

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOUHAND OULHADJ-BOUIRA



Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées
Département : Génie Electrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

AMMOUCHE Amina

MOUMOU Dyhia

En vue de l'obtention du diplôme de **Master 02** en :

Filière : Télécommunication

Option : Systèmes des Télécommunications

Thème :

**Localisation d'une station mobile par le filtre Kalman et
l'intersection de la covariance**

Devant le jury composé de :

Mr.BNEGHANIA Hadj Abdelkader	MAA	UAMOB	Président
Mr.MEDJEDOUB Smail	MAA	UAMOB	Encadreur
Mr.SAIDI Mohamed	MAA	UAMOB	Examineur
Mlle.DJELLID Asma	MCB	UAMOB	Examinatrice

Année Universitaire 2018/2019

Remerciements

Ce travail a été effectué au sein du Département des sciences et sciences appliquées de l'Université de Bouira.

*Nous tenons à remercier, en premier lieu, Dr.MEDJEDOUB Smail
Directeurs de ce mémoire qui a bien voulu nous encadrer pour
l'élaboration et le suivi de notre mémoire de master*

*Nous remercions également messieurs les membres du jury pour la
caution qu'ils ont bien voulu apporter à ce travail. Nous adressons nos
remerciement et gratitude aux :*

Dr.BENGHANI d'être président du jury de ce mémoire.

Dr.SAIDI et Dr.DJELLID d'être examinateur de ce travail

*Enfin, j'associe à ces remerciements tous ceux qui ont contribué à
réaliser ce travail.*

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents en témoignage de leur amour, en qui je porte un grand respect et une profonde et éternelle gratitude. Ainsi, j'exprime ma reconnaissance pour leur soutien, leurs sacrifices et leurs encouragements tout au long de mes études, et que ce travail soit pour eux un faible témoignage de ma profonde affection et tendresse.

A ma sœur et mes frères,

A mes amis qui ont toujours été là quand j'ai eu besoin d'eux,

A mes professeurs à qui je suis très reconnaissante

A tous ceux que je n'ai pas cité et qui sont dans mon cœur

Amina

Dédicace

A mes parents :

Grâce à leurs tendres encouragements et leurs grands sacrifices, ils ont pu créer le climat affectueux et propice à la poursuite de mes études. Aucune dédicace ne pourrait exprimer mon respect, ma considération et mes profonds sentiments envers eux. Je prie le bon Dieu de les bénir, en espérant qu'ils seront toujours fiers de moi.

A mes sœurs et à mes frères

A ma famille :

Ils vont trouver ici l'expression de mes sentiments de respect et de reconnaissance pour le soutien qu'ils n'ont cessé de me porter.

A tous mes professeurs :

Leur générosité et leur soutien m'oblige de leurs témoigner mon profond respect et ma loyale considération.

A tous mes amis et mes collègues

Ils vont trouver ici le témoignage d'une fidélité et d'une amitié infinie.

Dyhia

Table des matières

Table de matière.....	I
Liste des figures.....	II
Liste des tableaux.....	V
Liste des abréviations.....	VI
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 :La localisation dans les réseaux sans fils	
1.1 Introduction	3
1.2. Définition et intérêt de localisation.....	3
1.3 Architecture d'un système de positionnement	3
1.4. Les moyens de localisation actuels à grande échelle	4
1.4.1. Les systèmes de localisation satellitaires	4
1.4.1.1. Le système de navigation GPS	5
1.4.1.2. Composition du GPS	6
1.4.1.3. Fonctionnement du système GPS.....	6
1.4.1.4. Les avantages et les inconvénients du GPS	7
1.4.2. Les systèmes de localisation par réseau GSM.....	7
1.4.2.1. Réseaux GSM.....	7
1.4.2.2. Architecture du réseau GSM.....	7
1.4.2.3. La Localisation par réseau GSM.....	9
1.4.2.3.1. Les Techniques de localisation dans le réseau cellulaire GSM :.....	9
1.4.3. La localisation par adresse IP.....	13
1.4.4. La localisation par wifi	13
1.4.4.1. Principe de fonctionnement	13
1.5. Les algorithmes	13
1.5.1. Algorithmes pour le scénario LOS	14
1.5.1.1. La triangulation	14

1.5.1.2. La trilateration	14
1.5.1.3. La multilateration	15
1.5.2. Algorithmes de localisation en scénario NLOS.....	16
1.5. Les avantages et les inconvénients des systèmes de localisation.....	17
1.7. Les services de la localisation	18
1.8. Conclusion.....	19
 Chapitre 2 : la fusion de donnée par l'intersection de la covariance	
2.1. Introduction	20
2.2.1. Définition	20
2.2.2. Les niveaux de la fusion de données.....	21
2.2.3. L'architecture de fusion de données	22
2.2.3.1. Fusion centralisée	22
2.2.3.2. Fusion distribuée	23
2.2.3.3. Fusion hybride.....	24
2.2.4 Etapes de fusion de données.....	24
2.3. Etude de filtre kalman	25
2.3.1. Mise en œuvre du filtre kalman	25
2.3.2. Modélisation du filtrage de kalman	26
2.3.3. Déroulement du filtrage de Kalman.....	27
2.3.4. Extension du filtre de Kalman aux systèmes non linéaires.....	29
2.3.4.1. Filtre de Kalman étendu EKF.....	29
2.4. L'intersection et la covariance	31
2.4.1. Filtrage décentralisé	31
2.4.2. Intersection de covariance.....	32
2.5. L'optimisation par Essaim Particulaire PSO	33
2.5.1. Description de la méthode	33

