications, allant de la logistique à la domotique. Cependant, les trajets multiples et les réflexions non directes peuvent affecter la précision des mesures, nécessitant des techniques avancées pour l'estimation des trajectoires.

L'application du filtre de Kalman pour estimer les trajectoires des objets ou des robots mobiles a donné des résultats prometteurs. En optimisant ce filtre pour les systèmes non linéaires, la précision des estimations de trajectoires en environnements intérieurs a été significativement améliorée. Cette approche offre une solution robuste pour surmonter les défis posés par les trajets multiples et les réflexions non directes.

En résumé, les systèmes UWB, associés à des techniques avancées comme le filtre de Kalman, représentent une solution viable et efficace pour la localisation intérieure des objets mobiles. Les résultats de cette étude constituent une base solide pour de futures recherches et développements dans ce domaine, ouvrant la voie à des applications encore plus précises et fiables dans divers secteurs industriels et commerciaux. Les recherches futures pourraient se concentrer sur l'amélioration continue des algorithmes de filtrage et l'exploration de nouvelles applications des systèmes UWB pour répondre aux besoins croissants de connectivité et de localisation précise.

*Références &  
Bibliographiques*

## Références & Bibliographiques

- [1] Gasmi yahia, Bouzelha Sofiane. Etude générale du GPS. Mémoire de fin d'études, En vue d'obtention du diplôme d'ingénieur en électronique, option: communication. Université mouloud mammeri de tizi-ouzou.p: 05.
- [2] Berradja Souad, Radim Messaoud, Réalisation d'un système de tracking pour la géolocalisation. (A base d'une carte Arduino-Uno Et un module GPRS SIM808), Mémoire de Master II, Mention Électronique; Université Saad Dahlab de Blida ,2017/2018, p:4.
- [3] Anne, M., Crowley, J. L., Devin, V., & Privat, G. (2005, May). Localisation intra-bâtiment multi- technologies: RFID, Wifi et vision. In Proceedings of the 2nd French-speaking conference on Mobility and ubiquity computing (pp. 29-35). ACM.
- [4] Taok, A. (2008). Localisation dans les milieux confinés: combinaison de l'UWB et les réseaux de neurones dans un algorithme de localisation par signature (Doctoral dissertation, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue).
- [5] Anne, M, Crowley, J. L., Devin, V., & Privat, G. (2005, May). Localisation intra-bâtiment multi-technologies: RFID, Wifi et vision. In Proceedings of the 2nd French-speaking conference on Mobility and ubiquity computing (pp. 29-35). ACM.
- [6] Chaba Lydia, Tami Lydia; Localisation indoor; Mémoire de Fin D'études de Master Académique; Spécialité: Réseaux, Mobilité et Systèmes Embarqués, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou; 2016/2017; p: 9
- [7] Rec. UIT-R SM.1755-0 1; Recommandation UIT-R SM.1755-0; Caractéristiques de la technologie à bande ultralarge, 2006, p 3.
- [8] Rec. UIT-R SM.1755-0 1 ; Recommandation UIT-R SM.1755-0; Caractéristiques de la technologie à bande ultralarge, 2006, p 5-10.
- [9] Tina Yaacoub. Nouvelles approches pour l'estimation du canal ultra-large bande basées sur des techniques d'acquisition compressée appliquées aux signaux à taux d'innovation fini IR-UWB. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2017. Français. FfNNT: 2017BRES0077ff. fftel-01900128f, 21 oct 2018. p: 21.
- [10] Ecole Nationale des Sciences Appliquées, étude de la géolocalisation dans les réseaux mobiles GSM et CDMA à Mobil Info, Projet de Fin d'Etudes, 2008/2009.

- [11] W. C Lindsey, M. K. Simon, «Phase and Doppler mesurèrent in two- way phasecoherent tracking systèmes», New York: Dover, 1991.
- [12] Teniou, M., Mavridis, T., Sarrazin, J., Petrillo, L., De Doncker, P., & Benlarbi-Delai, A. (2015, June). Evaluation des performances de la localisation à base de TDOA pour applications indoor à 60 GHz. In XIX<sup>èmes</sup> Journées Nationales Microondes 2015.
- [13] Evennou, F. (2007). Techniques et technologies de localisation avancées pour terminaux mobiles dans les environnements indoor (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I).
- [14] Knapp, C. H., & Carter, G. C. The generalized cross correlation méthode for estimation of time delay. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 320-327.
- [15] Alazard, D. Octobre 2006. Introduction au filtre de Kalman.
- [16] Lounes, Adel (2017). Modélisation et prédiction multi-site des précipitations annuelles et mensuelles dans le bassin versant du Cheliff par le filtre de Kalman (Algérie) [Thèse de master, ENSH].
- [17] Mr Amine AMAR Direction De La Statistique, Application des modèles espace-état et du filtre de Kalman pour la décomposition tendance/cycle, Séminaire sur le traitement des séries chronologiques, Octobre 2010, Haut-Commissariat Au Plan.
- [18] Jean philippe condomines, 2018, Filtre de kalman non linéaire pour la navigation multi capteurs d'un mini drone, application au pilotage –guidage robuste en milieu complexe, collection système et génie industriel.
- [19] M. Najim, « Modilisation et identification en traitement de signal », édition Masson 1988.
- [20] Emmanuel Sedda, « Estimation en ligne de l'état et des paramètres d'une machine asynchrone par filtrage à erreur bornée et par filtrage de Kalman ». Thèse de Doctorat en Génie Electrique d'Université Paris 6 1998.
- [21] Greg Welch and Gary Bishop, « An Introduction to the Kalman Filter », Département of Computer Science University of North Carolina at Chapel Hill 2003.
- [22] F. Evennou. « Techniques et technologies de localisation avancées pour terminaux mobiles dans les environnements indoor ». Thèse de doctorat. Université Joseph FOURIER. Janvier 2007.
- [23] Introduction and Implementations of the kalman Filtre, Edited by Felix Govaers, July 2018, Published.05 Novembre 2018.

[24] Aouat Omar, Tebiah Abdelwahed, Estimation de la trajectoire d'un robot mobile par le filtre kalman, Mémoire de Fin D'études De Master Spécialité Mcil Industries Electronique, université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi- Bordj Bou Arreridj, 2019-2020, p 55.