

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR 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

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des systèmes Embarqués

Par :

Mr.HAMADA Abdenour

Mr.HAMADI Anwar

## Thème

*Etude et Amélioration des Performances du  
Positionnement UWB par Filtrage de Kalman*

Soutenu le : 14/09/2019

Devant le jury :

- |                            |           |
|----------------------------|-----------|
| • Mr. FLISSI Mustapha      | Président |
| • Mme. DIFFELLAH Nacira    | Examineur |
| • Mr. BOUSSAHOUL Abdelkrim | Encadreur |

Année Universitaire 2018/2019

## *Remerciements*

*Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et  
miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce  
Modeste travail.*

*La première personne que nous tenons à remercier est notre  
encadrant **BOUSSAHOUL Abdelkrim** pour l'orientation, la confiance, la patience  
et ses bonnes explications qui ont constitué un apport considérable  
sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port.*

*Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour  
l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner  
notre travail Et de l'enrichir par leurs propositions.*

*Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à tous les  
professeurs qui nous ont enseigné et qui par leurs compétences nous  
ont soutenu dans la poursuite de nos études.*

*Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui  
ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

---

# *Dédicace*

***Je dédie ce modeste travail à :***

*A mes chers parents, que nulle dédicace ne puisse exprimer mes sincères  
sentiments,*

*Pour leur patience illimitée, leur encouragement continu, leur aide, en  
témoignage de mon profond amour et respect pour leurs grand sacrifices*

***À mes chères sœurs « Aicha et Zahia ».***

***À mes frères « Nacereddine et Oussama et Fathi et Amine et Zebir ».***

***À mon chère binôme « Anwar »***

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce travail soit  
possible, je vous dis merci.*

---

# *Dédicace*

***Je dédie ce modeste travail à :***

*A mes chers parents, que nulle dédicace ne puisse exprimer mes sincères  
sentiments,*

*Pour leur patience illimitée, leur encouragement continu, leur aide, en  
témoignage de mon profond amour et respect pour leurs grand sacrifices*

***À mes chères sœurs « Rania et Ikram et Donia et Chadia ».***

***À mes frères « Sami et Faysal et Youcef et HALIM ».***

***À mon chère binôme « Abdenour »***

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce travail soit  
possible, je vous dis merci.*

---

**Résumé :**

Le travail présenté dans ce mémoire de Master a pour objectif d'étudier le positionnement intérieur basé sur les signaux radio Ultra Wide Bande (UWB). En effet, la technologie UWB a été reconnue comme une technologie réalisable pour les applications de communication sans fil, en raison de sa très bonne résolution temporelle permettant une localisation précise.

Ce projet consacré sur l'estimation de localisation a base de la technologie UWB dans l'environnement (NLOS) à l'aide du système de localisation en temps réel (RTLS), prenant le scénario à l'intérieur d'une usine comme un exemple pour effectuer le suivi des robots mobiles. Les systèmes de localisation à l'intérieur souffrent des réflexions et réfractions en raison de la nature de l'environnement. Ce phénomène appelé le phénomène de multi trajet conduit à retarder l'arrivée du signal avec dégradation et d'atténuation de puissance du signal reçu par l'antenne de réception dans le canal de propagation cette affecte à la RSSI produisant une estimation de localisation avec moins de précision.

Cette estimation basée sur la différence de temps d'arrivée (TDOA) et l'algorithme de filtre de Kalman ont été utilisés dans un environnement NLOS pour déterminer l'emplacement de l'objet. Nous avons déterminé la meilleure méthode d'estimation de la position dans un milieu NLOS entre le filtrage de Kalman et le filtre Kalman étendu, selon les résultats de la simulation l'algorithme de filtre Kalman étendu est plus appropriée pour être appliquée dans ce système.

**Mots-clés :** UWB, Intérieur (Indoor en anglais), TDOA, le filtre de Kalman (KF), filtre de Kalman étendu (EKF), RTLS.

**ABSTRACT:**

The work presented in this Master's thesis aims to study the internal positioning based on Ultra Wide Band (UWB) radio signals. Indeed, UWB technology has been recognized as a feasible technology for wireless communication applications because of its very good temporal resolution for accurate location.

This project focuses on the UWB environment-based location estimation (NLOS) using the real-time location system (RTLS), taking the scenario inside a plant as a example to track mobile robots. Intérieur (Indoor en anglais) location systems suffer from reflections and refractions due to the nature of the environment. This phenomenon called the multipath phenomenon leads to delay the arrival of the signal with degradation and power attenuation of the signal received by the receiving antenna in the propagation channel this affects the RSSI producing a location estimate with less precision.

This TDOA and the Kalman filter algorithm were used in a NLOS environment to determine the location of the object. We have determined the best method of estimating the position in NLOS medium between Kalman filtering and the extended Kalman filter, according to simulation results the extended Kalman filter algorithm is more suitable to be applied in this system.

**Keywords:** UWB, Intérieur (Indoor en anglais), TDOA, Kalman Filter (KF), Extended Kalman Filter (EKF).

---

*Sommaire*

|  |           |
|--|-----------|
| <i>Remerciements</i>                                   |           |
| <i>Dédicace</i>  |           |
| <i>Dédicace</i>  |           |
| <i>Résumé</i>  |           |
| <i>Sommaire</i>  |           |
| <i>Liste des figures</i>                               |           |
| <i>Liste des tableaux</i>                              |           |
| <i>Liste des abréviations</i>                          |           |
| <i>Introduction générale</i>                           |           |
| <i>Chapitre I :</i>                                    | <i>6</i>  |
| <i>I.1 Introduction :</i>                              | <i>6</i>  |
| <i>I.2 Caractéristiques de la technologie UWB:</i>     | <i>6</i>  |
| <i>I.2.1 Avantages de l'UWB :</i>                      | <i>9</i>  |
| <i>I.2.2 Inconvénient de l'UWB :</i>                   | <i>10</i> |
| <i>I.3 Applications de la technologie UWB :</i>        | <i>11</i> |
| <i>I.3.1 Applications liées aux communications:</i>    | <i>11</i> |
| <i>I.3.2 Applications liées aux radars:</i>            | <i>11</i> |
| <i>I.3.3 Applications liées à la localisation.....</i> | <i>11</i> |
| <i>I.4 Système d'émission UWB-IR :</i>                 | <i>12</i> |
| <i>I.4.1 Emetteur UWB :</i>                            | <i>12</i> |
| <i>I.4.2 Forme d'onde impulsionnelle :</i>             | <i>13</i> |
| <i>I.4.3 Modulations associées à UWB-IR:.....</i>      | <i>15</i> |
| <i>I.5 Système de réception UWB-IR .....</i>           | <i>18</i> |
| <i>I.5.1 Récepteur cohérent .....</i>                  | <i>19</i> |
| <i>I.5.2 Récepteur non cohérent:.....</i>              | <i>19</i> |
| <i>I.6 Conclusion:.....</i>                            | <i>20</i> |
| <i>Chapitre II :</i>                                   | <i>22</i> |
| <i>II.1 Introduction .....</i>                         | <i>22</i> |

---

---

|              |   |    |
|--------------|---|----|
| II.2         | Approche géométrique :  | 22 |
| II.2.1       | La métrique basée sur la puissance reçue (RSSI) :                             | 23 |
| II.2.2       | La métrique basée sur les angles d'arrivée (AOA) :                            | 23 |
| II.2.3       | La métrique basée sur les temps d'arrivée (TOA) :                             | 24 |
| II.2.4       | Métrique basée sur les différences de temps d'arrivée (TDOA) :                | 25 |
| II.3         | Approche statistique :  | 27 |
| II.3.1       | Algorithme de filtre Kalman (KF) :  | 27 |
| II.3.2       | Algorithme de filtre kalman Etendu (EKF) :                                    | 27 |
| II.4         | Environnement Perte de la ligne de vue (Non Line-of-Sight Environment NLOS) : | 28 |
| II.5         | LA MODÉLISATION :   | 29 |
| II.5.1       | Modèle de canal de propagation NLOS :   | 29 |
| II.5.2       | Théorie de la localisation hyperbolique :                                     | 30 |
| II.6         | Conclusion  | 32 |
| Chapitre III | :   | 34 |
| III.1        | Introduction  | 34 |
| III.2        | Etude du filtre de Kalman :   | 34 |
| III.2.1      | Estimateur:   | 34 |
| III.2.2      | Estimateur déterministe   | 34 |
| III.2.3      | Le biais  | 35 |
| III.2.4      | La variance   | 35 |
| III.2.5      | Estimateur optimal  | 35 |
| III.3        | Filtre de Kalman KF:  | 36 |
| III.3.1      | Mise en œuvre du filtre de Kalman :   | 36 |
| III.3.2      | Modélisation du filtre de Kalman  | 36 |
| III.3.3      | Déroulement du filtrage de Kalman   | 37 |
| III.3.4      | Limites du filtre de Kalman :   | 40 |
| III.4        | Filtre de Kalman Etendu EKF   | 40 |
| III.4.1      | Fonctionnement:   | 40 |
| III.5        | Conclusion  | 42 |
| Chapitre IV  | :   | 44 |
| IV.1         | Introduction :  | 44 |
| IV.2         | Implémentation du modèle de canal de propagation (NLOS) :                     | 44 |
| IV.3         | Simulation du canal de propagation (NLOS)                                     | 44 |

---

|               |   |           |
|---------------|---|-----------|
| <i>IV.4</i>   | <i>Implémentation de modèle multilatération :</i>                                 | <i>46</i> |
| <i>IV.5</i>   | <i>Simulation du modèle de multilatération :</i>                                  | <i>47</i> |
| <i>IV.6</i>   | <i>Implémentation des modèles EKF et KF :</i>                                     | <i>48</i> |
| <i>IV.7</i>   | <i>Simulation de (EKF et KF):</i>   | <i>50</i> |
| <i>IV.8</i>   | <i>ANALYSE DES RÉSULTATS DE SIMULATION :</i>                                      | <i>57</i> |
| <i>IV.8.1</i> | <i>Analyse des résultats de simulation pour le canal de propagation :</i>         | <i>57</i> |
| <i>IV.8.2</i> | <i>Analyse des résultats de simulation pour l'algorithme de multilatération :</i> | <i>57</i> |
| <i>IV.8.3</i> | <i>Analyse des résultats de simulation (EKF et KF) :</i>                          | <i>59</i> |
|               | <i>Conclusion :</i>   | <i>60</i> |
|               | <i>Conclusion générale :</i>  | <i>62</i> |
|               | <i>Références &amp; Bibliographiques</i>  |           |

---

## Liste des figures

|   |    |
|---|----|
| Figure I. 1: DSP des signaux UWB.....   | 7  |
| Figure I. 2: limites d'émission de la FCC pour les systèmes UWB à l'intérieur. ....                               | 8  |
| Figure I. 3: limites de la CEPT pour la DSP moyenne et maximale dans la bande inférieure à 10.6 GHz. [2]<br>..... | 9  |
| Figure I. 4: Principe d'un émetteur UWB. ....   | 12 |
| Figure I. 5: Impulsions gaussiennes : (a) en temps ; (b) en fréquence. ....                                       | 14 |
| Figure I. 6: Impulsions modulées en OOK.....  | 15 |
| Figure I. 7: Impulsions modulées en PAM à 4 états.....  | 16 |
| Figure I. 8: Impulsions modulées en PPM. ....   | 17 |
| Figure I. 9: Impulsions modulées en BPSK. ....  | 18 |
| Figure I. 10: Structure d'un récepteur cohérent.....  | 19 |
| Figure I. 11: Structure d'un récepteur non cohérent.....  | 20 |
| <br>  |    |
| Figure II. 1: Réseau de nœuds UWB.....  | 22 |
| Figure II. 2: localisation exploitant la méthode AOA.....   | 24 |
| Figure II. 3: Localisation exploitant La méthode TOA à trois stations de base.....                                | 25 |
| Figure II. 4: Localisation exploitant la méthode TDOA.....  | 26 |
| Figure II. 5: Modèle de processus de prévision-correction de KF et EKF.....                                       | 28 |
| Figure II. 6: Non Line-of-Sight Environment.....  | 29 |
| Figure II. 7: algorithme d'estimation d'emplacement utilisant la multilatération (TDOA).....                      | 30 |

---

|   |    |
|---|----|
| Figure IV. 1: implémentation de canal NLOS avec AWGN.....   | 45 |
| Figure IV. 2: implémentation de canal NLOS avec AWGN et $\varepsilon$ .....   | 46 |
| Figure IV. 3: Block diagramme d'algorithme de localisation.....   | 46 |
| Figure IV. 4: Simulation de l'algorithme de multilatération montrant la position réelle et estimé d'objet..                                   | 47 |
| Figure IV. 5: Diagramme de (algorithme d'EKF).....  | 49 |
| Figure IV. 6: Diagramme de (algorithme KF).....   | 50 |
| Figure IV. 7:Le Performance de EKF avec erreur de covariance $Q = 0.16$ m $K=0.8284$ .....  | 51 |
| Figure IV. 8: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance $Q=0.16$ m , Gain $K=0.8284$ .....    | 51 |
| Figure IV. 9: La performance de KF avec erreur de covariance $Q=0.16$ m, Gain $K=0.8284$ .....  | 52 |
| Figure IV. 10: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance $Q=0.16$ m, Gain $K=0.8284$ .....    | 52 |
| Figure IV. 11: Le Performance de EKF avec erreur de covariance $Q=0.04$ m and Gain $K=0.6180$ .....   | 53 |
| Figure IV. 12: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance $Q=0.04$ m and Gain $K=0.6180$ ..... | 53 |
| Figure IV. 13: La performance de KF avec erreur de covariance $Q=0.04$ m and Gain $K=0.6180$ .....  | 54 |
| Figure IV. 14: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance $Q=0.04$ m and Gain $K=0.6180$ ..... | 54 |
| Figure IV. 15: La Performance de EKF avec error de covariance $Q=0.01$ m and Gain $K=0.3904$ . .....  | 55 |
| Figure IV. 16: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance ....                                 | 55 |
| Figure IV. 17: La performance de KF avec erreur de covariance $Q=0.01$ m and Gain $K=0.3904$ .....  | 56 |
| Figure IV. 18: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance $Q=0.01$ m et Gain $K=0.3904$ .....  | 56 |
| Figure IV. 19: Simulation de position d'un objet en 3 dimensions (5 itérations). .....  | 58 |

---

*Liste des tableaux*

|   |    |
|---|----|
| Tableau IV. 1:les paramètres de simulation du canal NLOS. ....  | 45 |
| Tableau IV. 2: Valeurs de perte de trajet [dB] pour un modèle de canal NLOS dans le milieu intérieur<br>(Indoor en anglais) ..... | 57 |
| Tableau IV. 3: Valeur réelle et La position d'objet estimé par LM. ....   | 58 |
| Tableau IV. 4: Erreur moyenne et écart-type entre la position réelle et estimée avec .....  | 59 |

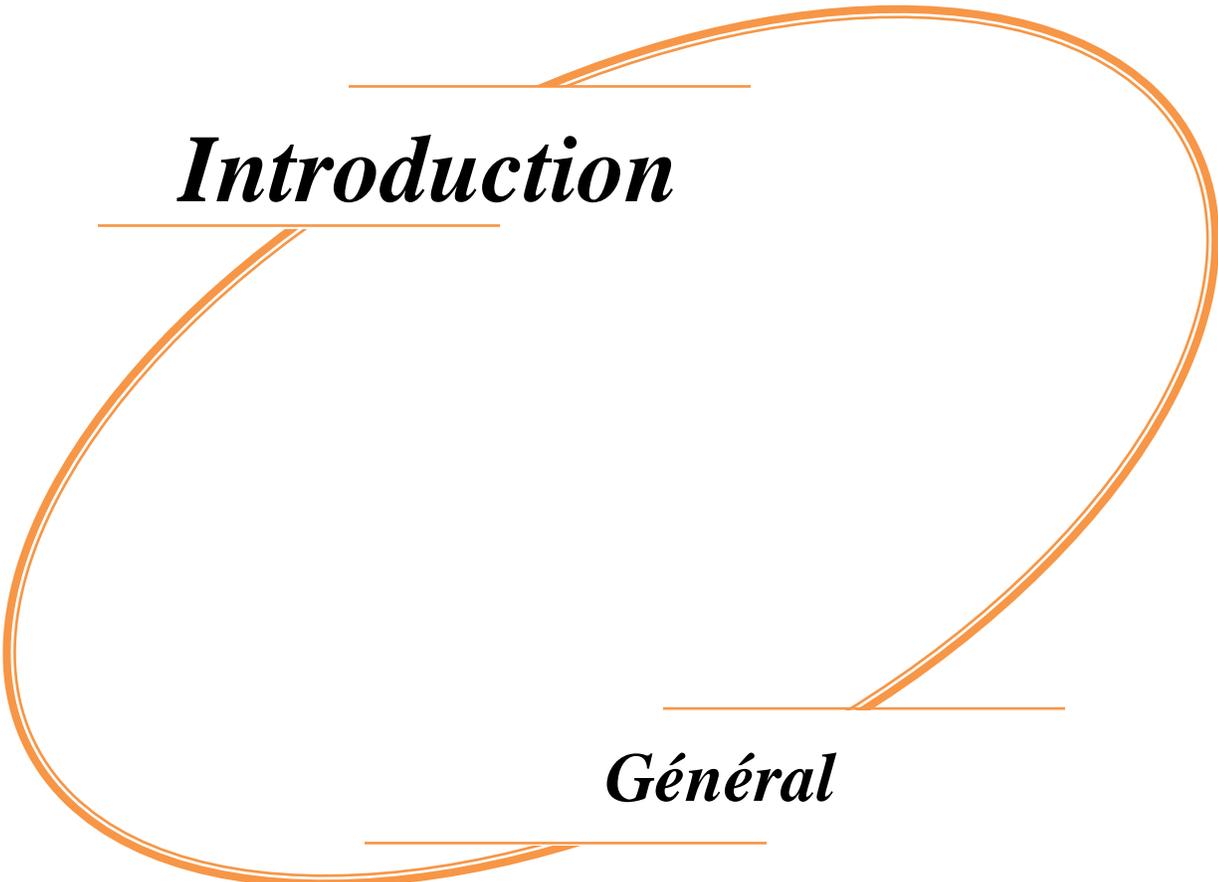
---

***Liste des abréviations***

|               |   |
|---------------|---|
| <b>BBAG</b>   | Bruit Blanc Additif Gaussien                        |
| <b>BPSK</b>   | BinaryPhased Shift Keying                           |
| <b>CEPT</b>   | European Conference of Postal and Telecommunication |
| <b>DSP</b>    | Densité Spectrale de Puissance                      |
| <b>ECC</b>    | Electronic Communication committee                  |
| <b>FCC</b>    | Federal Communications commission                   |
| <b>GNSS</b>   | Global Navigation Satellite System                  |
| <b>GPS</b>    | Global Positioning System                           |
| <b>OOK</b>    | On Off Keying                                       |
| <b>PAM</b>    | Pulse Amplitude Modulation                          |
| <b>PIRE</b>   | Puissance Isotrope Rayonnée Equivalente             |
| <b>PLL</b>    | Phase Locked Loop                                   |
| <b>PPM</b>    | Pulse Position Modulation                           |
| <b>RMSE</b>   | Root Mean Squared Error                             |
| <b>RSSI</b>   | Received Signal Strength Indicator                  |
| <b>TDOA</b>   | Time Difference Of Arrival                          |
| <b>TOA</b>    | Time OF Arrival                                     |
| <b>UWB</b>    | Ultra Wide Band                                     |
| <b>UWB-IR</b> | Ultra Wide Band Impulse Radio                       |
| <b>AOA</b>    | Angle of Arrival                                    |
| <b>AWGN</b>   | Additive White Gaussian Noise                       |
| <b>EKF</b>    | Extended Kalman Filter                              |
| <b>KF</b>     | Kalman Filter                                       |
| <b>LM</b>     | Levenberg Marquardt                                 |
| <b>NLOS</b>   | Non Line-of-Sight                                   |
| <b>RF</b>     | Radio Frequency                                     |

---

|             |                            |
|-------------|----------------------------|
| <b>RTLS</b> | Real Time Locating System  |
| <b>TDOA</b> | Time Difference of Arrival |



*Introduction*

*Général*

## ***Introduction générale***

De plus en plus de services nécessitent des informations de localisation pour satisfaire les besoins des utilisateurs. Lorsque l'objet à localiser se trouve dans un environnement à ciel ouvert, le système GPS est utilisé. Il permet d'atteindre des précisions de l'ordre de quelques mètres. L'inconvénient de ce système est que les différents éléments (satellites et terminal) nécessitent d'être en visibilité directe. Dans les environnements urbains, cette contrainte n'est pas respectée. Le système GPS fonctionne alors en mode dégradé, ou ne fonctionne plus, pour éviter ce problème on va utiliser les systèmes de positionnement à l'intérieur (Intérieur (Indoor en anglais) en anglais) qui doit déterminer la position d'un objet dans un espace physique de manière continue et en temps réel (RTLS en anglais). Les systèmes de positionnement intérieurs utilisent de nombreuses approches de positionnement, qui varient considérablement en termes de précision, de coût, de technologie, d'évolutivité, de robustesse et de sécurité traités et parmi les meilleurs systèmes de localisation à l'intérieur, les systèmes basés sur des signaux à ultra large bande (ULB).