2.5.2. Algorithme de la méthode PSO	35
2.6. Conclusion	36
Chapitre 3 :Résultats de simulation	
3.1. Introduction	37
3.2. Modèle de mesure	37
3.2.1. Modèle du système.....	38
3.3. Les étapes de simulation	40
3.4. Détection LOS/NLOS	41
3.5. Calcul de la position de mobile dans le plan (x, y)	41
3.6. Les résultats de simulation	45
3.6.1. Estimation de la distance par la fusion de données à base de l'intersection de la covariance	48
3.6.2. Estimation de la position d'une station mobile dans le plan (x,y)	51
3.7. Conclusion.....	53
Conclusion générale	55
Bibliographie	56

La liste des figures et tableaux

Figure 1. 1 : Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement	4
Figure 1. 2 : Les satellites du système de navigation GPS.	5
Figure 1. 3 : Les segments du système GPS	6
Figure 1. 4 : Architecture du réseau GSM	8
Figure 1. 5 : Identifiant de cellule Cell-ID	9
Figure 1. 6 : Localisation par AOA	10
Figure 1. 7 : Localisation par TOA.	11
Figure 1. 8 : Localisation par TDOA	11
Figure 1. 9 : La puissance du Signal.	12
Figure 1. 10 : Le principe de triangulation	14
Figure 1. 11 : Le principe de trilatération	15
Figure 1. 12 : Le principe de multilatération.....	16
Figure 2. 1 : Les différents niveaux de la fusion de données.....	22
Figure 2.2 : Architectures de fusion de données à traitement centralisé	23
Figure 2. 3 : Architectures de fusion de données de traitement décentralisé.	23
Figure 2. 4 : Architecture de fusion de données de traitement hiérarchique	24
Figure 2. 5 : Représentation de processus de la fusion	25
Figure 2. 6 : Le principe de fonctionnement de filtre kalman.....	26
Figure 2. 7 : Filtrage décentralisé	31
Figure 2. 8 : Déplacement d'une particule	35
Figure 2. 9 : Organigramme général de la méthode PSO	36
Figure 3. 1 : Environnement de propagation dans une région urbaine	37
Figure 3. 2 : Schéma fonctionnelle de la méthodologie générale.	40
Figure 3. 3 : Architecteur de l'estimateur à base du filtrage décentralise pour la localisation d'une MS.....	44
Figure 3. 4 : La distance réelle (d_k) et la distance mesurée (r_k).	45
Figure 3. 5 : La puissance mesurée par la méthode RSS.	45
Figure 3. 6 : Estimation de la position de MS par KF à base de mesures du TOA.....	46
Figure 3. 7 : L'erreur d'estimation par TOA	46
Figure 3. 8 : Estimation de la position MS par EKF à base de mesures du RSS.	47
Figure 3. 9 : L'erreur d'estimation par RSS	47
Figure 3. 10 : Estimation par l'intersection de covariance.....	48
Figure 3. 11 : L'erreur d'estimation par l'intersection de la covariance.....	49
Figure 3. 12 : La fonction CDF des erreurs d'estimation pour CI et TOA et RSS.....	50
Figure 3. 13 : L'estimation de la position MS par CI dans le plan (x,y).....	51
Figure 3. 14 : L'erreur d'estimation de la position MS par CI dans le plan (x, y).....	52
Figure 3. 15 : La fonction CDF des erreurs d'estimation dans le plan (x,y).....	53
Tableau 1.1 : Les avantages et les inconvénients de chaque système de localisation.....	19

La liste des abréviations

AOA	Angle Of Arrival
AUC	Authentication Center
AWGN	Additive white Gaussian noise
BSC	Base Station Controllers
BTS	Base Transceiver Stations
BSS	Base station sub-system
CI	covariance intersection
Cell ID	Cellule Identification
EIR	Equipment Identity Register
EKF	Extended Kalman Filter
GNSS	Global Navigation Satellites System
GPS	Global Positioning System
GSM	Global System for Mobile Communications
GMSC	mobile service entrance switch
HLR	Home Location Register
IANA	internet assigned number authority
IP	Internet Protocol
JDL	Joint Directors of Laboratories
KF	Kalman filter
LOS	Line of Sight
MAC	Medium access control
MS	Mobile Station
MSC	Mobile services Switching Centers
NLOS	Non Line of Sight
NSS	Network Sub-system
PSO	particle swarm optimization
OMC-R	Operations and Maintenance Center Radio
OMC-S	Operations and Maintenance Center Switch
OEP	Optimisation par essaim particule
RSS	Received Signal Strength
RTCP	public switched telephone network.
TDOA	Time Difference of Arrival
TOA	Time Of Arrival
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
UWB	Ultra Wide Band
VLR	Visitor Location Register

Wi-Fi	Wireless Fidelity
WAPN	Wireless Application Protocol Network
WLN	Wireless Local Area Network

Introduction générale

La localisation est un domaine scientifique de haute technologie, qui existe depuis longtemps. Elle a été développée et elle se développe continuellement pour mieux répondre aux besoins en informations dans des plusieurs domaines.

Aujourd'hui elle est devenue un des dispositifs les plus importants des systèmes de communication. Depuis, de nombreuses techniques ont été développées à des fins de localisation, soit des objets ou des personnes sur un plan ou une carte à l'aide des coordonnées géographiques. Cependant, ces positions sont obtenues à l'aide de différentes technologies comme des systèmes satellitaires ou par navigation GPS ou encore par des systèmes basés sur les réseaux sans fils tels que les réseaux cellulaires en particulier le GSM et l'UMTS, les réseaux locaux sans fil WLAN comme le Wifi ainsi que les réseaux personnels sans fil WPAN comme l'UWB, sont quelques unes des technologies qui sont devenues indispensables dans la vie quotidienne de l'être humain.

Les méthodes fondamentales utilisées pour localiser un terminal dans les réseaux cellulaires sont: Le temps d'arrivé (Time Of Arrival: TOA), le temps de différence d'arrivé (Time Difference Of Arrival: TDOA), l'angle d'arrivée (Angles Of Arrival: AOA), la puissance de signal reçu (Received Signal Strength:RSS). Généralement les méthodes de localisation basées sur les mesures de TOA, TDOA ou AOA fournissent une bonne estimation de la position du mobile.

Dans le cas où le mobile se déplace, l'information sur sa position doit être mise à jour régulièrement. Les performances de localisation peuvent être améliorées en utilisant les techniques de poursuite telles que celles basées sur le filtre de Kalman.

L'environnement sans fil est souvent bruité ce qui impose des problèmes d'erreurs pour une estimation précise de la position d'un mobile. Pour résoudre ce problème la technique de fusion de données par l'intersection de la covariance a été suggérée en tant que technique prometteuse pour l'amélioration de la précision d'estimation de la position.

La localisation d'une station mobile basée sur le filtre de kalman et l'intersection de la covariance fait l'objet principal de notre travail, et pour cela notre présente étude est répartie en trois chapitres :

Le premier chapitre définit les principales technologies de localisation comme le système GPS, la localisation par GSM, on décrit les techniques et les méthodes de base utilisées pour la localisation d'un mobile, avec leurs avantages et inconvénients respectifs sont discutés.

Introduction générale

Le deuxième chapitre, est dédié à la présentation des notions de base de fusion de données avec les niveaux ainsi les étapes de fusion de données. Nous allons présenter aussi les outils par lesquels la fusion de données a été élaborée à savoir, le filtre de Kalman, l'algorithme d'optimisation PSO et l'intersection de la covariance.

Dans Le troisième chapitre, nous allons présenter et discuter les résultats de simulation.

Enfin, nous terminerons avec une conclusion générale sur le travail réalisé.

Chapitre 1 : la localisation dans les réseaux sans fils

1.1 Introduction

Plusieurs types de technologies de localisation ont été apparus et développés pour satisfaire les besoins des utilisateurs, comme le système Figure 1. 1 satellitaires ou par navigation GPS, les systèmes basés sur les réseaux sans fils comme les réseaux cellulaires, en particulier le GSM, les réseaux WLAN comme le Wifi ainsi que les réseaux WPAN comme l'UWB et le Bluetooth...etc.

Certaines technologies fonctionnent seulement dans un environnement à ciel ouvert (à l'extérieur des bâtiments) tel que le système GPS car ces différents éléments (satellites et terminal) nécessitent d'être en visibilité directe, cet inconvénient a permis l'évolution d'autres technologies, comme les réseaux cellulaire(GSM et L'UMTS), les réseaux WLAN(wifi) qui fonctionnent dans des environnements non couvert ou mal couvert par le GPS comme les environnements urbains et indoor grâce à leur capacité de traverser les obstacles.

Dans ce chapitre nous allons présenter les différents systèmes de localisation, les différentes techniques de localisation (AOA, TOA, TDOA et RSS) et les méthodes de base de localisation les plus connues qui sont la triangulation et la trilateration.

1.2. Définition et intérêt de localisation

La localisation est une technique qui permet de déterminer d'une façon plus ou moins précise la position d'un objet mobile ou non (une personne, une information, ...), sur un plan ou une carte à l'aide de coordonnées géographiques.

Cette technique est réalisée par un terminal capable d'être localisé (grâce à un récepteur GPS ou à d'autres techniques) et de publier (en temps réel ou de façon différée) ses coordonnées géographiques (latitude, longitude, altitude).

Plusieurs domaines commencent à tirer profit de cette technologie comme dans le domaine médical, la navigation, les services de secours...etc.

1.3. Architecture d'un système de positionnement

Le schéma ci-dessous représente des blocs fonctionnels d'un système de positionnement. Il se compose : d'un certain nombre de dispositifs de détection, d'un algorithme de positionnement et d'un système d'affichage.

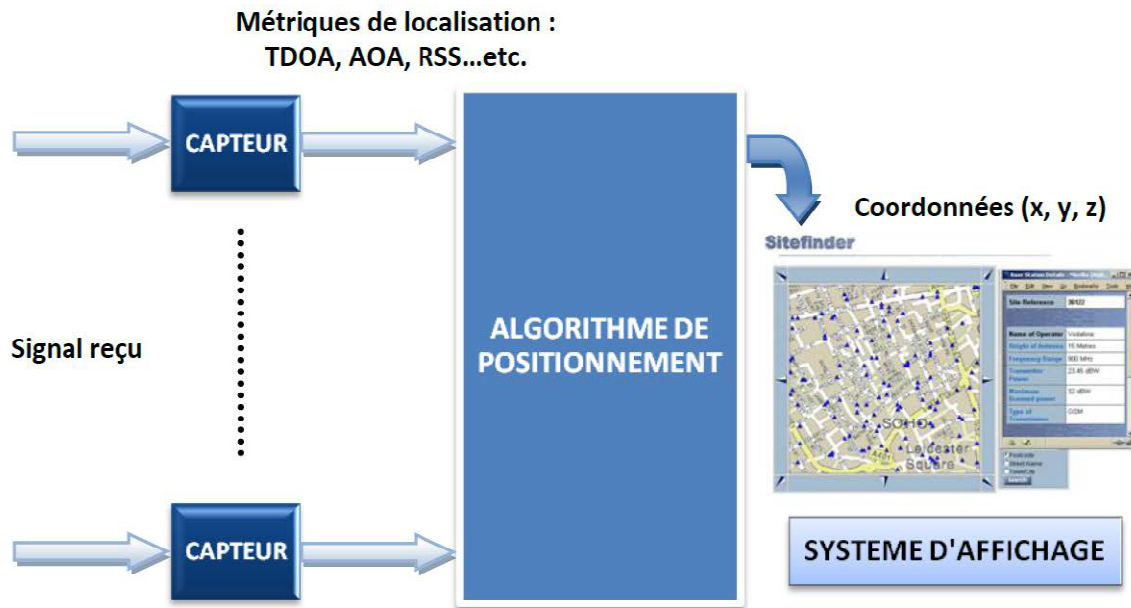


Figure 1. 1: Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement [1].