La technologie Ultra Wide Band (ULB pour Ultra Large Bande en français) a été introduite par le Département Américain de la Défense (DAD). Elle a connu dernièrement un grand intérêt dans les domaines académiques et industriels pour les applications de communication sans fil à courte portée en raison de sa très bonne résolution temporelle permettant une localisation précise. Le principe de l'Ultra Large Bande repose sur l'émission d'impulsions extrêmement brèves en bande de base et sans support avec une très faible Densité Spectrale de Puissance (DSP). Ce principe de transmission permet de recourir des architectures d'émission/réception très simplifiées ayant un faible coût.

L'UWB est caractérisée par la grande largeur de bande qui peut aller de plusieurs centaines de MHz à quelques GHz. En février 2002, l'organisme de régulation Américain FCC (Federal Communication Commission) a fixé les limites de la bande fréquentielle entre 3.1 et 10.6 GHz.

Il existe trois domaines d'application principaux de l'UWB tels que les systèmes de communication, le système radar et le positionnement à l'intérieur. En effet, dans ce dernier, les réseaux de capteurs UWB fournissent une estimation précise de la position et de la localisation. Cet avantage permet de combler la limitation des Systèmes GNSS tels que le système de positionnement global (GPS pour Global Positioning System) et le système Galileo qui ne peuvent pas fournir des services de positionnement fiables dans les zones intérieures, en raison de la forte atténuation du signal et du phénomène de trajectoires multiples.

Il existe diverses méthodes d'estimation de la position en utilisant la technologie UWB. On peut citer par exemple la méthode des mesures sur la puissance du signal reçu ou RSSI (pour Received Signal Strength Indicator en anglais), la méthode de mesure de l'angle d'arrivée AOA (pour Angle of Arrival en anglais), la méthode de mesure du temps d'arrivée TOA (pour Time Of Arrival en anglais) et la méthode de mesure de la différence du temps d'arrivée TDOA (pour Time Difference Of Arrival en anglais).

Dans notre travail, on s'intéresse à l'étude de deux méthodes de la localisation parmi celles des plus précises. Il s'agit des méthodes de TOA et TDOA qui se révèlent avoir une très bonne précision en raison de la bonne résolution temporelle des signaux UWB ainsi que les différents algorithmes d'estimation de la localisation basés sur ces deux techniques. Dans un premier temps, les algorithmes d'estimation de la position seront bien présentés et décrits séparément. Ensuite, leurs implémentations et simulations des résultats seront validées. Ces algorithmes seront soumis à différents critères de mesure de performance à savoir l'erreur moyenne et le l'écart type (STD).

Par rapport aux autres technologies de localisation intérieure, la technique UWB offre les avantages de haute précision de capacité de communication grande puissance d'une large couverture et d'un déploiement pratique. Par conséquent cette technique est devenue très populaire pour la plupart des applications de positionnement intérieur. Cependant, les performances du signal UWB sont fortement perturbées par la qualité de milieu de propagation. En effet les milieux NLOS représentent la source d'erreurs de mesure la plus courante et la plus importante. Parmi les algorithmes de localisation existants le filtrage de Kalman a fait l'objet d'une large attention car il s'agit d'une méthode classique d'estimation d'état des systèmes dynamiques. C'est justement dans ce cadre que s'inscrit ce projet de Master. Le but est donc l'étude et l'amélioration des performances de positionnement UWB par différentes stratégies de filtrage de Kalman.

Ce mémoire est organisé autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre présente la technologie UWB, ses avantages, ses inconvénients et ses divers domaines d'application ainsi que les systèmes d'émission-réception UWB-IR. On s'intéresse par la suite au format général du signal émis ainsi que les différents types de modulation associés à l'UWB.

Le deuxième chapitre présente deux techniques d'estimation de la localisation en utilisant la technologie UWB. On présente les principes des méthodes TOA et TDOA, ainsi que l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) [19].

Le troisième chapitre est destiné à l'étude détaillée de filtre de KALMAN, et les techniques d'implémentation de ses différents algorithmes.

Le quatrième chapitre est consacré à la partie pratique, dans cette partie nous allons exposer les algorithmes et les résultats de simulation des différents algorithmes de localisation.

Et pour clore enfin, une conclusion générale où nous évaluons notre travail et présentons des perspectives pour les prochaines études.

# I

## *Chapitre I*

*Système de Positionnement Intérieur  
(La Technologie UWB)*

## I.1 Introduction :

La technologie UWB désigne une approche particulière dans le domaine de télécommunication sans fil. Cette technologie repose sur l'emploi de technique de transmission radio offrant de très haut débit sur des portées relativement courtes et aussi de très haute précision en termes de localisation. L'UWB a attiré beaucoup d'intérêt dans les dernières années, plus particulièrement depuis la révision de la réglementation de la FCC qui a permis l'utilisation de cette technologie dans la plage des fréquences allant de 3,1 à 10,6GHz

Dans ce chapitre nous présentons les principales caractéristiques de la technologie UWB en citant ses avantages, ses inconvénients et ses différents domaines d'application. Nous abordons ensuite le système d'émission UWB-IR, et enfin le système de réception UWB-IR.

## I.2 Caractéristiques de la technologie UWB:

Un système UWB se caractérise par sa largeur de bande très grande par rapport aux systèmes conventionnels à bande étroite.

Selon la FCC, un signal est dit ultra large bande si :

- Sa bande passante absolue est au minimum de 500MHz à -10 dB.
- Sa bande passante relative est supérieure à 20% à -10 dB.

Comme le montre la figure (I.1) [1], la bande passante absolue est calculée comme la différence entre la fréquence supérieure  $f_H$  et la fréquence inférieure  $f_L$  du point d'émission à -10dB [1] c'est-à-dire :

$$B = f_h - f_L \quad (I.1)$$

La bande passante relative est définie comme :

$$B_{ref} = B / f_c \quad (I.2)$$

Où  $f_c$  est la fréquence centrale qui est donnée par :

$$f_c = (f_H + f_L) / 2 \quad (I.3)$$

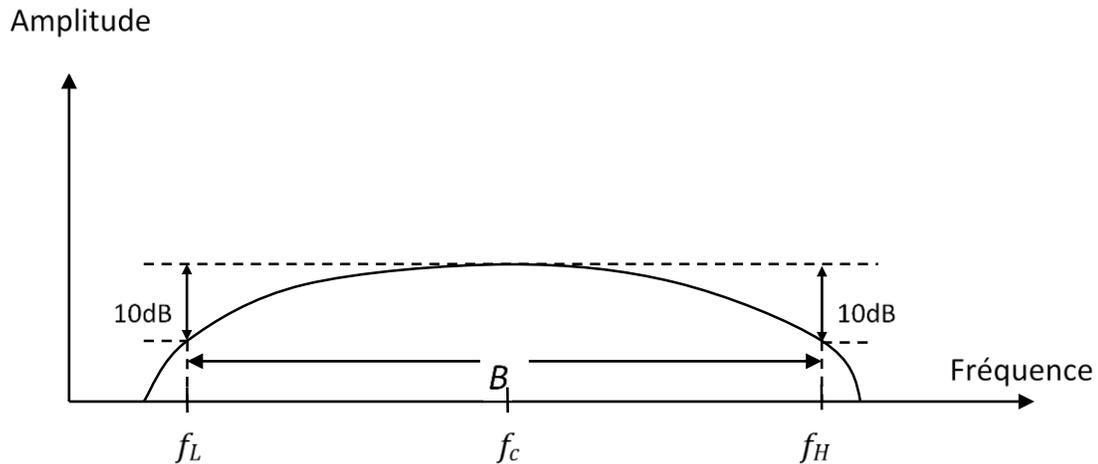


Figure I. 1: DSP des signaux UWB.

La technologie UWB se base sur la transmission et la réception d'un signal de faible rapport cyclique constitué d'impulsions de très courtes durées de l'ordre de la nano seconde, de sorte qu'il occupe une très grande largeur de bande d'émission.

Les systèmes UWB peuvent atteindre un très grand débit de transmission (480 Mbps) sur une portée inférieure à 10m.

La formule de Shannon définissant la capacité  $C$  d'un canal à bruit blanc additif gaussien (BBAG) est :

$$C = B \log_2 (1 + S/N) \quad (I.4)$$

Où :

$C$ : est la capacité du canal en bit/s.

$B$ : est la largeur de bande du canal en Hz.

$S/N$ : est le rapport signal à bruit.

La capacité maximale du canal augmente linéairement avec la largeur de bande du signal, et de façon logarithmique avec le rapport signal à bruit.

La FCC exige des restrictions d'émission de puissance plus rigoureuses pour éviter toute interférence potentielle avec d'autres systèmes existants.

La figure (I.2) illustre les limites de la FCC pour les systèmes de communication à l'intérieur. Selon cette réglementation, la DSP ne doit pas dépasser  $-41.3\text{dBm/MHz}$  pour des bandes de fréquences allant de 3,1 à 10,6 GHz en puissance moyenne et  $0\text{dB}/50\text{MHz}$  en puissance crête.

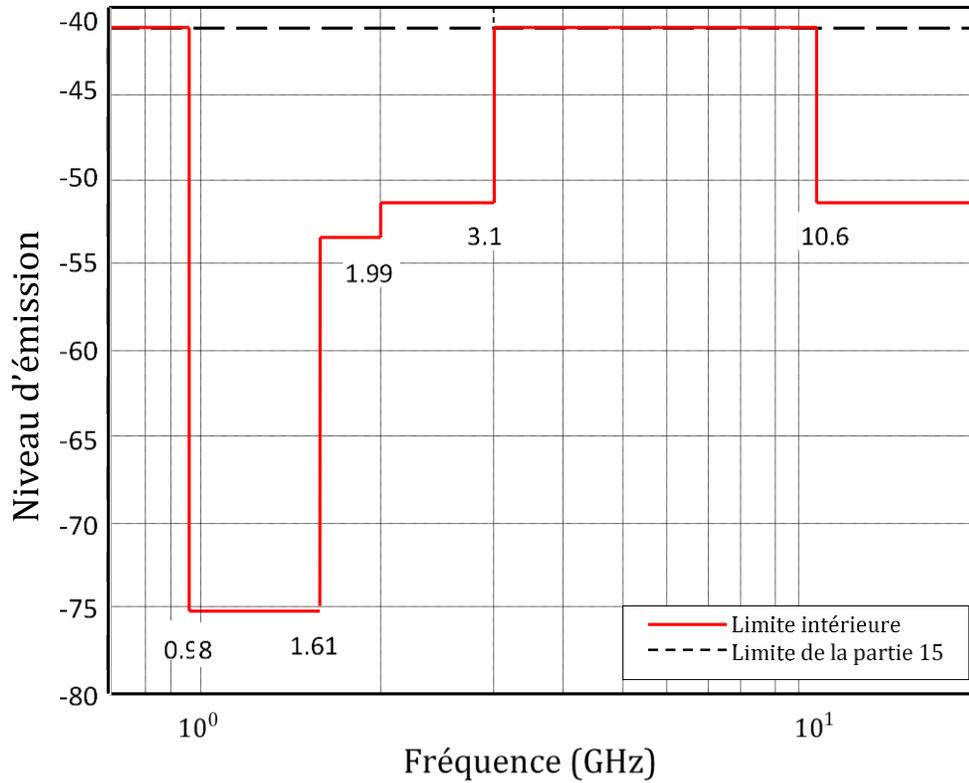


Figure I. 2: limites d'émission de la FCC pour les systèmes UWB à l'intérieur.

En Europe, le comité des communications électroniques (ECC pour Electronic Communications Committee en anglais) de la conférence Européenne des administrations des postes et des télécommunications (CEPT) a également publié un masque de DSP pour les systèmes UWB. Dans la figure (I.3), sont présentées les limites de la CEPT à la fois pour la DSP moyenne et maximale dans la bande inférieure à 10,6 GHz.

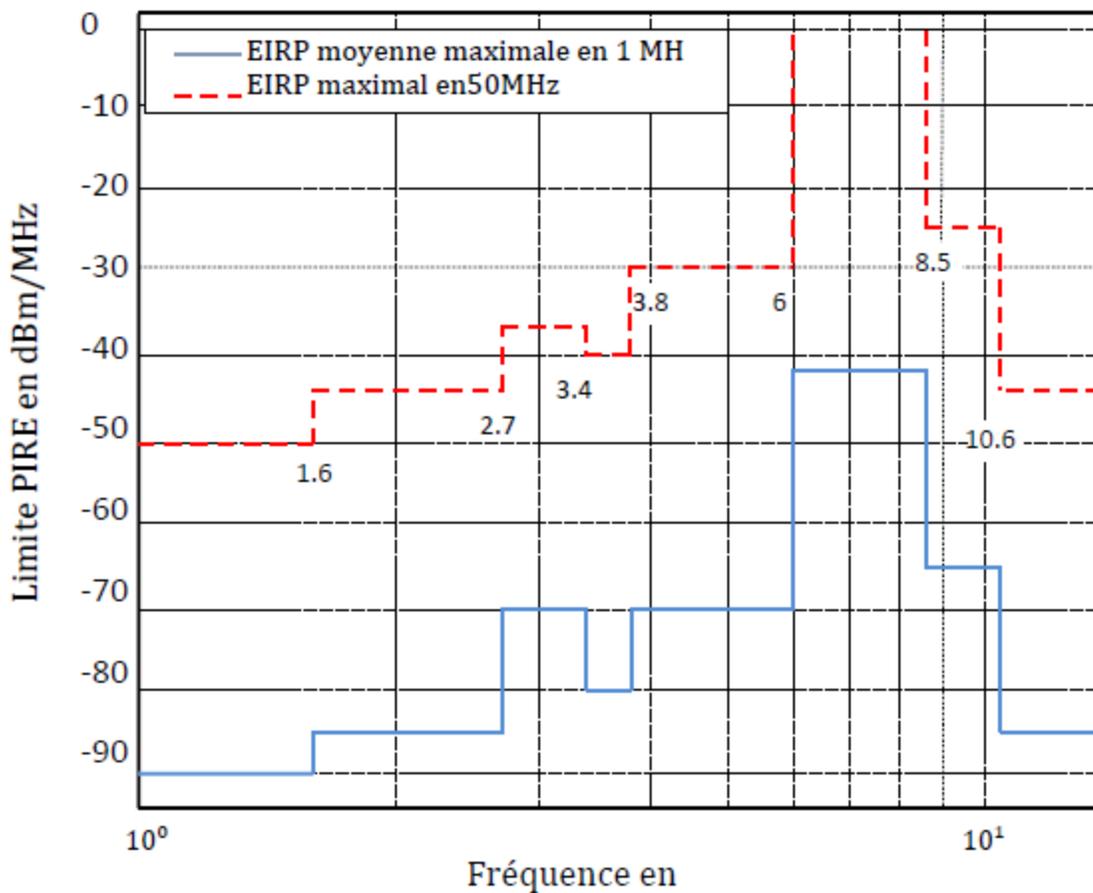


Figure I. 3: limites de la CEPT pour la DSP moyenne et maximale dans la bande inférieure à 10.6 GHz. [2]

### I.2.1 Avantages de l'UWB :

- ✓ Une excellente résolution temporelle :

Du fait que les signaux UWB ont une très grande largeur de bande, ils disposent d'un très fort pouvoir de résolution temporelle, de l'ordre de la nanoseconde. L'intérêt de cette propriété peut être exploité pour la localisation avec une précision de quelques cm qui peut être obtenue sur la position d'un objet.

- ✓ La sécurité

Les signaux UWB sont plus discrets et plus difficiles à détecter que les signaux de radiocommunication classiques, parce qu'ils peuvent être transmis avec un faible niveau de DSP (inférieur au bruit). Cette caractéristique améliore la sécurité des communications à faible probabilité de détection.

✓ *Simplicité relative des systèmes UWB*

Contrairement aux systèmes classiques qui nécessitent des oscillateurs, des transpositions en fréquence et des mélangeurs pour transmettre le signal, les systèmes UWB peuvent transmettre des signaux générés en bande de base. Donc, l'architecture de l'émetteur et du récepteur devient moins complexe (ni mélangeur, ni oscillateur, ni synthétiseur à boucle à verrouillage de phase PLL). Ceci offre à un système UWB des simplicités de réalisation avec une réduction de coût.

✓ *Coexistence avec les autres systèmes*

Le faible niveau de puissance d'émission des signaux UWB réduit la nuisance des systèmes UWB sur les autres systèmes. Ceci permet la coexistence des systèmes.

✓ *Pénétration des obstacles*

Les signaux UWB ont une très bonne capacité de traverser les murs et les obstacles. Ils permettent la localisation avec grande précision.

✓ *Une faible consommation d'énergie*

Les systèmes UWB consomment peu d'énergie à cause de la faible puissance d'émission et l'utilisation des impulsions de très courte durée.

### **I.2.2 Inconvénient de l'UWB :**

✓ *Une faible couverture*

La très large bande et la faible puissance du signal UWB limitent le type d'applications possibles qui utilisent cette technologie.

✓ *La limite de la portée*

A cause de la faible DSP, la portée du signal UWB se limite à quelques dizaines de mètres.

✓ *Possibilité d'interférence.*

✓ *La sensibilité au brouillage.*

### **I.3 Applications de la technologie UWB :**

La technologie UWB est présentée comme une solution très intéressante et innovatrice pour un grand nombre d'applications qui sont généralement classées en trois catégories [3].

#### **I.3.1 Applications liées aux communications:**

Cette catégorie comprend les systèmes de communication à courte distance, notamment les réseaux personnels sans fil et les systèmes de mesure. Cette catégorie présentera certainement la plus grande prolifération en raison de la possibilité d'utilisation massive des dispositifs UWB dans les immeubles à bureaux, les salles de réunion et de conférence et les endroits publics (par exemple les aéroports ou les centres commerciaux).

Il faut donc noter que si les applications liées à la transmission d'information représentent la part la plus importante des futures applications UWB, ce ne sont pas les seules.

#### **I.3.2 Applications liées aux radars:**

✓ *Système d'imagerie radar*

Le signal UWB peut pénétrer dans le sol ou pénétrer dans un mur et même le traverser pour détecter ce qu'il cache. Il permet aussi de mesurer les distances avec précision.

✓ *Systèmes radars de véhicule*

Les systèmes radar de véhicule peuvent déterminer la distance entre des objets et un véhicule et ils peuvent être intégrés au système de navigation du véhicule.

#### **I.3.3 Applications liées à la localisation**

La technologie UWB est très sollicitée dans des applications de localisation et de poursuite de personnes et d'objets. L'UWB permet une grande précision dans la mesure des distances car la résolution obtenue est proportionnelle à la durée de l'impulsion, ce qui la rend une candidate à fort potentiel pour les systèmes de localisation.

## I.4 Système d'émission UWB-IR :

### I.4.1 Emetteur UWB :

Une impulsion UWB est définie par :

- ✓ *Sa fréquence centrale ;*
- ✓ *Sa bande passante à -3dB ou -10dB ;*
- ✓ *Sa durée ;*
- ✓ *Son amplitude crête à crête ;*
- ✓ *Sa puissance ;*
- ✓ *Sa forme d'onde.*

Au niveau de l'émission on distingue 3 actions :

- ✓ *Générer des impulsions de courtes durées et choisir la forme d'onde.*
- ✓ *Moduler Préparer le signal pour l'émission par l'antenne.*
- ✓ *les impulsions suivant le schéma de modulation choisi.*

L'émetteur UWB peut être représenté par le schéma de la figure (I.4) où les données sont interprétées au niveau du bloc modulateur qui effectue la génération et le choix de la forme des impulsions. Le signal résultant est amplifié puis filtré avant d'être rayonné par l'antenne.

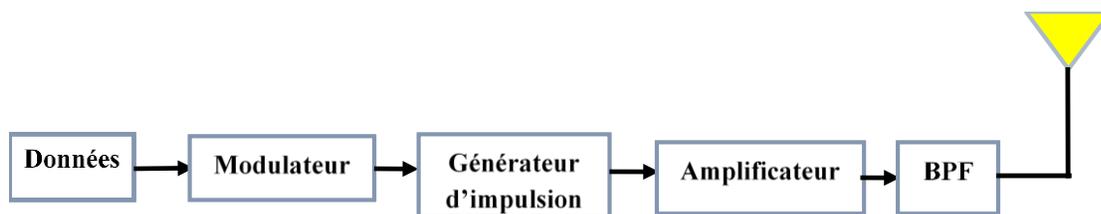


Figure I. 4: Principe d'un émetteur UWB.

#### I.4.2 Forme d'onde impulsionnelle :

L'UWB impulsionnelle est basée sur la transmission et la réception d'impulsions ultra brèves. Ces impulsions brèves sont répétées avec une période de quelques dizaines de nanosecondes. Plusieurs types d'impulsion ultra brève sont utilisés dans les systèmes de transmission UWB impulsionnel, dont les plus répandus sont présentés sur la figure (I.5 a) et avec leurs DSP sur la figure (I.5 b). Ces impulsions sont modélisables sous forme de dérivées d'ordres différents d'une impulsion Gaussienne [5].

La figure (I.5 a) représente les impulsions Gaussiennes dans le domaine temporelle, où  $(t)$  représente l'impulsion gaussienne,  $w'(t)$  le monocycle gaussien, appelé aussi la dérivée première de la gaussienne,  $w''(t)$  la dérivée seconde gaussienne. Dans la figure (I.5 b) sont représentées leurs densités spectrales respectives.

Ces impulsions se caractérisent par des spectres très larges délimités de quelques MHz à quelques dizaines de GHz. Pour une même largeur temporelle, nous pouvons constater que la fréquence centrale du spectre augmente avec l'ordre de dérivation de l'impulsion. Ces impulsions, notamment le monocycle gaussien, sont le type d'impulsions les plus utilisées en ultra large bande impulsionnelle. C'est pour cela qu'on prend l'impulsion monocycle gaussienne comme une impulsion de travail. Dans le domaine temporel, le monocycle gaussien est mathématiquement similaire à la dérivée première de l'impulsion gaussienne, il peut s'écrire sous la forme suivante [4] :

$$w(t) = t/\tau \exp(-t^2/\tau^2) \quad (I.5)$$

Avec  $\tau$  la durée de la période du monocycle et  $t$  représente la variable de temps.

Dans le domaine fréquentiel, le spectre du monocycle a la forme suivante :

$$w(f) = -j \cdot f \cdot \tau^2 \cdot \exp(-f^2 \cdot \tau^2) \quad (I.6)$$

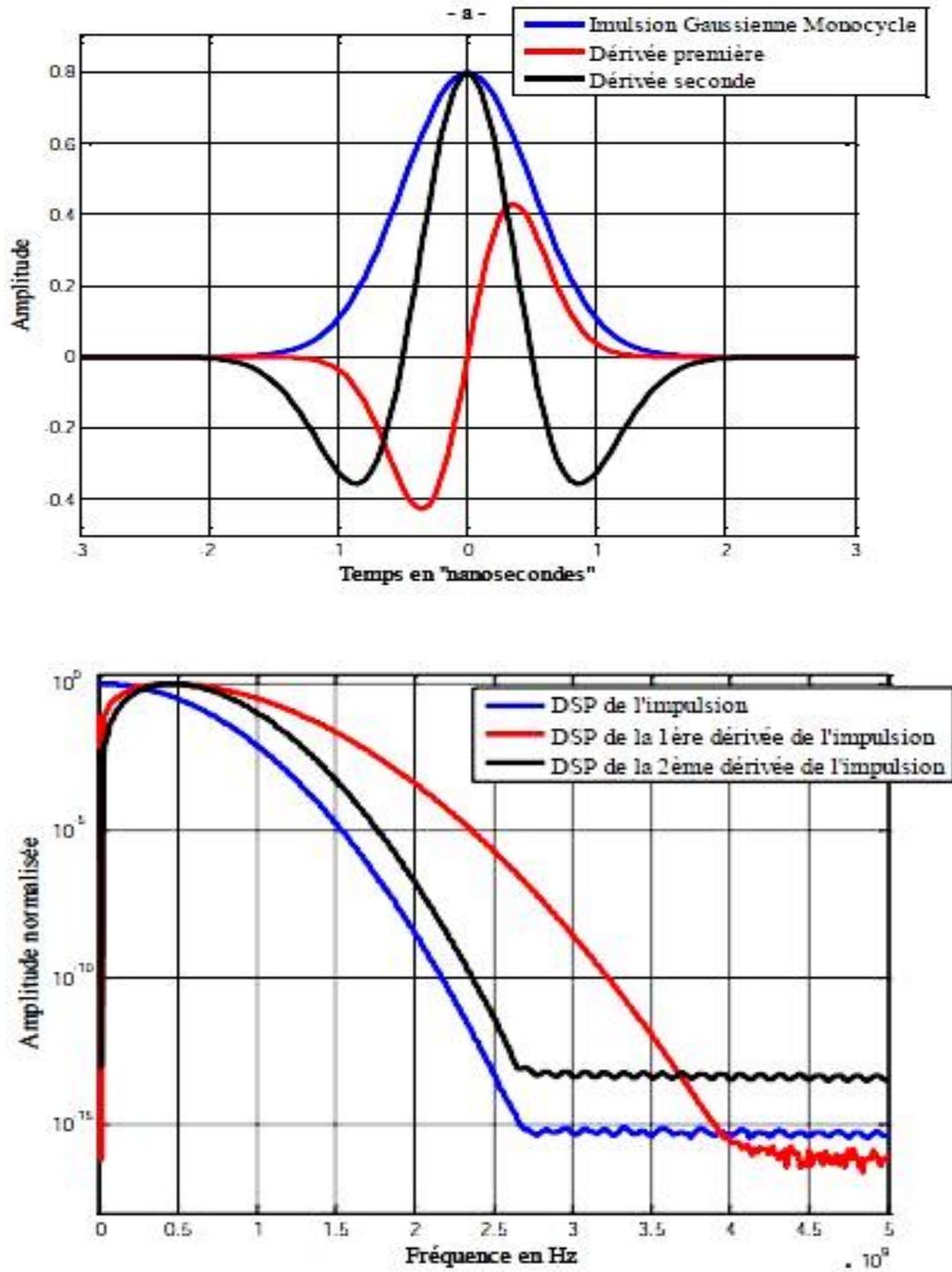


Figure I. 5: Impulsions gaussiennes : (a) en temps ; (b) en fréquence.

### I.4.3 Modulations associées à UWB-IR:

#### I.4.3.1 Modulation tout ou rien :

La modulation tout ou rien (OOK pour On Off Keying en anglais) consiste à coder l'information par la présence ou l'absence de l'impulsion au moment prévu. C'est une forme de modulation d'amplitude à un seul état dans la mesure où l'absence de l'impulsion peut être assimilée à une amplitude nulle.

Le signal modulé en OOK peut être donné par :

$$s(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_k p(t - kT_s), a_k \in \{0,1\} \quad (I.7)$$

Où :

$p(t)$  : est l'impulsion élémentaire.

$T_s$  : est la durée des symboles.

$a_k$  : est la séquence d'amplitude à transmettre.

La figure (I.6) illustre le principe de la modulation OOK. [5]

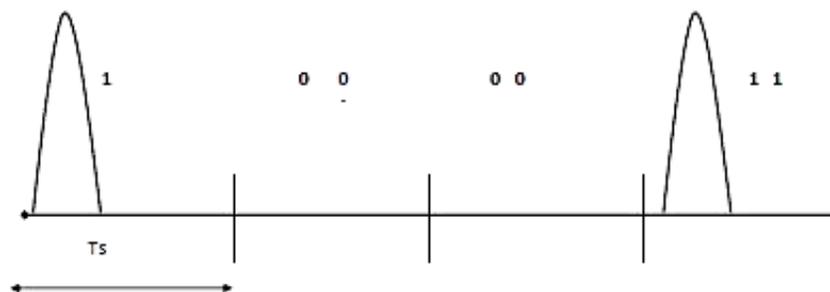


Figure I. 6: Impulsions modulées en OOK.

### I.4.3.2 Modulation par amplitude de l'impulsion

La modulation par amplitude de l'impulsion (PAM pour Pulse Amplitude Modulation en anglais) consiste à attribuer une amplitude donnée à l'impulsion en fonction de la donnée à transmettre. Le signal  $s(t)$  modulé en amplitude est donné par :

$$s(t) = \sum_k a_k p(t - kTs) \quad (I.8)$$

Où :

$p(t)$  : est l'impulsion élémentaire.

$a_k$  : est l'amplitude associée au symbole  $k$  à transmettre.

$Ts$  : est la durée des symboles.

Cette modulation peut s'appliquer avec  $M$  états d'amplitudes différentes, ce qui permet d'augmenter l'efficacité spectrale. Cette modulation peut être utilisée avec tous les types de récepteur, mais tous n'ont pas la même facilité à discriminer les différentes amplitudes.

La figure (I.7) présente un exemple de modulation d'amplitude à quatre états (4-PAM), avec une représentation grossière d'impulsions à amplitude positive [5].

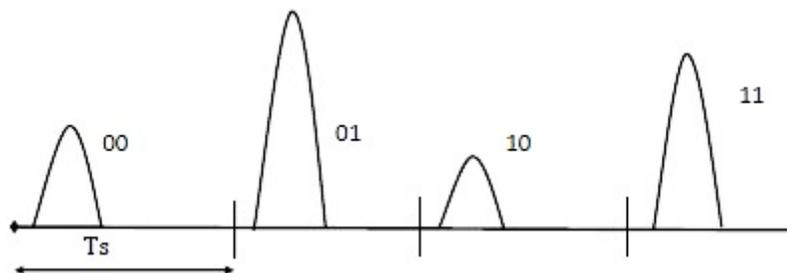


Figure I. 7: Impulsions modulées en PAM à 4 états.

### I.4.3.3 Modulation par position de l'impulsion :

La modulation par position de l'impulsion (PPM pour Pulse Position Modulation en anglais) consiste à transmettre l'information à l'aide de la position temporelle de l'impulsion. C'est une modulation à plusieurs états comme le montre la figure (I.8).

L'intervalle de modulation est inférieur à la durée de l'impulsion, on parle alors de PPM courte échelle

Lorsque cet intervalle est largement supérieur à la durée de l'impulsion, on parle de PPM large échelle [5].

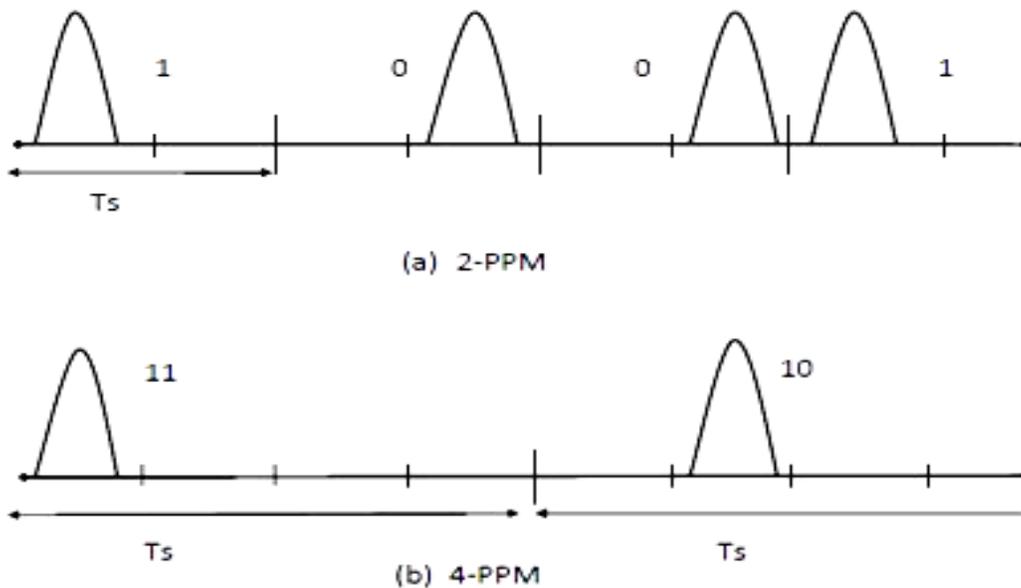


Figure I. 8: Impulsions modulées en PPM.

Le signal  $s(t)$  modulé en PPM s'écrit :

$$s(t) = \sum_{k \in z} p(t - s_i \Delta - kTs) \quad (I.9)$$

Où

$T_s$  : est la durée des symboles.

$\Delta$  : est l'intervalle de modulation (écart entre deux positions consécutives).

$i \in [0, M - 1]$  indique le décalage associé à l'information transmise dans le symbole  $k$ .

$s_i$  : est la séquence de position.

#### I.4.3.4 Modulation de phase :

La modulation de phase (BPSK pour Binary Phased Shift Keying en anglais) consiste à coder l'information suivant la polarité de l'impulsion. On peut ainsi considérer cette modulation comme une particularité de la PAM dont les amplitudes sont antipodales. La BPSK est représentée dans la figure (I.9) [5].

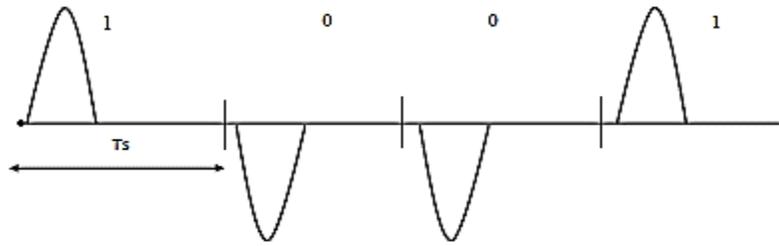


Figure I. 9: Impulsions modulées en BPSK.

L'expression mathématique du signal BPSK peut être donnée comme :

$$s(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_k p(t - kT_s), a_k \in \{-A, A\} \quad (\text{I.10})$$

Où :

$p(t)$  : est l'impulsion élémentaire.

$T_s$  : est la durée des symboles.

$a_k$  : est la séquence d'amplitude à transmettre.

## I.5 Système de réception UWB-IR

Classiquement, la réception consiste à retrouver les informations transmises en exploitant le signal reçu.

Dans le cas des signaux UWB-IR, le signal émis est composé d'une suite d'impulsions de durées fines. Le signal correspond au signal émis ayant subi les transformations et les déformations liées au canal de propagation.

Deux phases caractérisent processus de réception du signal UWB-IR le à savoir :

- ✓ *La synchronisation : C'est la première étape primordiale pour une réception correcte des données.*

Elle consiste à caler le récepteur sur les instants d'arrivée des impulsions dans la mesure où celles-ci ont subi l'influence du canal. Elle doit être très précise dans les systèmes UWB-IR pour pouvoir détecter les impulsions courtes.

- ✓ *La démodulation : Son but est de retrouver l'information qui a été transmise à travers les impulsions reçues.*

Le principe de synchronisation et la démodulation dépend de la modulation utilisée en émission et l'architecture de réception.

Différents types de récepteurs peuvent être utilisés pour l'UWB-IR. On peut les classer en deux catégories :

### I.5.1 Récepteur cohérent

Pour un canal à BBAG, le récepteur cohérent optimal est un récepteur à corrélation qui consiste à corrélérer le signal reçu avec un motif de corrélation local appelé réplique. La structure d'un récepteur UWB-IR cohérent est donnée par la figure (I.10) :

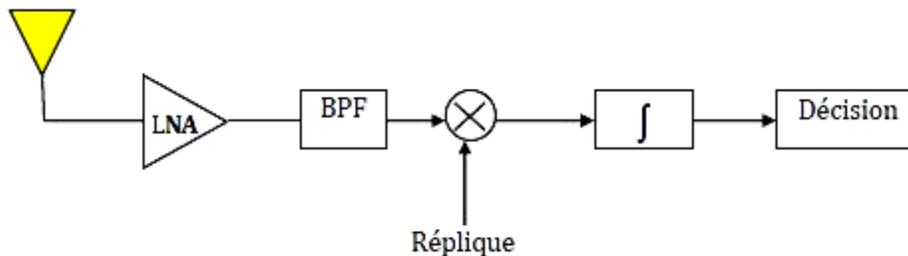


Figure I. 10: Structure d'un récepteur cohérent.

Ce récepteur est composé principalement d'un amplificateur à faible bruit (LNA pour Low-Noise Amplifier en anglais), un filtre passe bande qui sélectionne la bande de fréquence désirée et réduit le bruit. Le signal reçu est multiplié par un motif de corrélation (réplique). Le résultat est passé à travers un intégrateur de durée d'intégration  $T_i$  et un bloc de décision.

Le récepteur cohérent nécessite une synchronisation précise pour fournir des performances optimales ce qui entraîne plus de complexité et une consommation d'énergie importantes.

### I.5.2 Récepteur non cohérent:

Le récepteur non-cohérent est un récepteur à détection d'énergie intègre l'énergie du signal reçu qui est contenue dans les trajets multiples pendant une durée d'observation donnée [5]. La figure (I.11) montre la structure d'un récepteur non cohérent.

Ce récepteur est composé d'un filtre passe bande qui sélectionne la bande de fréquence désirée, un détecteur d'énergie composé par un circuit de mise au carré qui calcule la puissance instantanée du signal et d'un intégrateur qui calcule l'énergie du signal reçu [5] et un étage de décision.

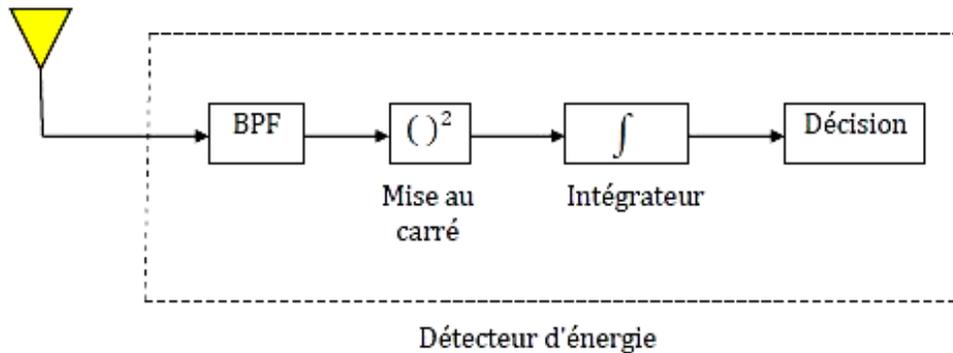


Figure I. 11: Structure d'un récepteur non cohérent.

La détection des impulsions UWB peut se faire de plusieurs façons en plus de l'utilisation d'un détecteur d'énergie. Il existe le détecteur crête qui amplifie l'amplitude crête maximale de chaque impulsion, le pseudo détecteur d'énergie qui utilise un filtre passe bas à la place de l'intégrateur pour récupérer l'énergie de l'impulsion et le super régénérateur qui utilise un oscillateur local qui démarre avec l'impulsion reçu [6].

## I.6 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales caractéristiques de la technologie UWB. On a commencé par une définition du signal ultra large bande. Ensuite, nous avons donné une aperçue générale de la réglementation de l'UWB, ses avantages, ses inconvénients et ses différents domaines d'application. Nous avons également exposé le système d'émission basé sur l'impulsion gaussienne comme moyen de transmission et nous avons donné les différents types de modulation associées à l'UWB-IR. Enfin nous avons présenté le système de réception UWB-IR.

# II

## Chapitre II

*TECHNIQUES D'ESTIMATION  
DE LOCALISATION*

## II.1 Introduction

Une composante principale du système développé est un système de localisation par mesure de distances par rapport à un ensemble de balises radio fixes placées à des positions connues. Ces distances sont déduites de mesures du temps de propagation d'un signal radio entre les balises et le mobile. Afin d'obtenir une précision suffisante, la mesure de ce temps de propagation doit être faite avec une précision meilleure que 1 ns (une erreur de 1 ns correspond à une erreur sur la distance de 30 cm). Les systèmes de communication UWB sont bien adaptés pour faire des mesures avec ce niveau de résolution temporelle [7,8]. Ces mesures de distance peuvent être également exploitées par plusieurs types d'applications dont la plus simple est de déterminer la distance entre deux points afin d'établir un réseau composé par plusieurs robots, comme le montre la Figure (II.1).

Les systèmes d'estimation de position combinent parfois deux ou plusieurs des approches de classification mentionnées à la suite de paragraphe afin d'obtenir une plus grande précision en fonction de la complexité de l'environnement. Dans ce chapitre nous allons prendre deux approches, géométrique et statistique.

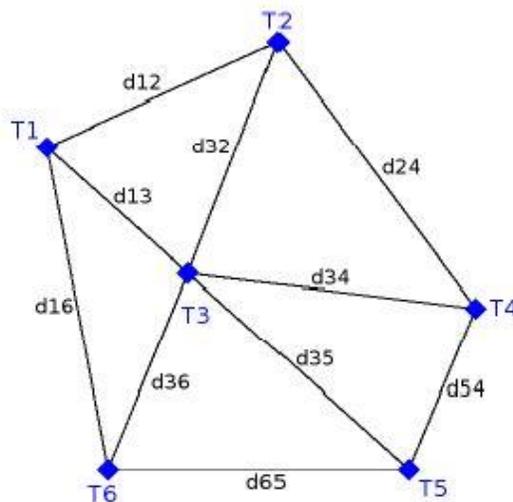


Figure II. 1: Réseau de

nœuds UWB

## II.2 Approche géométrique :

Avant de présenter les principales méthodes classiques utilisées pour déterminer la position d'un objet ou pour permettre à une personne de se positionner, nous allons d'abord analyser les différentes métriques existantes. Ces métriques sont étroitement liées aux caractéristiques des signaux radio de réception. Pour illustrer les différentes métriques qui vont suivre, nous considérons que toutes les stations émettrices et réceptrices sont dans le même plan.

### **II.2.1 La métrique basée sur la puissance reçue (RSSI) :**

RSSI est une approche géométrique d'estimation de la localisation d'un objet. Cette technique est basée sur la mesure de l'atténuation du signal, la diminution de la force du signal par rapport à son intensité d'origine. La quantité de puissance de signal reçue à l'antenne du récepteur dépend de la distance mesurée basée sur le fait que la puissance transmise diminue par rapport à la distance parcourue par le signal dans un canal compliqué [9, 10]. Des équations ou des fonctions décrivant la diminution attendue de l'intensité du signal compte tenu de la distance, comme l'équation de Friis, peuvent être utilisées pour estimer l'emplacement par rapport à la source du signal [11].