En utilisant les différentes technologies de détection (radio, infrarouge, ou ultrason...etc.), les capteurs détectent les signaux reçus par des points de référence, de positions connues. Le signal reçu en métrique de positionnement est converti par la technique de détection telles que : TOA, AOA, TDOA ou RSS. Etant donné un ensemble de points de référence connus, une position relative de la station mobile peut être dérivée grâce à ces métriques.

Ensuite, en utilisant les différentes approches, l'algorithme de positionnement traite la métrique et estime la position du mobile. Finalement, le système d'affichage convertit les informations sur la position en format approprié pour l'utilisateur. Le succès et la croissance de cette technologie exigent un cadre général, pour la conception de système de positionnement et l'évaluation des performances. Les systèmes de positionnement se caractérisent par quatre critères de choix qui sont : la performance, le coût, la complexité, la sécurité, et les besoins de l'application [1].

1.4. Les moyens de localisation actuels à grande échelle

Depuis quelques années, plusieurs systèmes de positionnement ont vu le jour. Dans cette section, nous allons détailler certains systèmes les plus efficaces.

1.4.1. Les systèmes de localisation satellitaires

Les systèmes de localisation satellitaires basés sur des signaux émis par des satellites en orbite autour de la terre et fournissant une couverture mondiale. Ils permettent de fournir, en tout lieu de la surface terrestre, tout le temps et par tous les temps, les deux informations suivantes :

- Une localisation du récepteur en longitude, latitude et altitude.

– La date et l’heure.

Cette localisation et cette date sont déterminées à partir des signaux émis par satellites des constellations des différents systèmes de positionnement par satellites.

Les systèmes de positionnement par satellites sont désignés par le terme GNSS pour Global Navigation Satellites System. Ce terme recouvre trois services mondiaux de positionnement par satellite en service ou en développement:

- Le GPS, dispositif américain mis en service depuis 1978 et graduellement amélioré, par le département de la défense des Etats-Unis et peut être utilisé aussi bien par les militaires que par les civils.
- GLONASS, dispositif militaire russe mis en service en 1982.
- GALILEO, dispositif civil européen mis en service en 2011, et devant être 100% opérationnel en 2019[2].

1. 4.1.1. Le système de navigation GPS

Le GPS est un système de navigation et de positionnement à base de satellites, destiné à fournir instantanément des informations de position, de vitesse et de temps n’importe quelle heure et n’importe quel endroit sur terre et par n’importe quelles conditions météorologiques avec une précision qui va d’une centaine de mètres à quelques mètres. L’avantage principal de cette méthode est la largeur de sa couverture qui enveloppe tout le globe terrestre. Cependant cette méthode ne fonctionne qu’à l’extérieur.



Figure 1.2 : Les satellites du système de navigation GPS [3].

1.4.1.2. Composition du GPS

Il est composé de trois segments principaux :

1. Le segment de contrôle constitué de cinq stations terrestres, elles reçoivent des informations fournies par les satellites, il assure le contrôle et la synchronisation entre les satellites.
2. Le segment spatial constitué d'une constellation de satellites placés en orbites quasiment circulaires.
3. Le segment utilisateur constitué par l'ensemble des récepteurs.

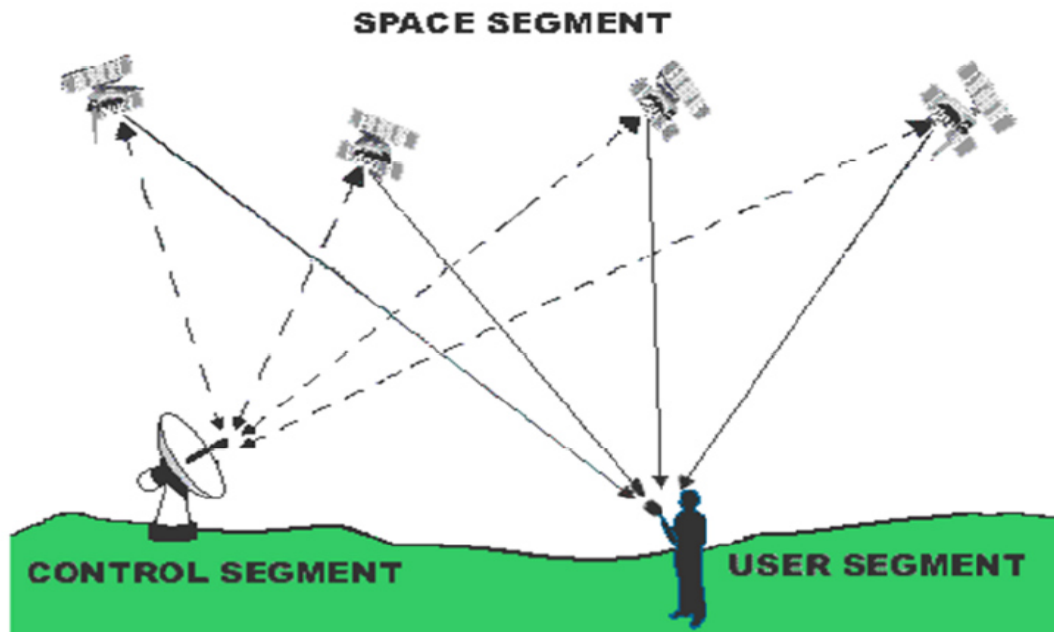


Figure 1. 3: Les segments du système GPS [4].