### **II.2.2 La métrique basée sur les angles d'arrivée (AOA) :**

Cette méthode utilise la différence de phase des signaux reçus pour calculer l'angle entre l'antenne et le mobile. La technique se fonde sur la technologie des réseaux d'antennes. Dans une rangée, les antennes sont séparées par une petite distance. AOA se base sur un principe de triangulation, les signaux émis par un terminal sont interceptés par deux points d'accès qui sont séparés par une distance  $R$  connue à l'avance, chaque point d'accès mesure l'angle d'arrivée du signal émis par le terminal, en se basant sur les identités trigonométriques il est alors possible de déterminer la longueur de la hauteur issue du terminal. Cette méthode est illustrée dans la figure (II.2).

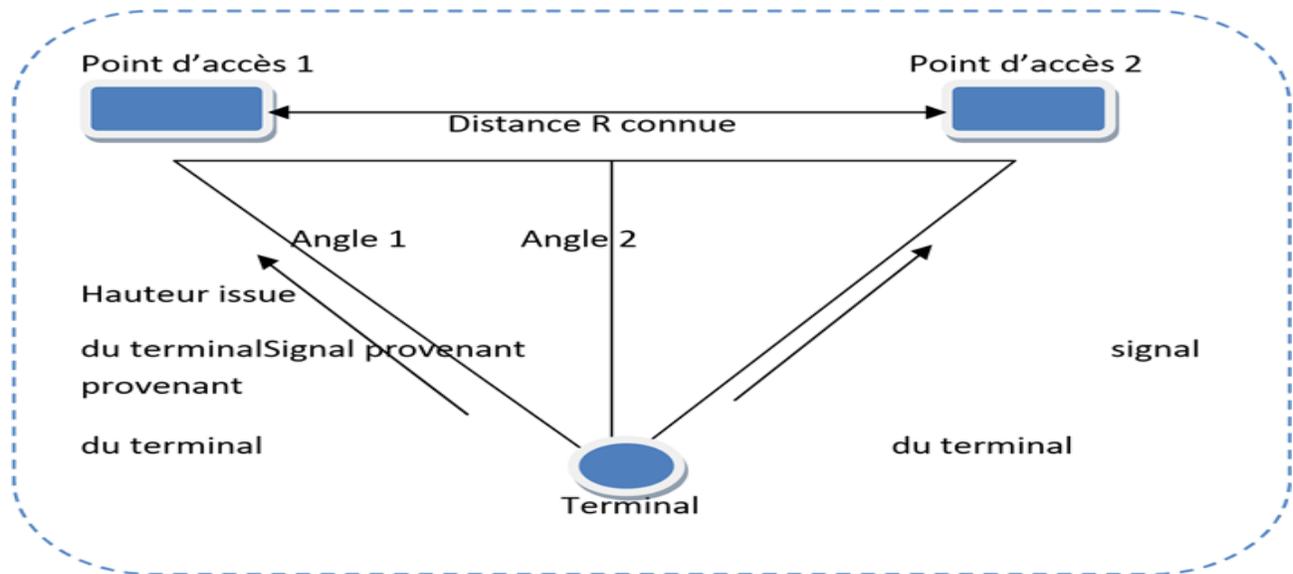


Figure II. 2: localisation exploitant la méthode AOA

✓ *Avantage :*

- *Moins de stations de base fixes pour localiser un mobile.*
- *Algorithme de positionnement simple.*

✓ *Inconvénients :*

- Nécessité d'avoir le trajet direct
- Coût d'implantation élevé
- Précision faible
- Performance mauvaise dans un canal ayant un profil de propagation par trajets multiples sévère.
- L'inconvénient majeur de cette technique est lié à la nécessité de disposer des réseaux d'antennes qui augmentent la taille des équipements utilisés et qui impliquent des coûts supplémentaires [12].

### II.2.3 La métrique basée sur les temps d'arrivée (TOA) :

La méthode TOA exploite une technique de trilatération pour déterminer la position d'un terminal mobile. Le temps de propagation d'un signal étant proportionnel à la distance traversée, il est faisable d'obtenir un cercle centré sur l'émetteur dont le rayon constitue la distance qui sépare le terminal de cet émetteur, en utilisant au moins trois BTS nous permet de déterminer une position exacte du terminal. Cette technique nécessite une assez bonne synchronisation entre les BTS et les mobiles.

La TOA est représenté sur la figure II.3 :

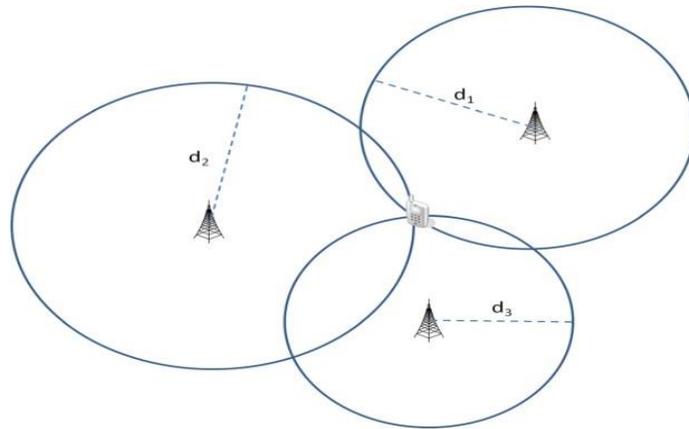


Figure II. 3: Localisation exploitant La méthode TOA à trois stations de base.

✓ *Avantages :*

- Paramètres généralement bien estimés
- Algorithme de positionnement simple
- Précision plus élevée en milieu confiné [12].

✓ *Inconvénients :*

- Synchronisation nécessaire entre le mobile et les stations de base
- Nécessité d'avoir le trajet direct
- Le coût est relativement élevé par rapport à l'exploit qu'elle offre en matière de précision.

#### II.2.4 Métrique basée sur les différences de temps d'arrivée (TDOA) :

Cette technique utilise la différence de temps mesurée plutôt que le temps absolu utilisé dans la méthode TOA. On calcule la différence de temps d'arrivée entre deux signaux provenant de deux points d'accès différents. Cette différence est ensuite convertie en une distance constante afin d'obtenir une hyperbole qui correspond à la position possible du terminal. L'équation de cette hyperbole caractérise cette distance constante. Pour déterminer une position, il faut donc deux paires d'émetteurs en vue d'obtenir deux hyperboles dont l'intersection donne la position du terminal [13].

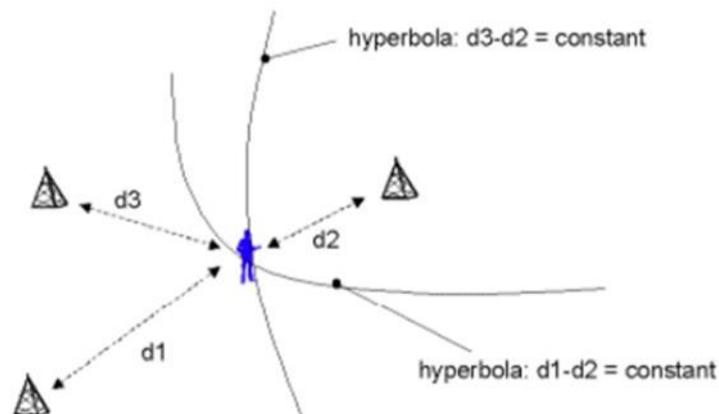


Figure II. 4: Localisation exploitant la méthode TDOA

✓ *Avantages :*

- *Algorithme de positionnement simple*
- *Précision plus élevée en milieu confiné*
- *Pas besoin de synchronisation d'horloge entre le mobile et les stations de base.*

✓

✓ *Inconvénients :*

- *Nécessité d'avoir le trajet direct*
- *Synchronisation d'horloge nécessaire entre les paires de stations de base*
- *TDOA est inefficace dans certain environnement comme les zones urbaines où les immeubles peuvent interférer avec les signaux et donc rendre la localisation imprécise [14]*

## II.3 Approche statistique :

### II.3.1 Algorithme de filtre Kalman (KF) :

Le filtre de Kalman est un ensemble d'équations mathématiques qui implémentent un estimateur de type prédiction et correction. Il minimise la covariance d'erreur estimée lorsque certaines conditions présumées sont remplies. Le processus KF peut être divisé en deux parties statistiquement : les équations de mise à jour du temps et les équations de mise à jour des mesures, comme illustré à la figure II.5.

Les équations de mise à jour temporelle sont responsables de la projection en avant (dans le temps) des estimations actuelles de la covariance des états et des erreurs afin d'obtenir les estimations a priori pour le prochain pas de temps. L'estimation d'état prédit est appelée estimation d'état a priori car elle n'inclut pas d'informations d'observation provenant du pas de temps actuel.

Les équations de mise à jour des mesures sont responsables du retour d'informations lors de lire d'une nouvelle mesure dans l'estimation a priori (c'est-à-dire que la prévision a priori actuelle est combinée aux informations d'observation actuelles pour affiner l'estimation d'état) afin d'obtenir une estimation a posteriori améliorée [15].

### II.3.2 Algorithme de filtre kalman Etendu (EKF) :

Le filtre de Kalman est un processus contrôlé régi par une équation de différence stochastique linéaire. Cet algorithme utilise une approche statistique dans l'estimation de la localisation de l'objet. Dans une situation où le processus ou le système est non linéaire, la méthode EKF est utilisée, elle linéarise la moyenne et la covariance actuelles. La non-linéarité du système peut être associée au modèle de processus, au modèle d'observation ou aux deux. La capacité de linéarisation de ce filtre est la différence majeure entre cet algorithme et l'algorithme KF [15].

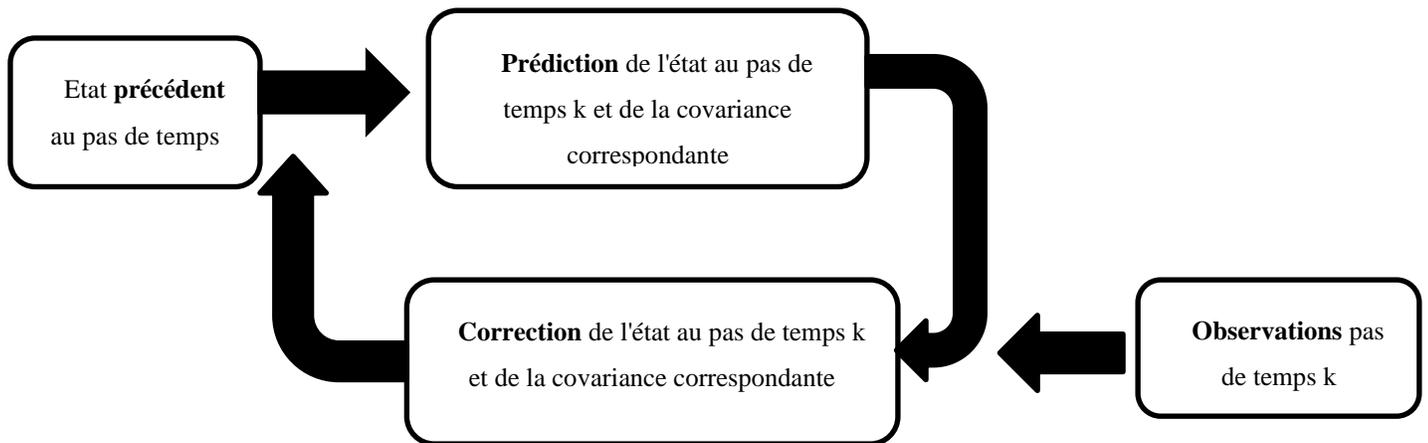


Figure II. 5: Modèle de processus de prévision-correction de KF et EKF

#### II.4 Environnement Perte de la ligne de vue (Non Line-of-Sight Environment NLOS) :

NLOS signifie qu'il n'y a pas de trajet direct entre un émetteur et un récepteur. Le NLOS peut résulter d'immeubles de grande hauteur ou d'objets hauts entre les canaux de propagation, ce qui conduit à une onde électromagnétique se déplaçant sur différentes trajectoires de longueurs variables en raison des réflexions multiples de divers objets dans l'environnement, comme illustré à la figure II.6.

Dans l'environnement NLOS, TDOA, TOA et AOA du signal au récepteur sont influencés par la nature de l'environnement : dans ce cas, se produit une propagation multi trajets et les performances du système doit être limitées [11].

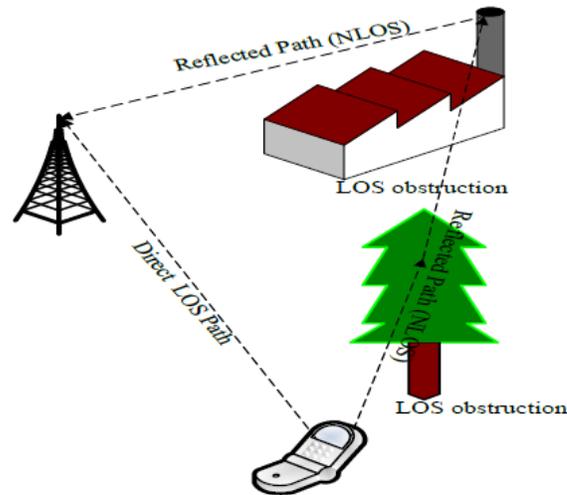


Figure II. 6: Environnement Perte de la ligne de vue (NLOS)

## II.5 LA MODÉLISATION :

### II.5.1 Modèle de canal de propagation NLOS :

Dans les systèmes de communication sans fil, le support de transfert d'informations entre l'antenne d'émission et l'antenne de réception est réalisé par des ondes électromagnétiques. L'interaction entre les ondes électromagnétiques et l'environnement réduit la force du signal généré de l'émetteur au récepteur. Cela a conduit une perte de chemin [16].

La perte de trajet entre deux antennes communicantes dépend fortement de l'environnement de propagation. Le rapport de transfert de puissance pour une paire d'antennes sans perte en espace libre à orientation optimale

$$\text{est donné par : } \frac{P_r}{P_t} = G_t G_r \left( \frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \quad (II.1)$$

Où  $\lambda$  longueur d'onde ;  $P_r$  -puissance reçu ;  $P_t$  -puissance transmise ;  $G_r$  - gain d'antenne du récepteur ;  $G_t$  - Gain d'antenne de l'émetteur ;  $d$ - distance de séparation entre les antennes.

Le facteur  $\left( \frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2$  dans (II.1), s'il est séparé de l'effet du gain d'antenne de l'émetteur et du récepteur, est appelé l'affaiblissement sur le trajet en espace libre.

En considérant un scénario d'une usine qui est l'étude de cas, est classée comme un modèle de perte de trajectoire dans le milieu intérieur. Il s'agit d'une perte de chemin qui se produit dans un bâtiment physique et prend en compte les effets de réflexion, d'obstruction de chemin, d'absorption et d'autres atténuations introduites par la présence d'objets à l'intérieur du bâtiment [17].

Le modèle de perte de trajet dans le bâtiment utilisé pour décrire l'effet des obstructions dans un environnement NLOS est donné par (II.2),

$$PL[dB] = PL(d_0) + 10n \log \left( \frac{d}{d_0} \right) + AWGN \quad (II.2)$$

Où  $d_0$ - distance de référence arbitraire ;  $n$ - exposant de perte de trajet qui dépend de l'environnement et des types de bâtiments ;  $d$ - la distance de séparation émetteur-récepteur ;  $PL(d_0)$  - perte de trajet dans le bâtiment à une distance de référence arbitraire ;  $AWGN$  - Bruit gaussien blanc additif avec moyenne nulle et écart type. Le tableau de l'exposant de perte de chemin  $n$  pour différents environnements est donné dans Rapport [11]. Un environnement avec un exposant  $n$  à forte perte de chemin, est un environnement hostile au rayonnement et sa perte de chemin à l'intérieur du bâtiment, sera plus élevée que dans le cas d'un environnement de faible exposant  $n$ .

### II.5.2 Théorie de la localisation hyperbolique :

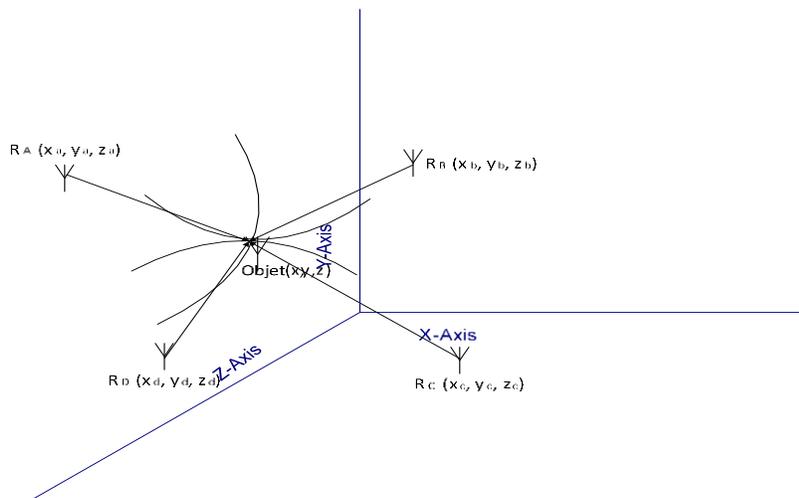


Figure II. 7: algorithme d'estimation d'emplacement utilisant la multilatération (TDOA)

Résumé :

- RA est un récepteur à la position A de même que RB, RC et RD respectivement.
- La balise est positionnée en coordonnées 3D (x, y et z)
- L'hyperbole est l'ensemble des points à une différence de distance constante ( $c\Delta t$ ).
- Chaque paire de BTS (récepteur) donne un hyperboloïde sur lequel repose l'émetteur (Objet).
- L'estimation de l'emplacement est l'intersection de toutes les hyperboles.

• Les récepteurs N fournissent les hyperboloïdes N-1 se croisant sur un seul point de la cible (Objet).

Si, sur la figure II.7, les récepteurs RA et RB se trouvent à des emplacements connus, un émetteur (objet mobile) peut être situé sur un hyperboloïde. Le récepteur n'a pas besoin de connaître l'heure absolue à laquelle l'impulsion a été transmise, seule la différence de temps est requise.

Avec un troisième récepteur RC à un troisième emplacement, ceci fournirait une deuxième mesure TDOA et localiserait donc l'émetteur (objet mobile) sur un deuxième hyperboloïde. L'intersection de ces deux hyperboloïdes décrit une courbe sur laquelle se trouve l'émetteur (objet mobile)

L'ajout du quatrième récepteur RD a rendu possible une troisième mesure TDOA et l'intersection du troisième hyperboloïde résultant avec la courbe déjà trouvée avec les trois autres récepteurs définit un point unique dans l'espace. La position de la balise est donc déterminée en trois dimensions (3D) comme illustré à la figure II.7. L'emplacement inconnu de l'objet mobile à déterminer avec des coordonnées (x, y, z). Un algorithme de multilatération comprenant quatre récepteurs à l'emplacement connu A, B, C et D, l'heure d'arrivée (TOA) T des impulsions de l'émetteur en (x, y, z) vers emplacement de récepteur est la distance divisée à la vitesse de la lumière c.

Le TOA correspondant à chaque récepteur est donné par les équations suivantes :

$$TA = \frac{1}{c} \sqrt{(x - xA)^2 + (y - yA)^2 + (z - zA)^2} \quad (\text{II.3})$$

$$TB = \frac{1}{c} \sqrt{(x - xB)^2 + (y - yB)^2 + (z - zB)^2} \quad (\text{II.4})$$

$$TC = \frac{1}{c} \sqrt{(x - xC)^2 + (y - yC)^2 + (z - zC)^2} \quad (\text{II.5})$$

$$TD = \frac{1}{c} \sqrt{(x - xD)^2 + (y - yD)^2 + (z - zD)^2} \quad (\text{II.6})$$

Où XB, YB, ZB est l'emplacement récepteur B par rapport à l'origine situé sur le récepteur de site A. Le système de multilatération a été résolu pour la cible inconnue (x, y, z) en temps réel par rapport à récepteur de site A.

$$TA = \frac{1}{c} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (\text{II.7})$$

Les calculs de TDOA ( $\tau$ ) avec le récepteur A à la coordonnée de référence donnent :

$$\tau_B = \tau_B - \tau_A = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x'B)^2 + (y - y'B)^2 + (z - z'B)^2} - \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}) \quad (\text{II.8})$$

*+measurement noise*

$$\tau_C = \tau_C - \tau_A = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x'C)^2 + (y - y'C)^2 + (z - z'C)^2} - \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}) \quad (\text{II.9})$$

*+measurement noise*

$$\tau_D = \tau_D - \tau_A = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x'D)^2 + (y - y'D)^2 + (z - z'D)^2} - \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}) \quad (\text{II.10})$$

*+measurement noise*

Puisque la solution au modèle de ce système est difficile pour déterminé qui correspond au nombre d'équations dépassant le nombre des inconnues, et que le système est non linéaire, l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) a été adopté pour solution d'optimisation des systèmes [18].

L'algorithme LM est une technique itérative qui localise le minimum d'une fonction exprimée sous la forme de carrés de fonctions non linéaires.