1.4.1.3. Fonctionnement du système GPS

Les quatre étapes suivantes expliquent le fonctionnement d'un GPS:

1. Les satellites envoient des signaux à des intervalles de temps réguliers. Chacun de ces signaux contient les informations suivantes : un code permettant d'identifier le satellite, l'instant "t" auquel le signal est transmis, sa hauteur et sa position par rapport aux coordonnées géographiques terrestres.
2. Le récepteur GPS reçoit ces ondes radios et utilise les informations contenues dans les signaux.
3. En mesurant la distance qui le sépare du satellite, le récepteur peut calculer sa position : latitude, longitude, altitude. Avec les signaux de trois satellites, il calcule la latitude et la longitude. Avec les signaux de quatre, on obtient l'altitude. Il est à signaler qu'à tout moment, chaque point de la terre est couvert par quatre satellites et que plus le récepteur reçoit des signaux, plus sa précision de calcul est importante.
4. Le satellite renvoie sa position théorique à la station de contrôle, qui calcule alors l'erreur de position commise par ce dernier afin de lui renvoyer la valeur de cette erreur [5].

1.4.1.4. Les avantages et les inconvénients du GPS

➤ **Les avantages**

- Le GPS permet de déterminer la position d'une cible n'importe où dans le globe et cela d'une manière très précise.
- L'utilisation du système est gratuite: seul l'achat du récepteur GPS.
- Conditions opérationnelles: le système marche jour et nuit et n'a pas besoin de conditions spéciales telles que support, orientation ou température.

➤ **Les inconvénients**

- L'incapacité de déterminer la position d'une cible située en intérieur (dans un immeuble par exemple) car la localisation par satellite ne fonctionne que lorsqu'un contact direct peut être établi entre le satellite et le récepteur.
- Le segment de contrôle qui analyse l'ensemble des signaux destinés aux utilisateurs détecte un dysfonctionnement avec un délai de 15 à 20 minutes. Cet inconvénient limite l'utilisation du GPS dans certain secteur. [6]

1.4.2. Les systèmes de localisation par réseau GSM

L'apparition des réseaux cellulaires a été exploitée dans la localisation qui a permis d'obtenir une estimation de la position des équipements mobiles, nous allons donc donner un aperçu de ce réseau.

1.4.2.1. Réseaux GSM

Le réseau GSM (Global System Mobiles) est un système entièrement numérique, c'est un moyen de communication sans fil qui fonctionne par transmission d'ondes entre une base relais et le téléphone portable de l'utilisateur, couvrant une zone de plusieurs kilomètres [5].

1.4.2.2. Architecture du réseau GSM

Le réseau GSM est composé de quatre sous-ensembles :

- La station mobile (MS)
- Le sous-système radio (BSS)
- Le sous-système d'acheminement (NSS)
- Le sous-système d'exploitation et de maintenance (OSS)

La figure suivante nous présente l'architecture d'un réseau GSM :

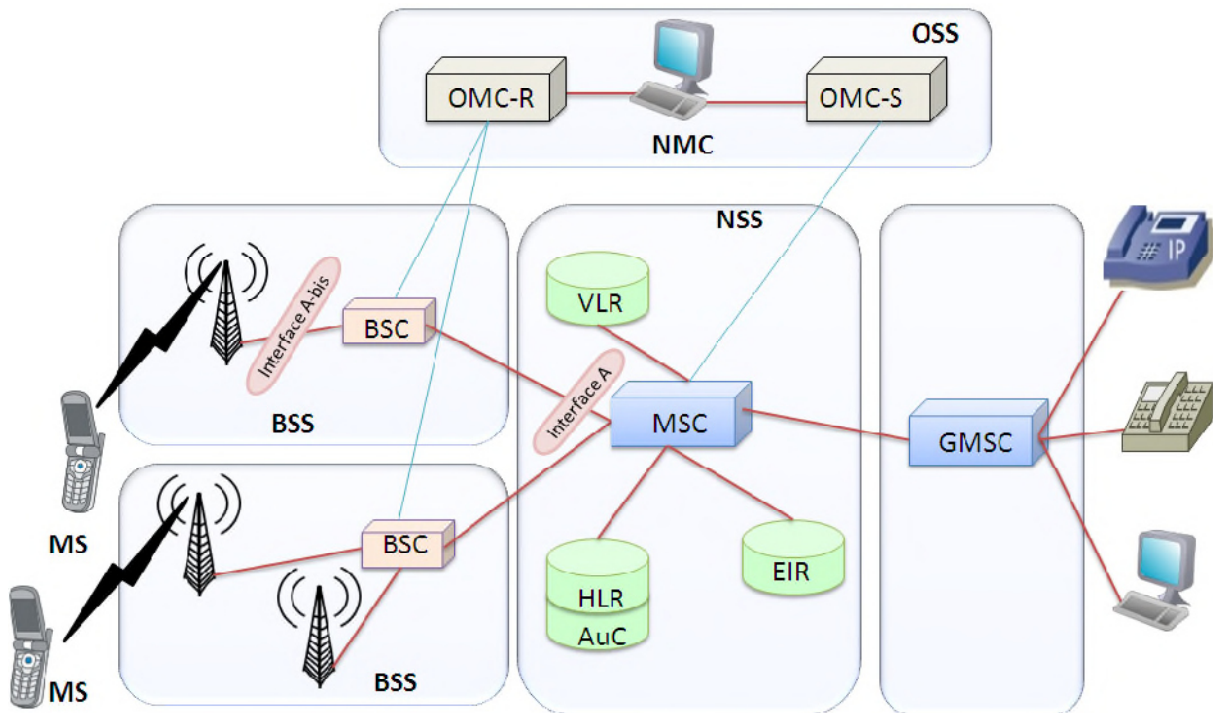


Figure 1.4: Architecture du réseau GSM [6].

A) **La station mobile (MS)** : C’est le terminal de l’utilisateur.

B) **Le sous-système radio (BSS)** : Il est constitué d’un contrôleur de station de base BSC et des stations de base BTS. Il permet d’assurer et de gérer la transmission radio.

C) **Le sous-système réseau (NSS)** : Il comprend l’ensemble des fonctions nécessaires à l’établissement des appels et à la mobilité des abonnés, il est composé de :

- **Le centre de commutation mobile (MSC)** : Assure la commutation dans le réseau.
- **Le commutateur d’entrée de service mobile (GMSC)** : Est un MSC un peu particulier, servant de passerelle entre le réseau GSM et le RTCP (réseau téléphonique commuté public).
- **Le registre des abonnés locaux (HLR)** : C’est la base de données permet de mémoriser les caractéristiques d’un abonné.
- **Le registre des abonnés visiteurs (VLR)** : Stock dynamiquement les informations des abonnés liées à leur mobilité.
- **Le centre d’authentification (AuC)** : Permet d’assurer l’authentification des terminaux du réseau.
- **Le registre d’identification d’équipement (EIR)** : Contient les identités des terminaux mobiles.

D) **Le sous-système d’exploitation et de maintenance (OSS)** : permet à l’opérateur d’exploiter son réseau [6].

1.4.2.3. La Localisation par réseau GSM

L'intégration du réseau GSM dans la localisation est de plus en plus utilisée et permettant de déterminer la position d'un terminal GSM sur ce réseau, à condition qu'il ne soit pas éteint avec une précision dépende du milieu où il se trouve urbain ou rural.

Nous allons voir les différentes techniques de localisation utilisés dans le réseau GSM [7].

1.4.2.3.1. Les Techniques de localisation dans le réseau cellulaire GSM

A) Identifiant de la cellule (Cell-ID)

Cette méthode est basée sur le réseau GSM et plus particulièrement sur l'identification de la cellule. Elle utilise l'identifiant de la BTS dans lequel la station Mobile est actuellement enregistrée. La topologie du réseau GSM est ensuite utilisée afin d'estimer la position du mobile. La précision de cette méthode dépend principalement de la taille de la cellule ainsi que sur l'environnement avoisinant (C'est à-dire rural ou urbain) [5].

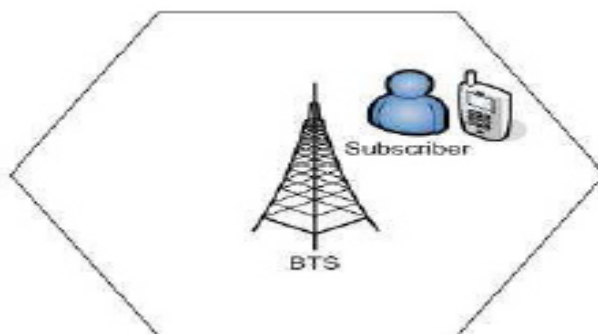


Figure 1. 5: Identifiant de cellule Cell-ID[5].

- **Avantage**

- La simplicité et la rapidité de la méthode.
- L'absence de calcul.

- **Inconvénient**

- La précision de cette technique est directement proportionnelle à la dimension de chaque cellule qui peut varier entre 2 et 20 km, en fonction de la densité des obstacles présents dans l'environnement et le nombre d'utilisateurs desservis [8].

B) Angle d'Arrivé (AOA)

En mesurant l'angle d'arrivé des signaux transmis par au moins deux BTS, il est possible de déterminer la position de la station mobile par triangulation. La contrainte majeure de cette métrique est que celle-ci requière un environnement libre d'obstacle, cette méthode est donc peu efficace en zone urbaine [5].



Figure 1. 6: Localisation par AOA [5].

- **Avantage**

- Moins de stations de base fixes nécessaires.
- Algorithme de positionnement simple .

- **Inconvénient**

- 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 [9].

C) Temps d'arrivée (TOA)

TOA calcul le temps de transmission entre la station mobile et la BTS et vice versa. Considérant le fait que le temps de propagation d'une onde radio est connu, il est alors possible d'estimer la distance qui sépare la station mobile du BTS. Cette méthode permet de localiser l'utilisateur dans un cercle qui a pour rayon la distance qui sépare la BTS de la MS et qui a pour centre le BTS [5].

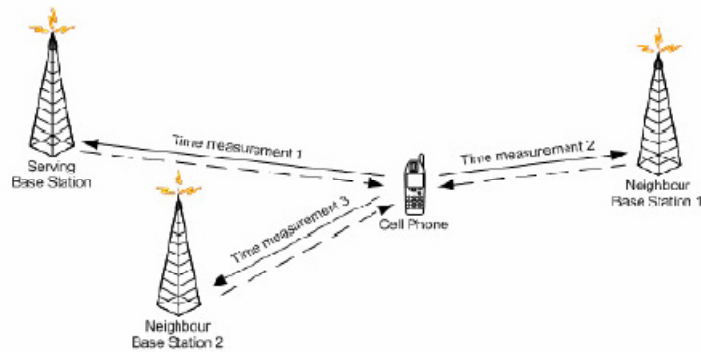


Figure 1. 7: Localisation par TOA[5].