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2 \quad (\text{II.11})$$

Où  $\beta$  -vecteur de paramètre  $x_i$  et  $y_i$  variables indépendantes et dépendantes ;  $S(\beta)$  - somme des carrés des déviations.

## II.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vus les techniques de mesure de localisation et son approche géométrique et statistique, aussi l'Environnement Perte de la ligne de vue (Non Line-of-Sight Environment NLOS) et son modèle mathématique. Enfin, nous avons introduit l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) pour solution l'optimisation des systèmes, en particulier des systèmes non linéaires [18].

Nous allons voir dans le chapitre suivant, l'étude détaillé de filtre kalman.

# III

## Chapitre III

*Filtre de Kalman KF & EKF*

### III.1 Introduction

Le filtre de Kalman fut introduit par Rudolf E. Kalman en 1960 [19] comme solution optimale au problème du filtrage récursif dans le cadre linéaire dans une structure de type prédiction correction. Le filtre de Kalman est présenté, en mettant l'accent sur son utilisation dans le contexte de l'estimation des paramètres de modèles. Sachant que l'application du filtre de Kalman nécessite d'avoir les mesures en entrée du filtre. Celles-ci représentent les distances calculées à partir des signaux reçues par le mobile, en utilisant les modèles de propagation selon l'environnement.

Le but de ce chapitre est de présenter le filtre de Kalman dans le cas linéaire. Comme l'expression de la distance en fonction des positions est non-linéaire, on fait appel à deux versions du filtre de Kalman, à savoir le Filtre de Kalman classique (KF) et le Filtre de Kalman Étendu (EKF). Ces filtres sont appliqués pour la localisation d'objet mobile, qu'il soit statique ou dynamique.

### III.2 Étude du filtre de Kalman :

Dans ce chapitre on commence par faire quelques rappels sur les estimateurs, ensuite, on décrira le principe du filtre de Kalman.

#### III.2.1 Estimateur:

En mathématiques, un estimateur est une statistique permettant d'estimer qu'un seul paramètre, mais il est possible d'estimer plusieurs paramètres inconnus ou même temps, dans ce cas, on ne parle plus de paramètre à estimer, mais de vecteur à estimer, ou vecteur d'état.

#### III.2.2 Estimateur déterministe

Il n'est pas possible de traiter l'estimation des paramètres déterministes comme celle de paramètres aléatoires. Il faut en particulier trouver une formulation de la mesure de performance des estimateurs. Ce que l'on cherche à trouver, c'est un estimateur qui estime au mieux ces paramètres.

### III.2.3 Le biais

Un estimateur sans biais signifie que l'espérance de l'estimation doit être égale au vecteur à Estimer. Bien sûr, le biais n'est pas calculable en réalité, car on ignore la valeur réelle du Paramètre ou du vecteur à estimer. Par contre, il est très utile pour caractériser nos estimateurs [20].

### III.2.4 La variance

Un estimateur est dit à variance minimal lorsque l'on a réussi à minimiser les variations entre le vecteur d'état réel et son estimation. On a donc minimisé l'erreur quadratique moyenne RMSE [W1]. Dans ce cas l'estimateur est dit Optimal.

### III.2.5 Estimateur optimal

Un estimateur dont le biais est nul aura une variance toujours supérieure ou égale à ce que l'on appelle la "borne inférieure de Cramer-Rao", finalement, c'est assez logique. On ne peut pas obtenir une variance nulle et donc, on ne peut pas connaître exactement la valeur du vecteur D'état. On aura toujours une incertitude égale à la borne de Cramer-Rao pour l'estimateur Optimal. Si la variance est nulle, alors ce n'est plus un problème d'estimation, car ça voudrait dire que l'on connaît la valeur à estimer dès le départ [W1].

Dans certains cas, pour avoir un estimateur sans biais à variance minimale, il faut que le système respecte quelques exigences :

- ✓ *Le bruit doit être Gaussien*
- ✓ *Le système doit être linéaire*

Cet estimateur est appelé "Estimateur sans biais à variance minimale linéaire gaussien", ou encore "Estimateur optimal linéaire gaussien" ou tout simplement "Méthode des moindres carrés".

### III.3 Filtre de Kalman KF:

#### III.3.1 Mise en œuvre du filtre de Kalman :

Le filtre de Kalman est un outil puissant pour l'estimation et simple à mettre en œuvre. Il combine de manière optimale des informations provenant de lois régissant le système avec des données provenant du monde réel par l'intermédiaire de capteurs. Ce type de filtrage est appliqué dans des domaines aussi variés que la poursuite d'objet sur des images, ou alors l'extraction de contours à partir de séquences vidéo, ou en automatique, etc.

Le filtre de Kalman est défini comme l'estimateur linéaire optimal. Il existe plusieurs manières de définir le terme "optimal", car il est nécessaire de définir le critère suivant lequel on le considère comme optimal. Ce filtre traite toutes les informations dont il dispose et les pondère les unes par rapport aux autres suivant leur précision afin d'obtenir la meilleure estimation possible de l'état du système en tenant compte :

- ✓ *De la connaissance des lois d'évolution du système et des mesures*
- ✓ *Des propriétés statistiques des bruits du système, des mesures et des incertitudes du modèle*
- ✓ *De toutes les informations sur les conditions initiales des paramètres du système [19].*

#### III.3.2 Modélisation du 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 [W1].

Notre système se modélise de la manière suivante avec une équation prédisant le nouvel état du système en fonction du dernier état connu [19] :

$$x_{k+1} = A_{k+1} * x_k + \mathcal{W}_k \quad (III.1)$$

Et d'un système permettant d'obtenir des informations réelles, cette relation entre mesure et état du système se modélise par l'équation suivante [19]:

$$y_k = H_k * x_k + v_k \quad (III.2)$$

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.

$\mathcal{W}_k$  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  $\mathcal{V}_k$  de moyenne nulle.

De plus  $\mathcal{W}_k$  et  $\mathcal{V}_k$  sont des bruits blancs gaussiens, et respectivement de matrice de covariance  $\mathcal{Q}_k$  Et  $\mathcal{R}_k$  sont:

$$E[\mathcal{W}_k \mathcal{W}_k^T] = \mathcal{Q}_k .$$

$$E[\mathcal{V}_k \mathcal{V}_k^T] = \mathcal{R}_k .$$

### III.3.3 Déroulement du filtrage de Kalman

Après la modélisation du filtre de Kalman, nous allons maintenant suivre la démarche qui Mène aux équations du filtre de Kalman. Si les équations (III.1) (III.2) dessus sont réunies, le Filtre de Kalman est le filtre optimal pour l'estimation de l'état du système.

Le déroulement du filtre de Kalman se divise en trois étapes :

#### III.3.3.1 Etape de Prédiction

Le filtre de Kalman reprend l'estimation précédente des paramètres et de l'erreur et prédit les nouveaux paramètres et la nouvelle erreur en fonction de la modélisation du système

Par définition :  $\hat{x}_k = E[\mathcal{X}_{k+1} | y_1, \dots, y_k ]$

Etant donné (II.16) il vient :

✓ *Estimation a priori (prédiction) de la nouvelle position*

$$\hat{x}_{k+1/k} = A_{k+1} * \hat{x}_k$$

✓ *La covariance de l'erreur due à cette estimation*

On note l'expression de l'erreur de l'estimation commise sur le vecteur d'état  $\hat{x}_k = (x_k - \hat{x}_k)$

$$P_{k+1} = E[(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}) (x_{k+1} - \hat{x}_{k+1})^T]$$

Et en utilisant les équations (II.16) et (II.18), on aura :

$$P_{K+1} = A_{K+1} P_K A_{K+1}^T + Q_K \quad (III.3)$$

Sachant que  $P_{K+1} = E[\hat{x}_k \tilde{x}_k^T]$  représente la matrice de covariance de l'erreur sur l'estimation a Postérieure (correction) de la position obtenue à partir de la mesure.

Nous venons ainsi d'établir une première relation entre la matrice de covariance de l'erreur Apriori et la matrice de covariance de l'erreur a postérieure

### III.3.3.2 Etape de mise à jour :

A ce niveau du développement de l'algorithme, nous abordons le point clef de l'estimation Réursive du vecteur d'état. A cet effet, nous adoptons une estimation linéaire du vecteur D'état de la forme [20] :

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k [Y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1}] \quad (III.4)$$

$K$  est le gain du filtre de Kalman.

Reprenons l'expression de l'erreur de l'estimation et remplaçons l'estimée par son expression donnée par (III.4), il vient :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k/k} &= (x_k - \hat{x}_{k/k}) \\ &= (x_k - \hat{x}_{k/k-1}) - K_k [Y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1}] \\ &= (1 - K_k H_k) [x_k - \hat{x}_{k/k-1}] - K_k \mathcal{V}_k \end{aligned} \quad (III.5)$$

✓ *La matrice de covariance de l'erreur d'estimation*

$$✓ \quad P_{\frac{k}{k}} = E \left[ \hat{x}_{\frac{k}{k}} \hat{x}_{\frac{k}{k}}^T \right]$$

$$\begin{aligned} &= E \left[ \left( (1 - K_k H_k) [x_k - \hat{x}_{k/k-1}] - K_k \mathcal{V}_k \right) \left( (1 - K_k H_k) [x_k - \hat{x}_{k/k-1}] - K_k \mathcal{V}_k \right)^T \right] \\ &= E \left[ (1 - K_k H_k) [x_k - \hat{x}_{k/k-1}] (1 - K_k H_k)^T [x_k - \hat{x}_{k/k-1}]^T \right] + E \left[ K_k \mathcal{V}_k K_k^T \mathcal{V}_k^T \right] \\ &= (1 - K_k H_k) (1 - K_k H_k)^T E \left[ [x_k - \hat{x}_{k/k-1}] [x_k - \hat{x}_{k/k-1}]^T \right] + K_k K_k^T E \left[ \mathcal{V}_k \mathcal{V}_k^T \right] \\ &= (1 - K_k H_k) (1 - K_k H_k)^T P_{K/K-1} + K_k K_k^T R_k \end{aligned} \quad (III.6)$$

Nous avons donc établi une relation entre matrice de covariance de l'erreur a posteriori et la Matrice de covariance a priori.

✓ *Expression du gain de filtre de Kalman*

Etant donné (III.5), et en appliquant ça dérivé par rapport à un vecteur  $K_k = \frac{\partial p_{k/k}}{\partial K_k} = 0$

On obtient :

$$P_{K/K-1} H_k^T = K_k [H_k H_k^T P_{K/K-1} + R_k] \quad (III.7)$$

D'où :

$$K_k = P_{K/K-1} H_k^T [H_k H_k^T P_{K/K-1} + R_k]^{-1} \quad (III.8)$$

En utilisant l'expression (III.8) du gain de Kalman, on peut alors simplifier l'expression (III.6) de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation :

$$P_{K/K} = [1 - K_k H_k] P_{K/K-1} \quad (III.9)$$

*III.3.3.3 Etape d'initialisation :*

Pour pouvoir utiliser l'ensemble des équations récurrentes constituant le filtre de Kalman, on Doit choisir les conditions initiales de l'estimation de vecteur d'état  $x_{0/0}$  et de la matrice de covariance de l'erreur  $P_{0/0}$ . Si l'on dispose d'aucune information a priori, on adopte pour L'initialisation du vecteur d'état :

$$\hat{x}_{0/0} = E[x_0] \quad (III.10)$$

Le principe du filtre de Kalman est de minimiser la covariance de l'erreur. Nous avons pour cela besoin de la calculer. Elle vaut :

$$P_{0/0} = P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_{0/0})(x_0 - \hat{x}_{0/0})^T] \quad (III.11)$$

### III.3.4 Limites du filtre de Kalman :

Nous avons vu que le filtre de Kalman est un ensemble d'équations très efficace permettant d'obtenir le filtrage optimal du point de vue de l'erreur faite sur l'estimation de l'état du système. Le problème est que certains systèmes sont difficilement modélisables et moins linéairement.

Tout d'abord, la théorie prend pour acquis la connaissance des différentes matrices intervenant dans la modélisation de l'évolution de l'état du système auquel est appliqué le filtrage de Kalman. Cependant dans le cas où on ne dispose que d'une connaissance imparfaite des différentes matrices intervenant dans la modélisation, ce qui peut alors mener à la divergence de filtre [21].

Pour pallier à ce problème de modélisation linéaire du système, un filtre de Kalman étendu a été développé et permet de prendre en compte une modélisation non linéaire. Néanmoins, cette technique a quelques défauts. En premier lieu, la covariance de l'erreur (la précision des estimations) ne converge pas obligatoirement (comme c'était le cas avec une modélisation linéaire).

Une autre limite importante d'une telle méthode est que le filtre de Kalman permet de prendre en compte uniquement un modèle de bruit gaussien. Cette restriction limite donc l'utilisation du filtre de Kalman. Cependant, dans la réalité les hypothèses concernant le bruit intervenant dans les équations ne sont jamais parfaitement vérifiées et le filtrage est alors susceptible de ne pas produire les résultats escomptés ou même d'échouer.

### III.4 Filtre de Kalman Étendu EKF

Il est possible dans certains cas les équations qui permettent de modéliser un système ne sont pas linéaires, dans ce cas il est possible d'estimer les paramètres du système à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. Son fonctionnement consiste simplement à linéariser toutes les équations de sorte que le filtre de Kalman classique puisse être appliqué.

#### III.4.1 Fonctionnement:

Dans la partie de modélisation du filtre de Kalman classique avec les équations de vecteur d'état liant l'état nouvel du système en fonction de l'état précédent qui étaient linéaires sont maintenant non linéaire, on remplace donc les équations par [W1] :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k) + \mathcal{W}_k \\ y = h_k(x_k) + \mathcal{V}_k \end{cases} \quad (\text{III.12})$$

De la même manière que dans le cas du Filtre de Kalman classique  $\mathcal{W}_k$  et  $\mathcal{V}_k$  sont des bruits Blancs gaussiens de moyenne nulle et respectivement de covariance  $\mathcal{Q}_k$  et  $\mathcal{R}_k$ . 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 Négligent 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 Jacobienne). Cette dernière est calculée à chaque instant autour du point d'estimation courant  $\hat{x}$ . Avec l'objectif de linéarisé le système

$$A_{K+1} = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_k} \quad (\text{III. 13})$$

$$H_K = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}_k} \quad (\text{III. 14})$$

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

✓ *Étape de prédiction*

$$\hat{x}_{k+1} = f(\hat{x}_k) \quad (\text{III. 15})$$

$$P_{K+1} = A_{K+1} P_K A_{K+1}^T + \mathcal{Q}_K \quad (\text{III. 16})$$

✓ *Étape de mise à jour*

$$K_k = P_{K/K-1} H_k^T [H_k H_k^T P_{K/K-1} + R_K]^{-1} \quad (\text{III. 17})$$

$$P_{K/K} = [1 - K_k H_K] P_{K/K-1} \quad (\text{III. 18})$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k [Y_K - H_K \hat{x}_{k/k-1}] \quad (\text{III. 19})$$

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.

### **III.5 Conclusion**

Ce chapitre avait pour objet d'une part de présenter le filtre de Kalman classique dans le cas linéaire et d'autre part le filtre de Kalman étendu qui permet de résoudre des problèmes non linéaires. Dans le prochain chapitre, nous nous intéresserons à l'utilisation des techniques de localisation TDOA/TOA et le filtrage de Kalman classique dans le cas linéaire et le filtre kalman l'étendu pour un système non linéaire dans le contexte de localiser un objet mobile.

# IV

## Chapitre IV

*IMPLÉMENTATION ET  
SIMULATION DE MODÈLE*

## IV.1 Introduction :

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, les algorithmes d'estimation de la position présentent des charges de calcul différentes. En effet, nous avons montré qu'il existe deux algorithmes de filtre kalman classique (KF) pour le cas linéaire et étendu pour le cas non linéaire. Cette différence va certainement offrir des précisions et des complexités de réception différentes. Dans ce chapitre, on fera dans un premier temps l'implémentation de ces algorithmes. Par la suite, nous examinerons leurs performances en utilisant deux critères notamment ceux de l'erreur moyenne et l'écart type (STD). Les résultats de simulation seront présentés, commentés et comparés dans ce chapitre.

## IV.2 Implémentation du modèle de canal de propagation (NLOS) :

Pour décrire l'effet du bruit dans le canal, le modèle NLOS de trajet dans le milieu intérieur (Indoor en anglais) (II.2) a été implémenté en modifiant l'équation, comme indiqué dans IV.1):

$$PL[dB] = PL(do) + 10n \log\left(\frac{d}{do}\right) + AWGN + \varepsilon \quad (IV.1)$$

$$PL(do) = \left(\frac{\lambda}{4\pi do}\right)^2 \quad (IV.2)$$

Ces deux équations ont été implémentés l'aide des paramètres du Tableau IV.1. Où  $\varepsilon$  est un facteur de bruit aléatoire supplémentaire.

## IV.3 Simulation du canal de propagation (NLOS)

La fréquence de fonctionnement utilisée aux fins de cette simulation est de 866 MHz, ce qui se situe dans la plage de fréquences définie par la norme européenne [23]. La distance de référence de notre simulation était de 1 m. Les figures IV.1 et IV.2 illustrent les résultats de la simulation pour le modèle de canal NLOS avec AWGN et AWGN plus  $\varepsilon$ , respectivement.

| Paramètres                                   | Valeurs                          |
|--|----------------------------------|
| Distance de référence arbitraire ( $d_0$ )   | 1 m                              |
| Distance de séparation émetteur-récepteur    | 10 m                             |
| Exposant de perte de trajectoire (n)         | 4 à 6                            |
| Fréquence de fonctionnement                  | 866 MHz                          |
| Vitesse de la lumière                        | $300 * 10^6$ m/s                 |
| Bruit aléatoire supplémentaire $\varepsilon$ | Valeurs aléatoires de longueur n |

Tableau IV. 1: les paramètres de simulation du canal NLOS.

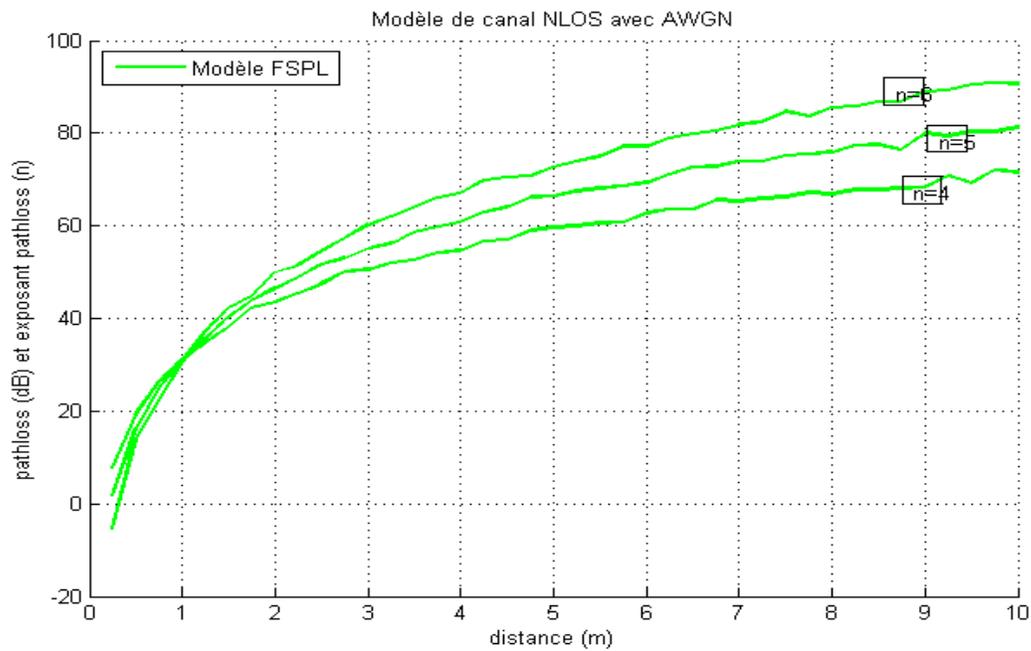


Figure IV. 1: implémentation de canal NLOS avec AWGN

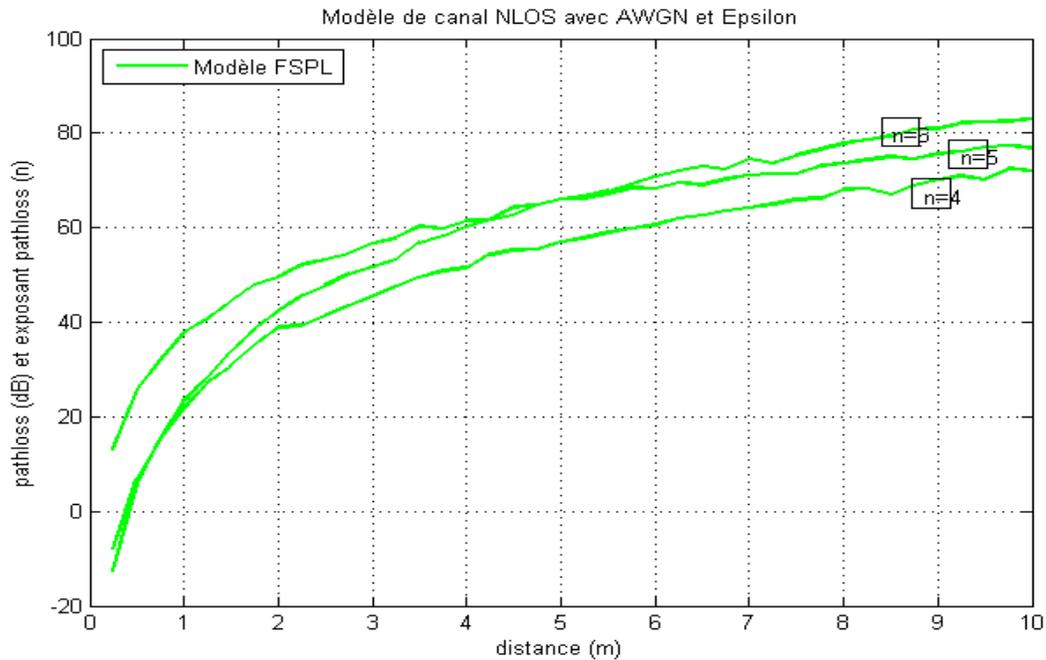


Figure IV. 2: implémentation de canal NLOS avec AWGN et  $\varepsilon$ .