- **Avantage**

- Paramètres généralement bien estimés.
- Algorithme de positionnement simple.
- Précision plus élevée en milieu interne [9].

- **Inconvénient**

- Synchronisation d'horloge nécessaire entre le mobile et les stations de base.
- Nécessité d'avoir le trajet direct.
- Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur.
- le coût de cette méthode est relativement élevé par rapport à la performance qu'elle offre en matière de précision [9].

D) Différence de temps d'arrivée TDOA

Cette technique consiste à mesurer la différence de temps de transmission entre la station mobile et trois BTS simultanément, la position de la station mobile sera située à l'intersection des trois cercles.

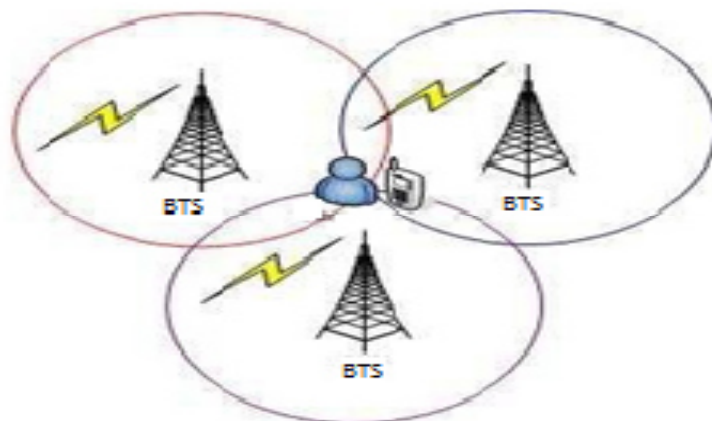


Figure 1. 8: Localisation par TDOA [5].

- **Avantage**
 - Paramètres généralement bien estimés.
 - Algorithme de positionnement simple.
 - Précision plus élevée en milieu confiné.
 - Pas besoin de synchronisation d'horloge entre le mobile et les stations de base.
 - Aucune modification au terminal n'est nécessaire [9].
- **Inconvénient**
 - Nécessité d'avoir le trajet direct.
 - Synchronisation d'horloge nécessaire entre les paires de stations de base.
 - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur.
 - Inefficace dans certain environnement comme les zones urbaines où les immeubles peuvent interférer avec les signaux et donc rendre la localisation imprécise [9].

E) Puissance du Signal reçu(RSS)

Cette métrique utilise la force du signal pour déterminer la position de la station mobile. Si la puissance de transmission de la BTS et que la puissance de réception de la station mobile sont connus, il est possible d'estimer la distance qui sépare ces deux équipements. Encore une fois la station mobile se situera sur un cercle qui aura pour rayon la distance entre la BTS et la station mobile et pour centre la BTS. Si la puissance du signal est estimée entre trois BTS, la station mobile se situera à l'intersection des trois cercles.

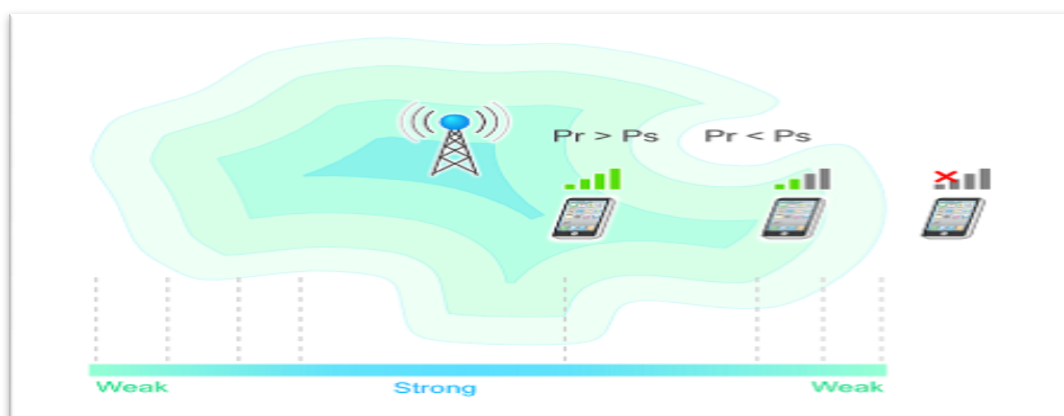


Figure 1. 2:La puissance du Signal [5].

- **Avantage**
 - Coût d'implantation peu élevé.

- Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation.
- Algorithme de positionnement simple.
- **Inconvénient**
 - Nécessité d'avoir le trajet direct.
 - Précision faible.
 - Performance mauvaise dans un canal ayant un profil de propagation par trajets multiples sévère [9].

1.4.3. La localisation par adresse IP

Cette méthode permet de déterminer la position géographique d'un ordinateur ou de n'importe quel autre terminal connecté à l'internet en se basant sur l'adresse IP. Ces adresses IP sont gérées par l'IANA (Internet Assigned Numbers Authority), une organisation qui s'occupe de distribuer les adresses IP disponibles aux pays demandeurs. Les attributions sont donc très bien documentées et il est possible de déterminer facilement dans quel pays se trouve un terminal connecté à internet grâce à son adresse IP. Cependant la précision de cette méthode est trop faible [10].