#### IV.4 Implémentation de modèle multilatération :

La technique de multilatération a été implémentée dans le simulateur Matlab, comme illustré à la figure (IV.3). Une petite salle de dimensions 5 m x 5 m x 5 m a été simulée et les antennes ont été placées à 3,5 mètres de hauteur par rapport au sol.

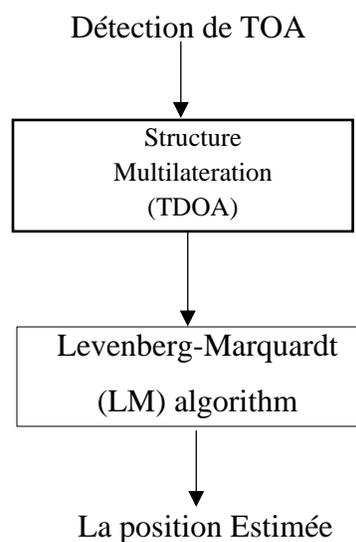


Figure IV. 3: Block diagramme d'algorithme de localisation

L'algorithme de multilatération a été implémenté en utilisant; TOA des signaux calculés à partir de différents récepteurs en (II.3) à (II.6), le délai calculé (TDOA) en (II.7) à (II.10) des récepteurs appariés et le retard mesuré supposé de 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6 et 0,7 les secondes de chaque paire de récepteur (RA RB, RA RC, RA RD, RB RC, RB RD, RC RD) ont été utilisées dans le calcul de la plus petite erreur moyenne pour le prétraitement de la fiabilité.

### IV.5 Simulation du modèle de multilatération :

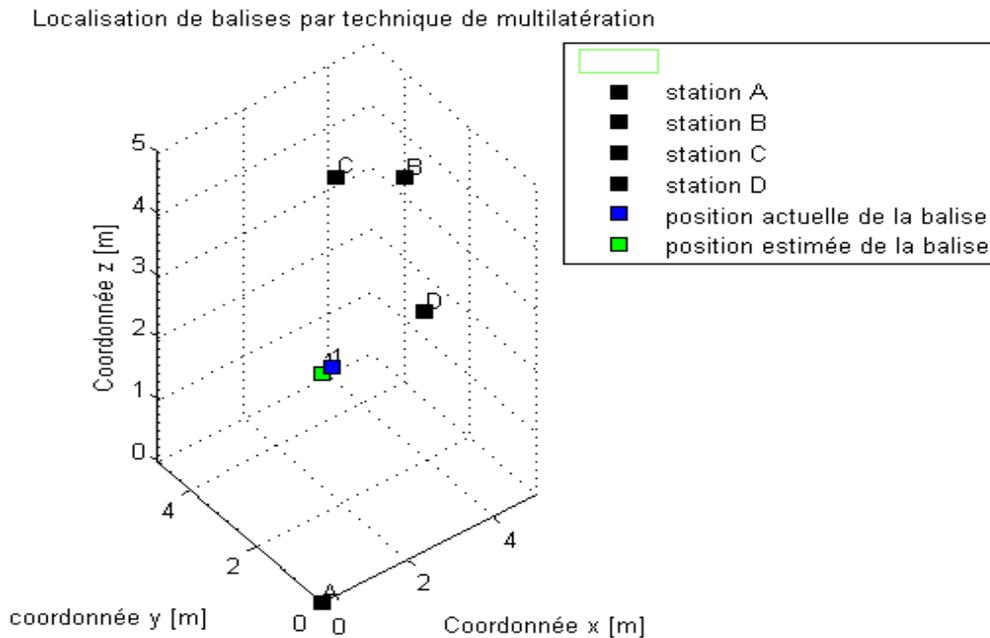


Figure IV. 4: Simulation de l'algorithme de multilatération montrant la position réelle et estimé d'objet.

La figure IV.4 montre la simulation des emplacements des récepteurs comme suit: RA a été choisi comme coordonnées de référence, à savoir  $x_A = y_A = z_A = 0$ ; RB:  $x_B = 4.8, y_B = 3.7, z_B = 3.5$ , RC:  $x_C = 3.8, y_C = 4.5, z_C = 3.5$ ; RD:  $x_D = 2.8, y_D = 0.5, z_D = 3.5$  (en mètres). Le récepteur A est à l'origine tandis que les récepteurs B, C et D étaient positionnés sur un plan différent pour éviter une corrélation dans la sortie. Cet emplacement estimé est utilisé comme entrée dans l'algorithme de filtrage EKF et KF.

## IV.6 Implémentation des modèles EKF et KF :

La sortie obtenue à partir du modèle de multilatération mentionné dans la section précédente sert d'entrée à l'algorithme EKF et KF, comme illustré aux figures IV.5 et IV.6. Pour l'algorithme EKF, des équations d'état et de mesure non linéaires sont formées et à chaque pas de temps  $k$  une position estimée  $Est$  est générée. La mise à jour non linéaire et la linéarisation de l'état actuel et de la mesure sont effectuées. Pour les deux filtres, le gain de Kalman détermine le degré d'innovation (la différence entre la mesure réelle et la mesure du modèle) utilisée pour corriger l'estimation. La covariance d'état correspondante de l'erreur de prédiction  $P$  est implémentée en tant qu'état à  $n$  dimensions du système et la sortie du résultat est stockée en tant qu'état réel du modèle. Une équation de processus de mise à jour sert à entrer dans l'état actuel et l'ensemble du processus a été itéré 50 fois. Pour tous les ensembles de données, nous supposons une valeur pour l'écart type pour le bruit de mesure  $R$ .

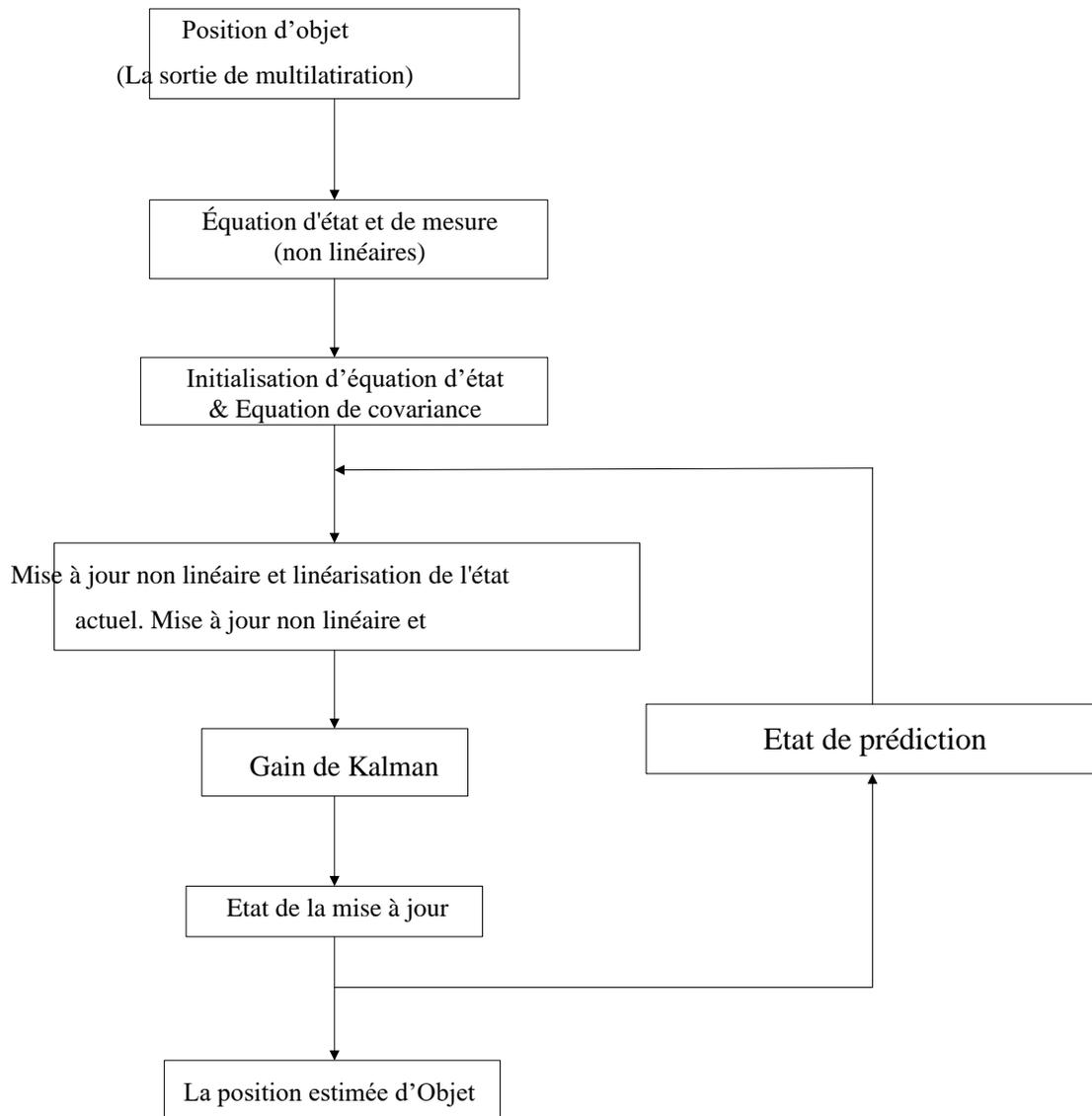


Figure IV. 5: Diagramme de (algorithme d'EKF)

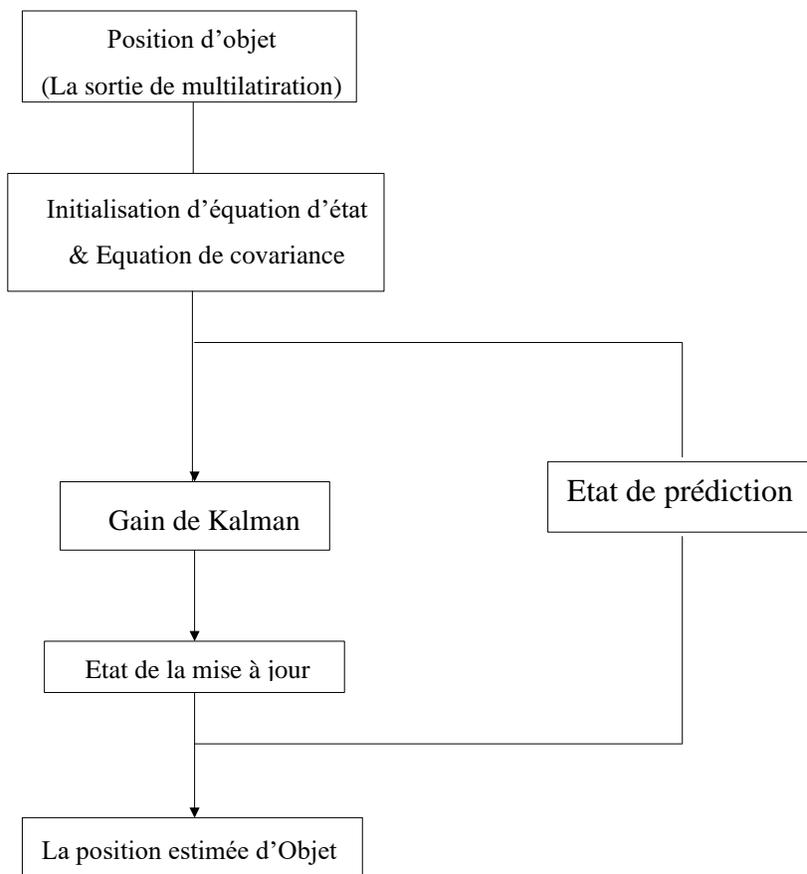


Figure IV. 6: Diagramme de (algorithme KF)

### IV.7 Simulation de (EKF et KF):

Dans notre simulation, trois scénarios ont été étudiés en modifiant manuellement le bruit de processus  $Q$  du modèle, tandis que le bruit de mesure  $R$  était maintenu constant. Nous avons observé que maintenir le bruit de mesure constant et faire varier le bruit du processus avait un effet significatif sur le gain du filtre.

Les figures IV.7 à IV.18 illustrent les performances de KF et de EKF avec l'effet de la matrice de covariance variée  $Q$  et de la valeur constante  $R$  sur l'emplacement réel et estimé de l'objet.

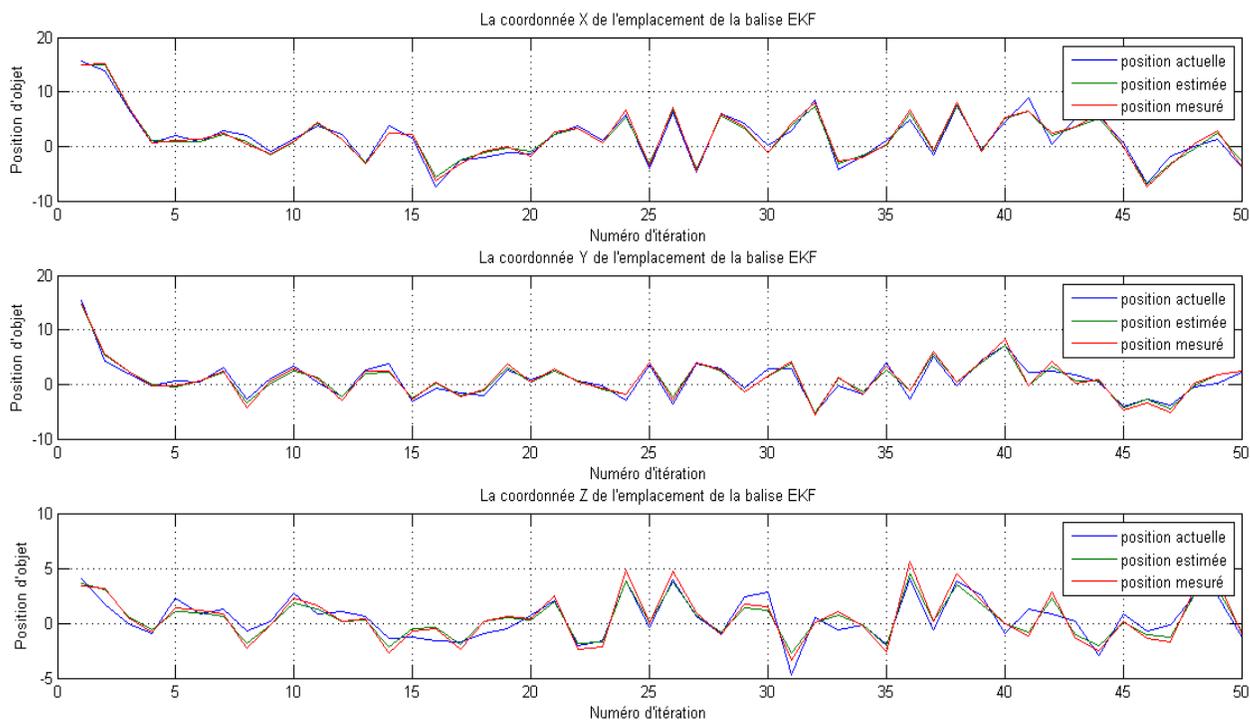


Figure IV. 7:Le Performance de EKF avec erreur de covariance  $Q=0.16$  m  $K=0.8284$

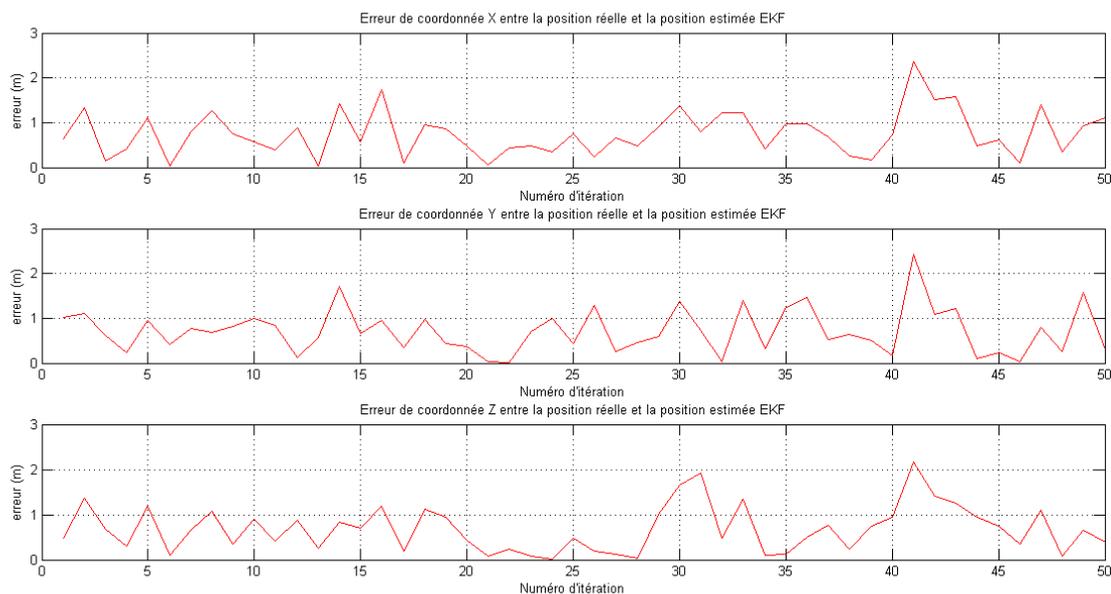


Figure IV. 8: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.16$  m , Gain  $K=0.8284$

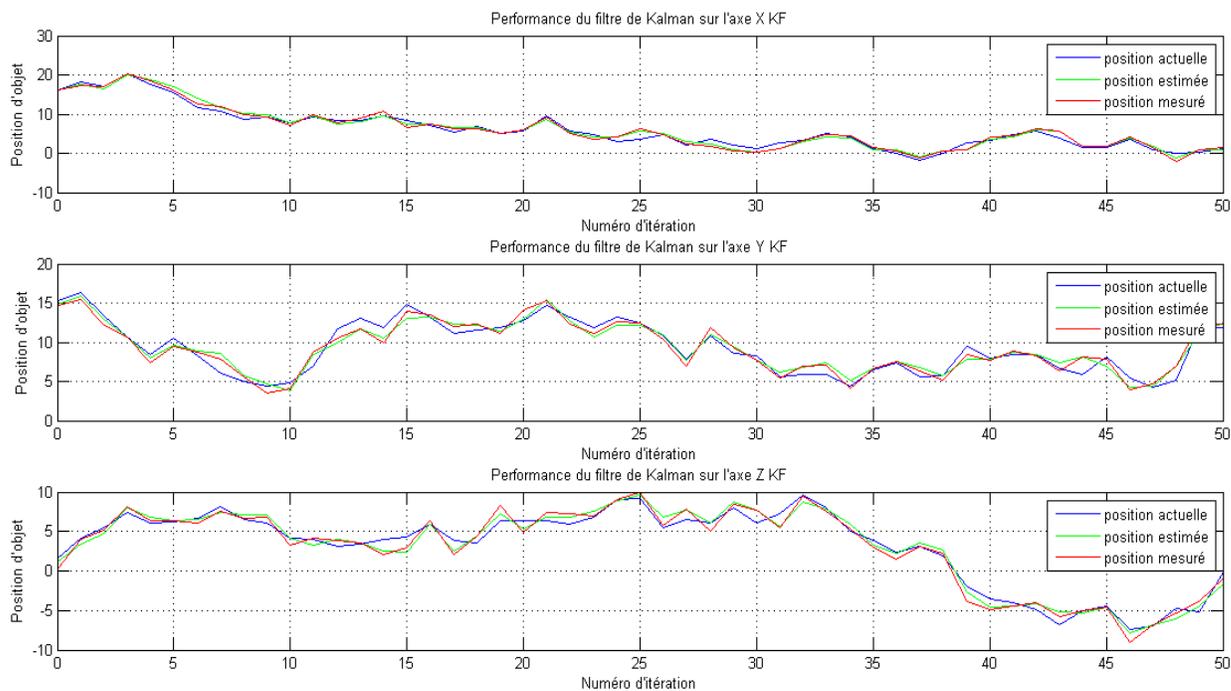


Figure IV. 9: La performance de KF avec erreur de covariance  $Q=0.16$  m, Gain  $K=0.8284$

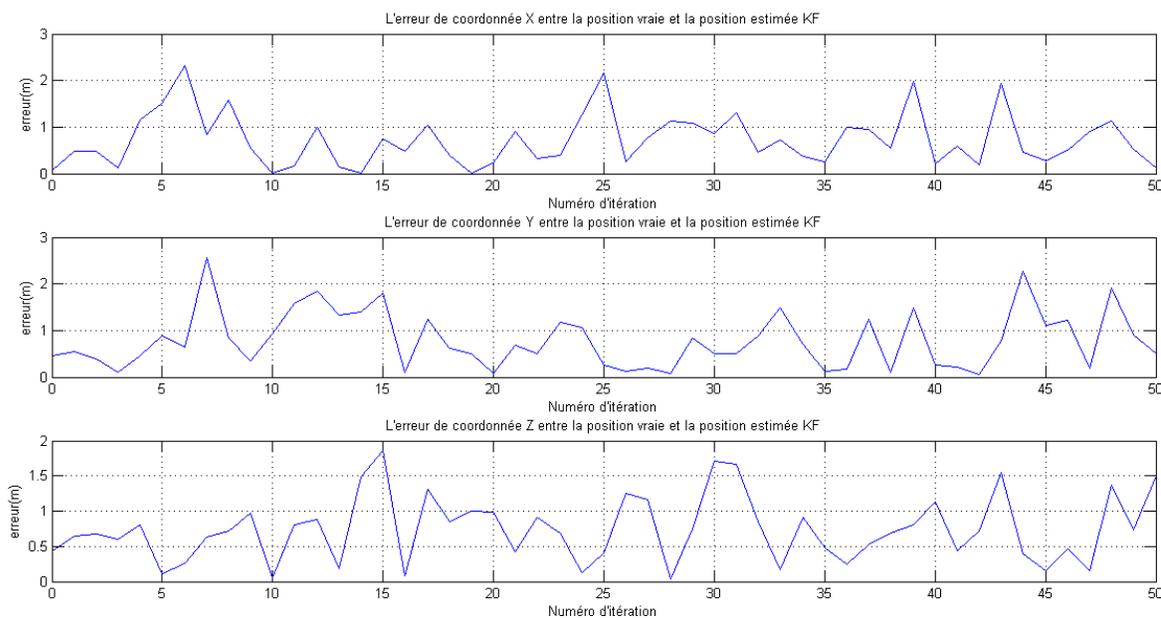


Figure IV. 10: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.16$  m, Gain  $K=0.8284$

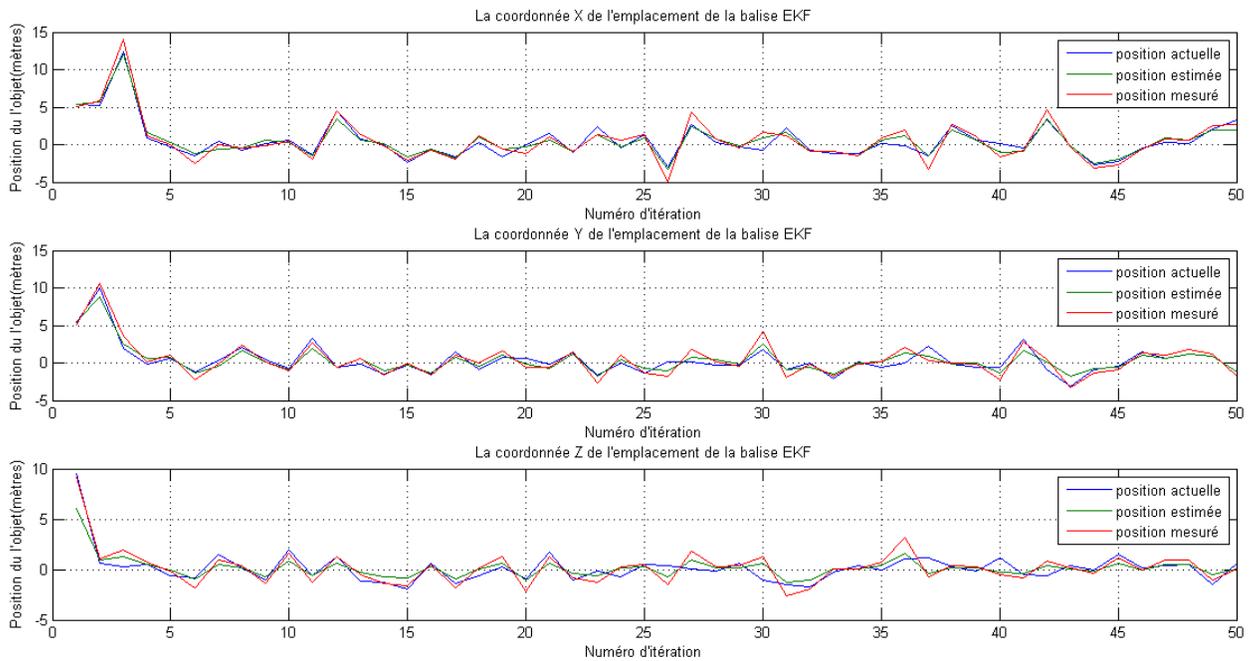


Figure IV. 11: Le Performance de EKF avec erreur de covariance  $Q=0.04$  m and Gain  $K=0.6180$

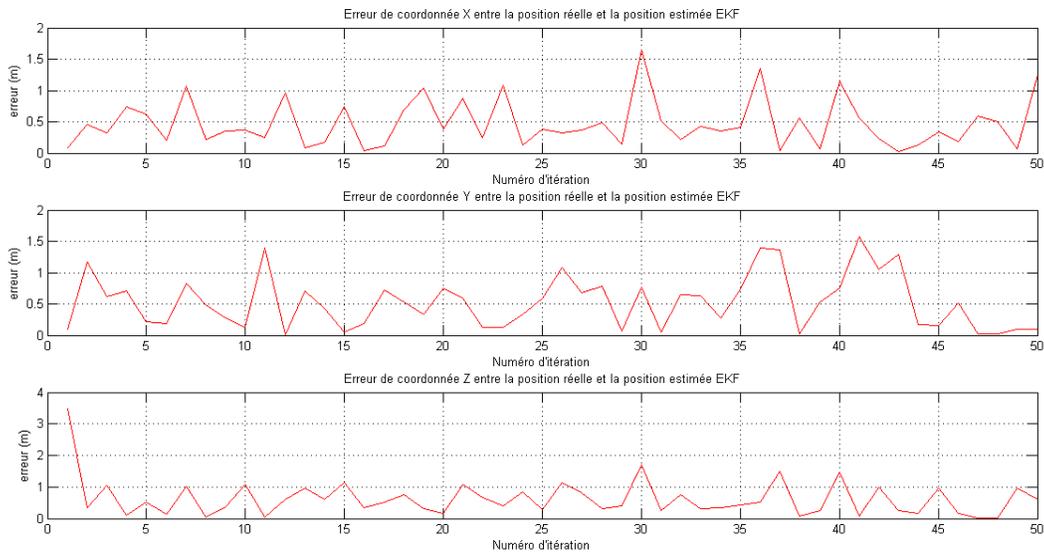


Figure IV. 12: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.04$  m and Gain  $K=0.6180$

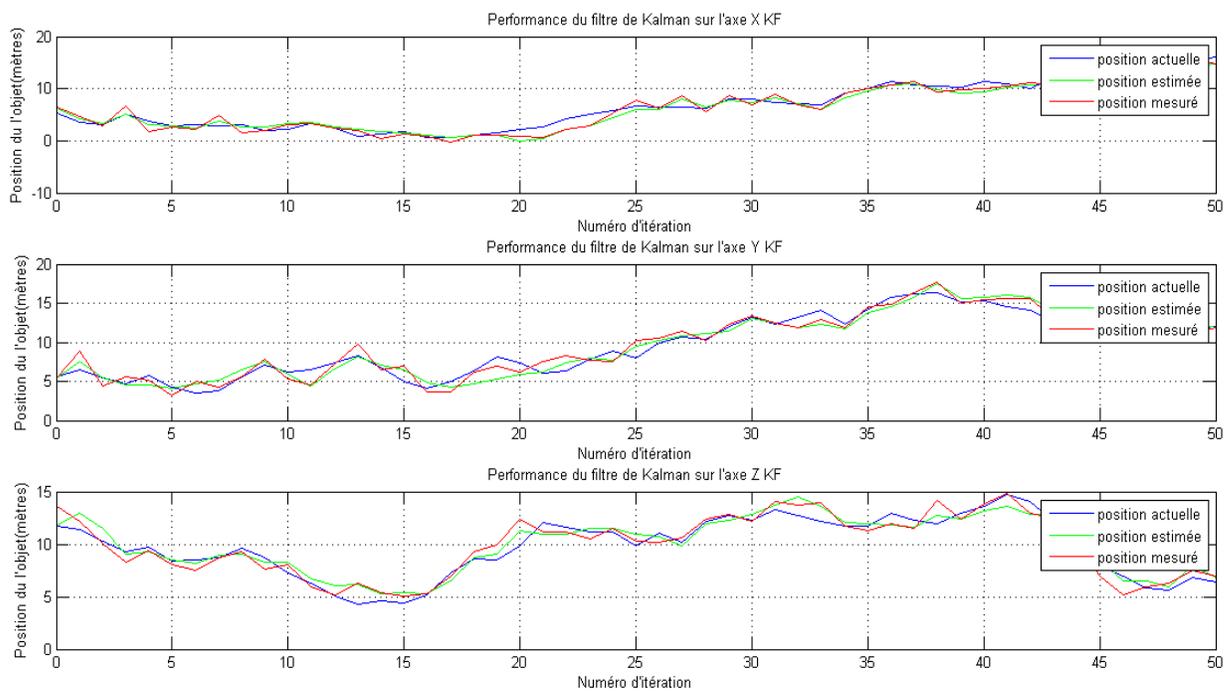


Figure IV. 13: La performance de KF avec erreur de covariance  $Q=0.04$  m and Gain  $K=0.6180$

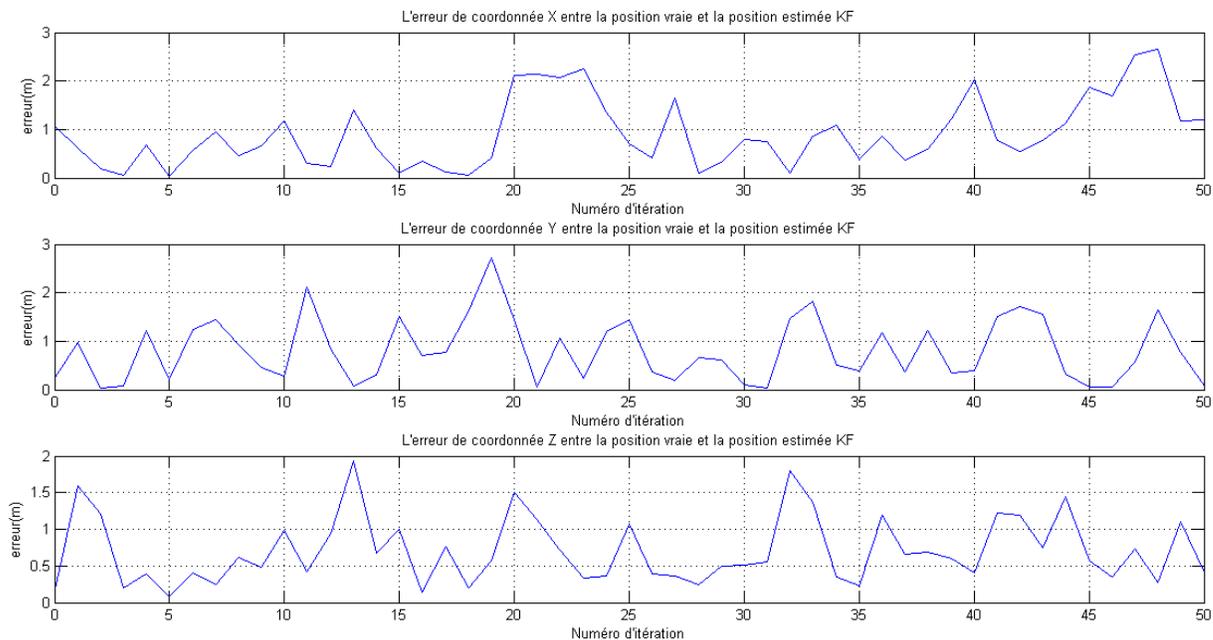


Figure IV. 14: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.04$  m and Gain  $K=0.6180$

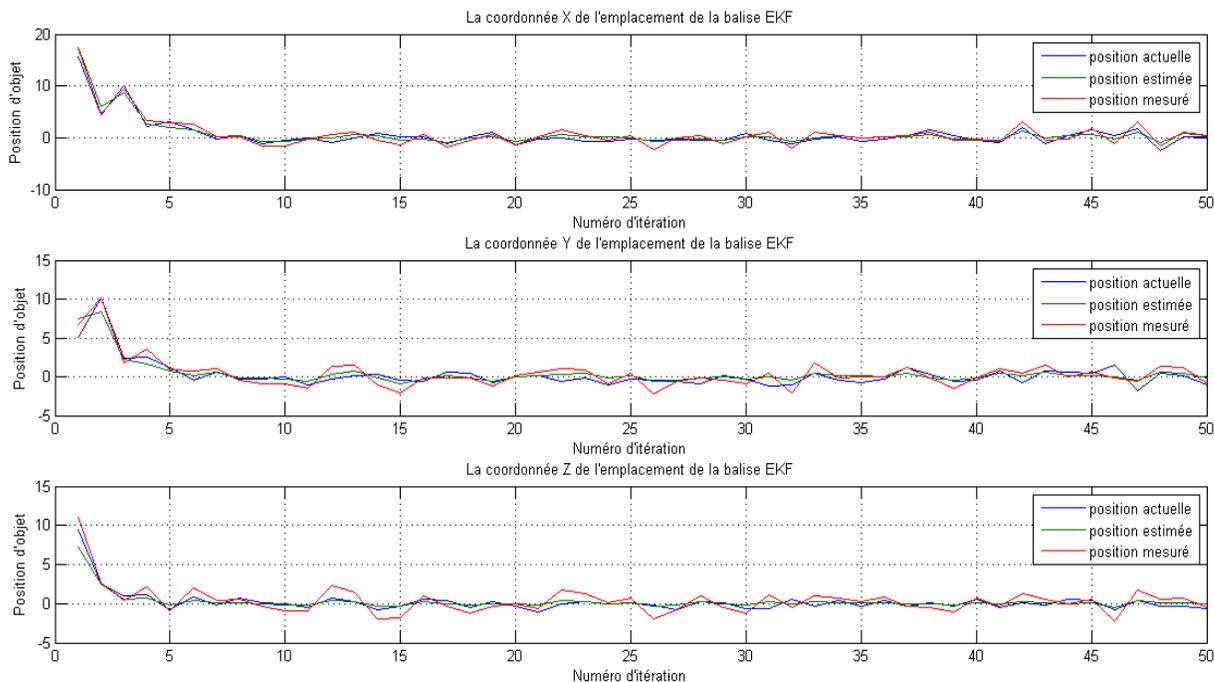


Figure IV. 15: La Performance de EKF avec erreur de covariance  $Q=0.01$  m and Gain  $K=0.3904$ .

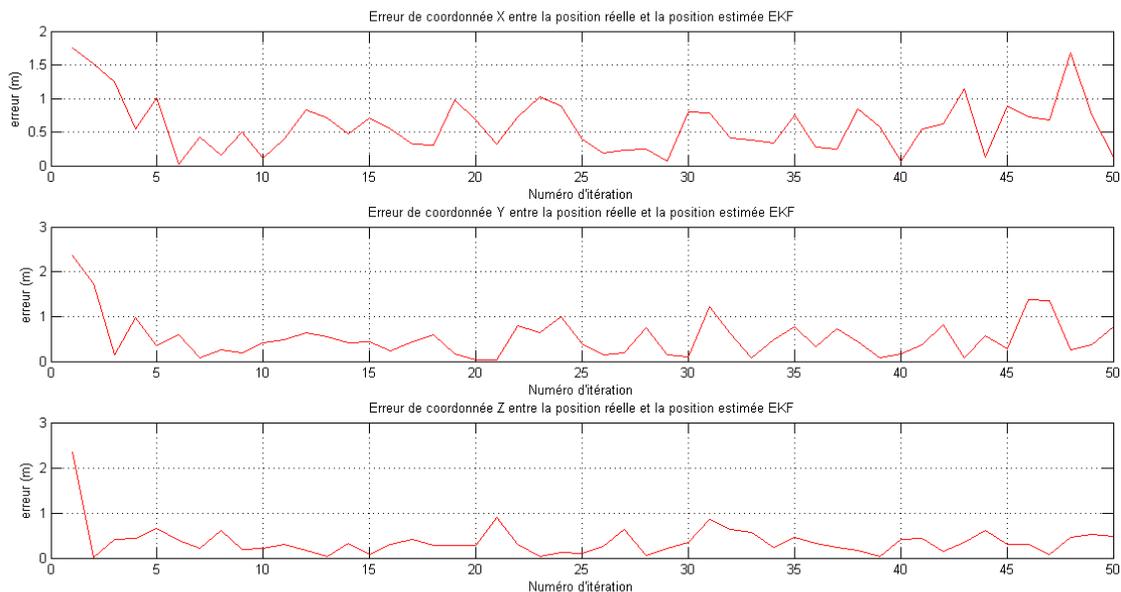


Figure IV. 16: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.01$  m and Gain  $K=0.3904$

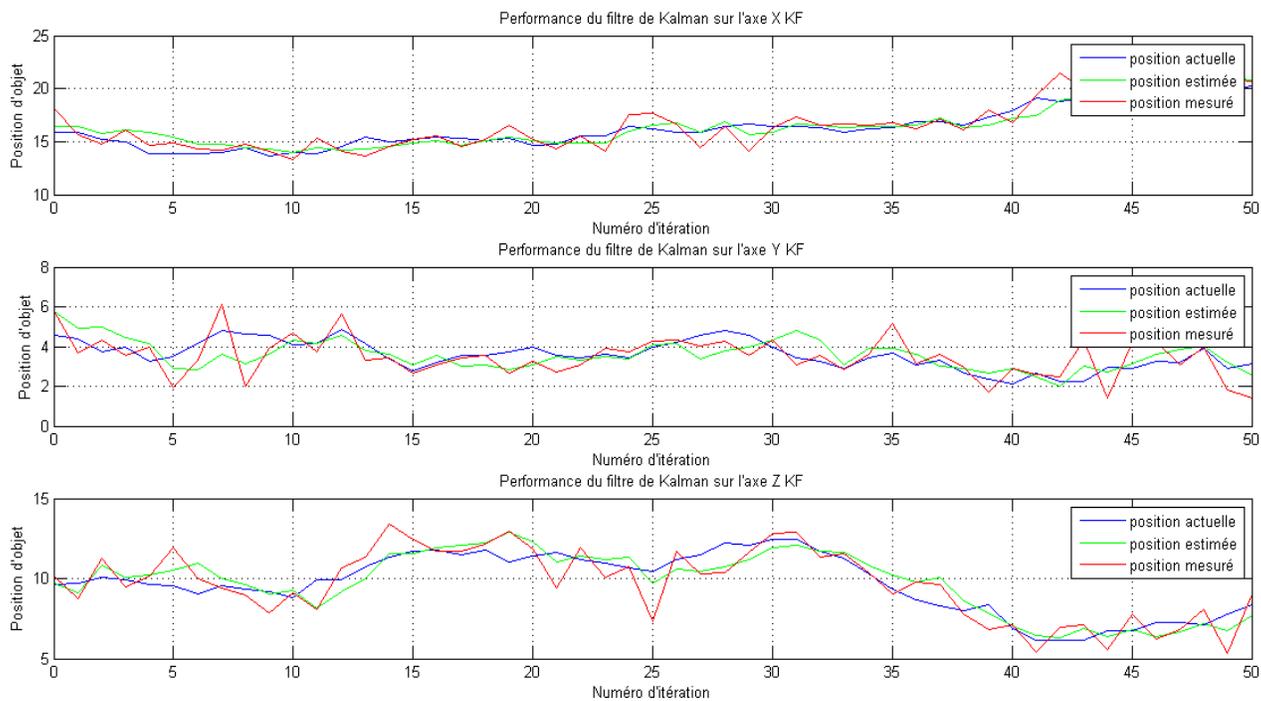


Figure IV. 17: La performance de KF avec erreur de covariance  $Q=0.01$  m and Gain  $K=0.3904$

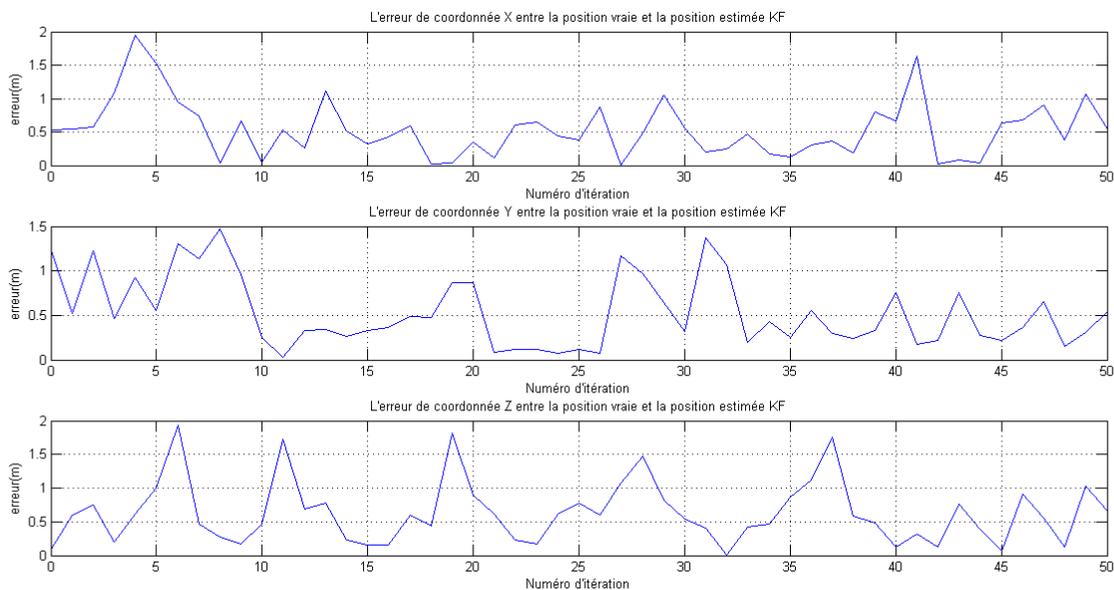


Figure IV. 18: la différence d'erreur entre la position actuelle et estimé avec une erreur de covariance  $Q=0.01$  m et Gain  $K=0.3904$

## IV.8 ANALYSE DES RÉSULTATS DE SIMULATION :

### IV.8.1 Analyse des résultats de simulation pour le canal de propagation :

Les résultats du modèle de canal NLOS des figures IV.1 et IV.2 montrent que dans un milieu intérieur (Indoor en anglais) n entre 4 et 6, l'environnement subit une perte de trajectoire importante et perturbations en raison de la valeur aléatoire du bruit. Ceci est le résultat d'une réflexion créée à partir de nombreuses sources telles que les surfaces au sol, les murs et les équipements d'usine. Le Tableau (IV.2) montre la perte de chemin du modèle de canal NLOS avec AWGN et du modèle de canal avec AWGN et  $\varepsilon$ .

| Exposant Perte de chemin (n) | Perte de trajet [dB]           |   |
|------------------------------|--------------------------------|---|
|                              | Modèle de canal NLOS avec AWGN | Modèle de canal NLOS avec AWGN et $\varepsilon$ |
| 4                            | 73                             | 65  |
| 5                            | 82                             | 78  |
| 6                            | 92                             | 96  |

Tableau IV. 2: Valeurs de perte de trajet [dB] pour un modèle de canal NLOS dans le milieu intérieur

### IV.8.2 Analyse des résultats de simulation pour l'algorithme de multilatération :

La limitation du système de communication et d'environnement de propagation a conduit à une moins de précision de la mesure de localisation TDOA [22]. L'algorithme est géométrique, ce qui signifie que la position actuelle (en sortie) de récepteur ne dépend pas de la position précédente de l'objet. L'erreur moyenne est calculée en comparant la position réelle avec la position estimée et la moyenne de la différence est calculée, ainsi que l'écart type. La figure IV.19 et le Tableau IV.3 montrent le résultat de la simulation de la position réelle de la balise et de sa position estimée équivalente réalisée sur cinq itérations en 3D. Il a été observé qu'il y a un petit écart entre les positions réelle et estimée (la position réelle de l'objet est indiquée par le carré bleu tandis que l'estimation est verte); ceci est décrit par les résultats de l'écart type.

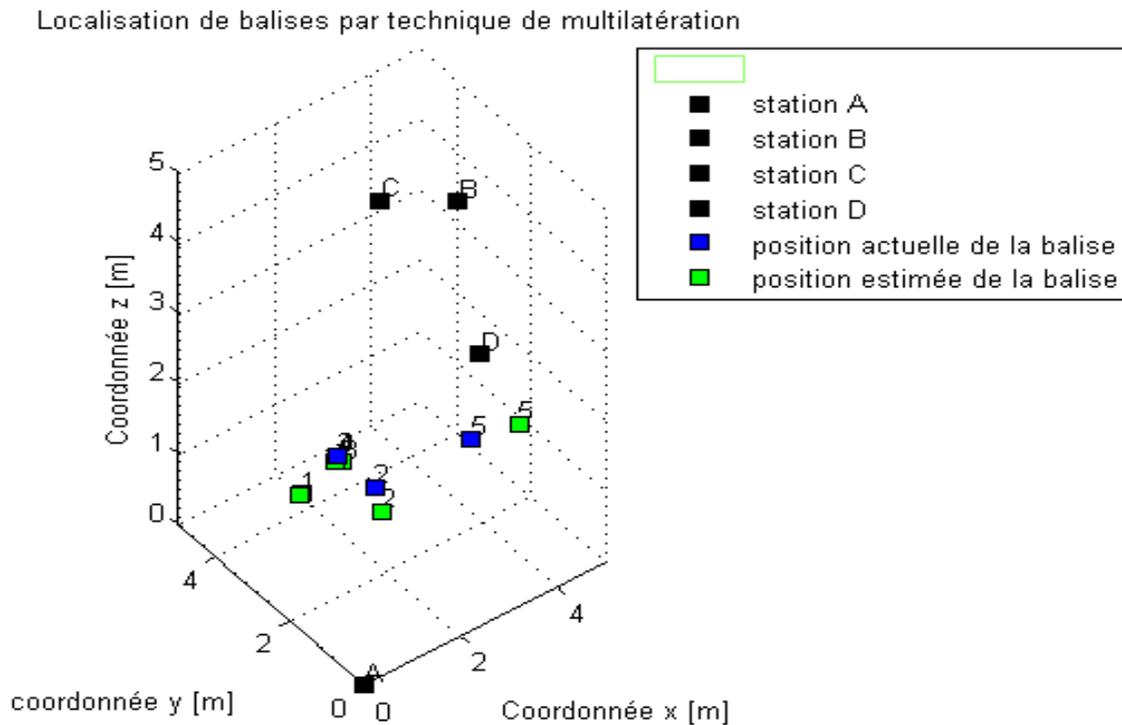


Figure IV. 19: Simulation de position d'un objet en 3 dimensions (5 itérations).

| La position réelle |   |   | La position d'objet estimé par LM [m] |        |        | Moyen d'erreur [m] | L'écart type [m] |
|--------------------|---|---|---------------------------------------|--------|--------|--------------------|------------------|
| x                  | Y | Z | X                                     | Y      | Z      |                    |                  |
| 3                  | 1 | 1 | 2.7769                                | 0.9158 | 0.8470 | -0.0116            | 0.0694           |
| 2                  | 1 | 1 | 1.9659                                | 0.9465 | 0.9328 | -0.0516            | 0.0166           |
| 2                  | 2 | 3 | 1.7992                                | 2.0200 | 2.8271 | -0.1180            | 0.1202           |
| 2                  | 1 | 2 | 2.1746                                | 0.9764 | 2.2592 | 0.1368             | 0.1451           |
| 2                  | 2 | 1 | 2.2420                                | 1.8473 | 1.2677 | 0.1190             | 0.2356           |

Tableau IV. 3: Valeur réelle et La position d'objet estimé par LM.

**IV.8.3 Analyse des résultats de simulation (EKF et KF) :**

Cette estimation du modèle a été réalisée dans un environnement bruyant. Le bruit dans le modèle prend en compte l'incertitude du modèle et les perturbations d'entrée. Par conséquent, plus le niveau de bruit est élevé, plus la perturbation de localisation d'objet est grande. Le bruit de mesure prend en compte le bruit des récepteurs et l'effet des matrices de covariance du bruit de mesure et du bruit de processus.

Les figures IV.7 à IV.18 illustrent les performances d'EKF par rapport à KF lorsque des modifications sont apportées au bruit de processus (Q) dans le système et le Tableau IV.4 indique l'erreur moyenne et l'erreur d'écart type à différents niveaux de Q dans les algorithmes EKF et KF. Il a été observé que dans un environnement plus bruyant (Q élevé), EKF suit plus précisément l'emplacement ou la position de la balise.

| Erreur De Covariance Q[m] | Gain de filtre kalman | Erreur De Covariance R[m] | Nombre des itérations | Les cordonne d'objet | Moyen d'erreur EKF [m] | L'écart type EKF[m] | Moyen d'erreur KF [m] | L'écart type KF[m] |
|---------------------------|-----------------------|---------------------------|-----------------------|----------------------|------------------------|---------------------|-----------------------|--------------------|
| 0.16                      | 0.8284                | 0.04                      | 50                    | X                    | 0.0313                 | 0.16                | -0.0773               | 0.22               |
|                           |                       |                           |                       | Y                    | 0.0116                 | 0.17                | -0.0589               | 0.21               |
|                           |                       |                           |                       | Z                    | 0.0247                 | 0.16                | 0.0386                | 0.23               |
| 0.04                      | 0.6180                |                           |                       | X                    | 0.0088                 | 0.15                | -0.0040               | 0.17               |
|                           |                       |                           |                       | Y                    | 0.0044                 | 0.15                | 0.0551                | 0.20               |
|                           |                       |                           |                       | Z                    | 0.0152                 | 0.14                | -0.0249               | 0.18               |
| 0.01                      | 0.3904                |                           |                       | X                    | 0.0470                 | 0.12                | 0.0963                | 0.13               |
|                           |                       |                           |                       | Y                    | 0.0465                 | 0.12                | -0.0144               | 0.13               |
|                           |                       |                           |                       | Z                    | 0.0209                 | 0.11                | -0.0116               | 0.15               |

*Tableau IV. 4: Erreur moyenne et écart-type entre la position réelle et estimée avec Les algorithmes EKF et KF*

## IV Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons fait l'implémentation et la simulation sur MATLAB du modèle de canal de propagation (NLOS) avec la technique de multilatération puis l'algorithme de filtre Kalman qui est présentés et décrites dans le chapitre précédent, les résultats du modèle de canal NLOS montrent que dans un milieu intérieur (Indoor en anglais), l'environnement subit une perte de trajectoire importante et perturbations en raison de la valeur aléatoire du bruit, Ceci est le résultat d'une réflexion crée à partir de nombreuses sources telles que les surfaces au sol, les murs et les équipements, La limitation du système de communication et de l'environnement de propagation à affecter à une moins de précision de la mesure de localisation TDOA.

Ensuite nous avons examiné la performance d'EKF par rapport à KF lorsque des modifications sont apportées au bruit de processus ( $Q$ ) dans le système. Il a été observé que dans un environnement plus bruyant ( $Q$  élevé), EKF suit plus précisément l'emplacement ou la position de la balise et nous avons montré qu'il y avait des différences significatives dans les résultats obtenus.

*Conclusion*

*Général*

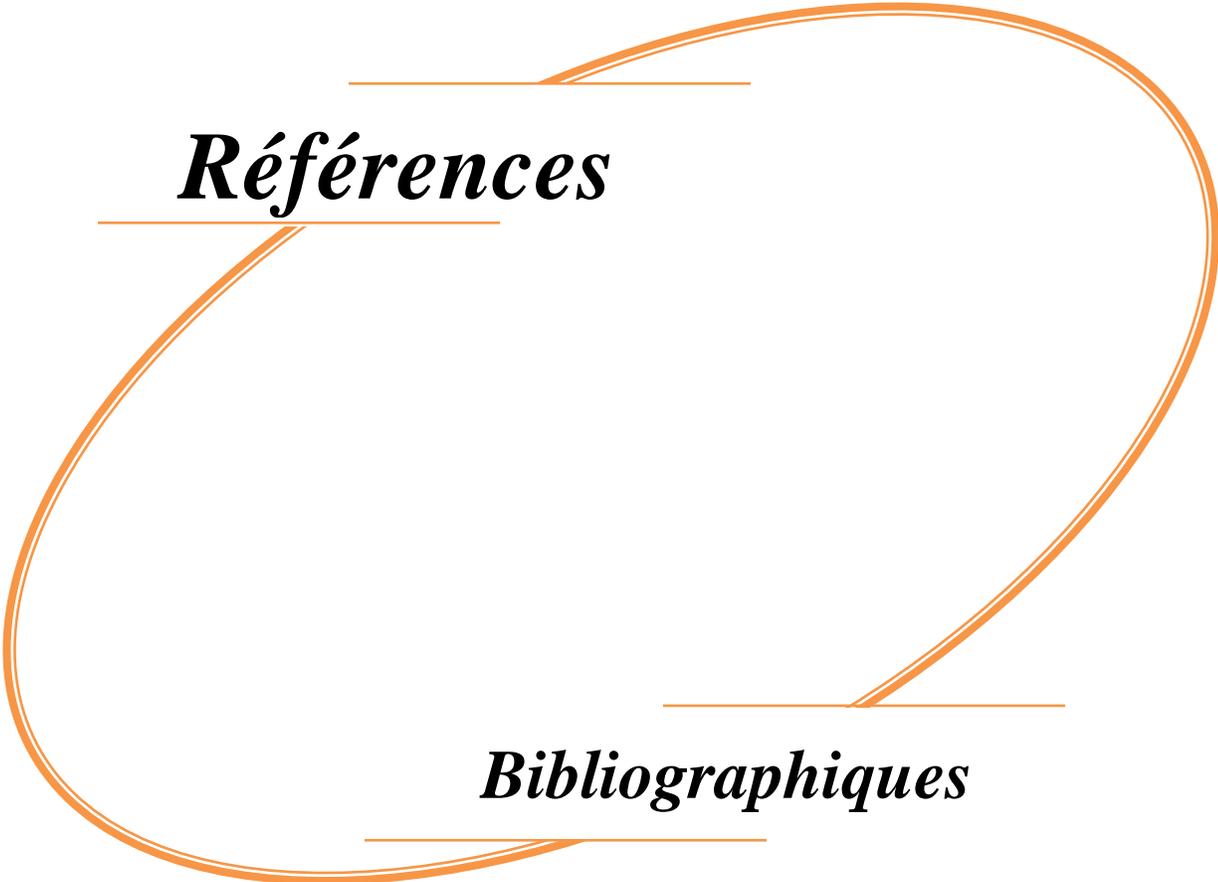
## ***Conclusion générale***

La technologie UWB localise la position d'un objet selon ces deux approches Géométrique et Statique et fournit des informations à l'utilisateur en temps réel. La distance estimée par Multilateration était corrompue par l'environnement bruyant mais elle était atténuée par le filtrage de Kalman. En raison des propriétés récursives de KF, connaissant les propriétés statistiques des données de localisation des objets, On peut réduire efficacement les erreurs NLOS, comme le permet le filtre de Kalman modifié appelé EKF. Lors du suivi de la position de la balise et il a été observé que EKF suit plus précisément la position de l'Objet. Par conséquent, les résultats de l'écart type pour EKF et KF avec une variation constante de Q et R montrent qu'EKF présente un écart inférieur par rapport à KF. Cette tâche a été abordée en modélisant, en implémentant et en simulant les algorithmes KF et EKF. Ces deux méthodes montrent que les performances de localisation et de réduction des erreurs dans un environnement NLOS sont optimisées par EKF.

En raison des difficultés présentés dont l'utilisation de l'algorithme de EKF tels que:

- La dérivation des matrices jacobéennes est importante ou significative dans la plupart des applications, cela conduit toujours des difficultés d'implémentation.
- La conversion de non linéaire en linéaire peut entraîner une instabilité du filtre.

Pour les travaux futurs, plusieurs Objets avec plusieurs balais pourraient être utilisés et une expérience physique devrait être menée pour étudier les hypothèses formulées dans le cadre de ce projet. Avec plusieurs accumulations des données comme (la vitesse et l'accélération) et pour améliorer les performances et la précision on doit bien calculer l'écart type R (STD).



*Références*

*Bibliographiques*

**Références & Bibliographiques**

- [1] S. Gezici, Zhi Tian, G. B. Giannakis, H. Kobayashi, A. F. Molisch, H. V. Poor, and Z. Sahinoglu, "Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor network," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, no. 4, pp. 70–84, Jul.2005.
  - [2] Electronic Communications Committee. Ecc decision of 24 March 2006 amended 6 July 2007 at Constanta on the harmonised conditions for devices using ultra-wideband (UWB) technology in bands below 10.6 GHz. Jul 2007, available at:  
<http://www.ero.dk/documentation/docs/doc98/official/Word/ECCDEC0604.DOC?frames=0>.
  - [3] ET Docket No. 98-153, "Revision of part 15 of the commission's rules regarding Ultra-Wideband transmission systems", Adopted February 14, 2002, Released April, 2002.
  - [4] A. Bla, H. Tliba, "Estimation du canal radio UWB en utilisation le récepteur rake", Université Echahid Hamma Lakhdar, El-Oued, Septembre 2015.
  - [5] S. Mebley Ekome, "Etude et conception d'une couche physique UWB-IR pour les réseaux BAN", Université Paris-Est, Novembre 2012.
  - [6] O. Pamos Sparrow, "Modélisation et Conception d'un Récepteur Non Cohérent Ultra Large Bande Pour les Communications ULB Radio Impulsionnelle dans la Bande de Fréquence 3- 5 GHz ", Université de Nice Sophia Antipolis, Novembre 2014.
  - [7] S. Gezici, Z. Tian, G. B. Giannakis, H. Kobayashi, A. F. Molisch, H. V. Poor, et Z. Sahinoglu, "Localization via ultra-wideband radios : a look at positioning aspects for future sensor networks", *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 22, no. 4, pp. 70–84, 2005.
  - [8] A. Bensky, *Wireless Positioning : Technologies and Applications*. Artech House, 2007.
  - [9] Kim, S. Lee and S. Park, "Effect of Collision on Movement Tracking using Active RFID Power Measurement," in 6th Annual IEEE Consumer Communication & Networking Conference, 2009, pp. 1-4.
  - [10] G Roussos, "Location Sensing Technologies and Applications," [www.jisc.ac.uk](http://www.jisc.ac.uk), p. 1-20, November 2002, [Online]. Available: [http://www.jisc.ac.uk/media/documents/techwatch/tsw\\_02-08.pdf](http://www.jisc.ac.uk/media/documents/techwatch/tsw_02-08.pdf) [Accessed: Feb. 10, 2010]
-

- [11] T. S. Rappaport, *Wireless Communication Principles and Practice*, 2nd ed. India: K. Asoke, 2008.
  - [12] P. STEFANUT. « Application des algorithmes des hautes résolutions à la localisation de mobiles le milieu confiné ». Thèse doctorat. Université des sciences et Technologies de Lille. Janvier 2010.
  - [13] J. MONTAVONT. « Gestion des déplacements des terminaux IPv6 mobiles assistée par géolocalisation ». Thèse Doctorat, Université Louis Pasteur, Décembre 2006.
  - [14] H. SEKANDARY. « La localisation mobile et ses applications ». Université de Friboury-suisse. juillet2008
  - [15] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," [www.cs.unc.edu](http://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf), July 2006. [Online]. Available: [http://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman\\_intro.pdf](http://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf) [Accessed: Nov. 3, 2009].
  - [16] M. Shahajahan and A. Q.M Abdulla, "Analysis of Propagation Models for WiMAX at 3.5GHz," M.S. thesis, Blekinge Institute of Technology, Blekinge, Karlskrona, 2009.
  - [17] K. S. Leong, M. Ling and P. H. Cole, "Positioning analysis of multiple antennas in a dense RFID reader environment," in *Proceedings of International Symposium on applications and the Internet workshops*, 2006, pp. 56-59.
  - [18] A. Ranganathan, "The Levenberg-Marquardt Algorithm" p. 1-5, June 2004. [Online]. Available: [www.ananth.in/docs/lmtut.pdf](http://www.ananth.in/docs/lmtut.pdf). [Accessed November 2, 2009].
  - [19] F. EVENNOU. « Techniques et technologies de localisation avancées pour terminaux mobiles dans les environnements indoor ». Thèse de doctorat. Université Joseph FOURIER. Janvier 2007.
  - [20] M.NAGIM. « Modélisation, estimation et filtrage optimal en traitement du signal ». Publication HERMES science Lavoisier, 2006.
  - [21] C. KERAMSI, T. POITEBOEUF, F.THOREY. « Les filtres de Kalman ». Mars 2011
  - [22] S.A Chakra, U.O Farrukh and G.B Amante, "Electrical model simulation for a UHF RFID system," in *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence, Communication System Networks*, 2009, pp. 155-159.
  - [23] D. M. Dobkin, "The RF in RFID," [www.enigmati-consulting.com](http://www.enigmati-consulting.com), Oct 2005. [Online], Available:[http://www.enigmaticconsulting.com/Communications\\_articles/RFID/RFID\\_frequencies.html](http://www.enigmaticconsulting.com/Communications_articles/RFID/RFID_frequencies.html), [Accessed: Feb. 7, 2010].
  - [W1] <http://www.ferdinondpiette.com/bloq/20011/04/le-filtre-de-Kalman-de-lestimateur-optimalfiltre-deKalman/>
-