1.4.4. La localisation par wifi

En indoor, la couverture cellulaire peut devenir moins puissante et le GPS passe lui très difficilement. La solution passe donc par le wifi en implémentant dans des endroits spécifiques et très fréquentés (centres commerciaux, salons, aéroports, ...) des bornes émettrices wifi à intervalle proches afin d'émettre un signal wifi qui sera capté par le mobile et permettant une localisation même à l'intérieur de bâtiments [11].

1.4.4.1. Principe de fonctionnement

De la même façon qu'un terminal GSM peut se localiser par la méthode du Cell ID sur un réseau GSM, un terminal Wifi peut utiliser la même méthode en se basant sur les identifiants des bornes Wifi (adresses MAC) qu'il détecte. Il existe des bases de données recensant une multitude de bornes d'accès Wifi ainsi que leur position géographique. Ces bases peuvent appartenir à des entreprises privées ou à des communautés qui les publient gratuitement. Ces bases de données sont construites en utilisant la méthode appelée War Driving, qui consiste à parcourir les rues des villes en voiture avec un ordinateur portable équipé du Wifi et relié à un récepteur GPS, afin de recenser un maximum de points d'accès Wifi [11].

1.5. Les algorithmes

Les algorithmes de localisation permettent à partir d'un ensemble de paramètres, de déterminer la position d'un objet d'intérêt à l'aide de systèmes d'équations (linéaires ou non-linière) qui lient les

paramètres des trajets aux coordonnées spatiales des récepteurs et de l'émetteur ou de vraisemblances avec les éléments d'une base de données [8].

1.5.1. Algorithmes pour le scénario LOS

1.5.1.1. La triangulation

Le principe de cet algorithme est très simple, pour estimer la position de l'objet mobile, la triangulation nécessite les AOA d'au moins deux source, pour deux stations de base Rx1e et Rx2, les angles d'incidences en direction des trajets provenant de l'objet mobile, données respectivement par α et β , qui sont représentés en 2D sur la figure ci-dessous:

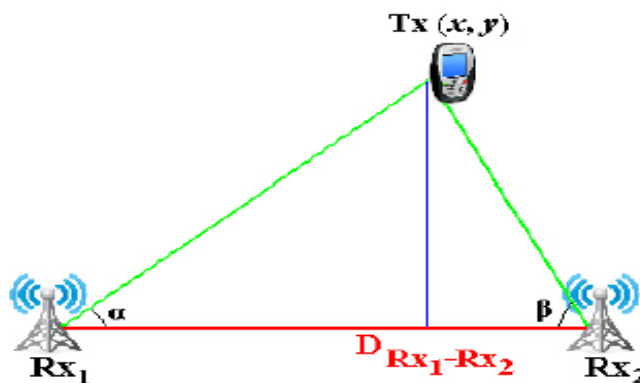


Figure 1.10: le principe de triangulation [8].

Par construction géométrique, les coordonnées (x, y) de l'objet mobile Tx sont données par:

$$x = \frac{\tan(\beta)}{\tan(\alpha) + \tan(\beta)} D_{Rx_1-Rx_2} \quad (1.1)$$

$$y = \frac{\tan(\alpha)\tan(\beta)}{\tan(\alpha) + \tan(\beta)} D_{Rx_1-Rx_2} \quad (1.2)$$

1.5.1.2. La trilatération

La trilatération est une méthode permettant de déterminer une position relative du Tx en utilisant la géométrie des triangles d'une manière similaire à la triangulation. Le procédé implique la connaissance de la distance de l'objet mobile par rapport à un ensemble de références dont les positions sont connues. Trois points de référence sont nécessaires pour déterminer une position 2D. Les coordonnées (x, y) de l'objet mobile Tx exprimées en fonction des distances et des coordonnées connues des points de réception, dans le cas où Rx_1 est pris comme origine du système des coordonnées, sont donnés par :

$$\mathbf{x} = \frac{x_2^2 + d_1^2 - d_2^2}{2x_2} \quad (1.3)$$

$$\mathbf{y} = \frac{x_3^2 + y_3^2 + d_1^2 - d_3^2 - 2xx_3}{2y_3} \quad (1.4)$$

Le procédé est illustré dans la figure suivante:

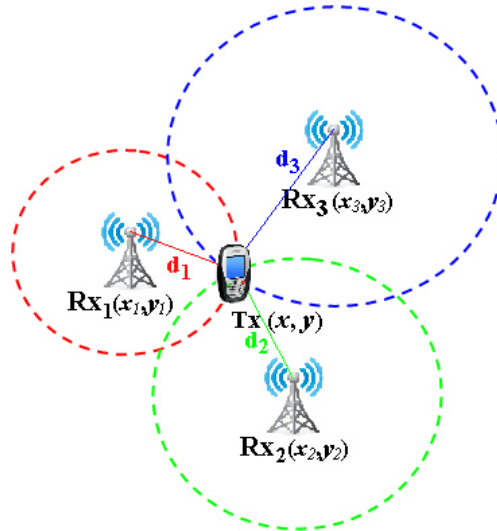


Figure 1. 3: Le principe de trilatération [8].

1.5.1.3. La multilatération

La multilatération est un procédé basé sur l'intersection des hyperboles dont les équations sont obtenues à partir de TDOA. La position en 2D peut être obtenue en utilisant un minimum de trois récepteurs. L'utilisation des M récepteurs permet d'obtenir les équations de $M - 1$ hyperboles, la position de l'objet étant donnée par le point d'intersection de ces hyperboles. L'utilisation d'un nombre de récepteurs $M > 4$ conduit à un problème d'optimisation résolu généralement par la méthode des moindres carrés. Ce procédé est illustré dans la figure ci- dessous:

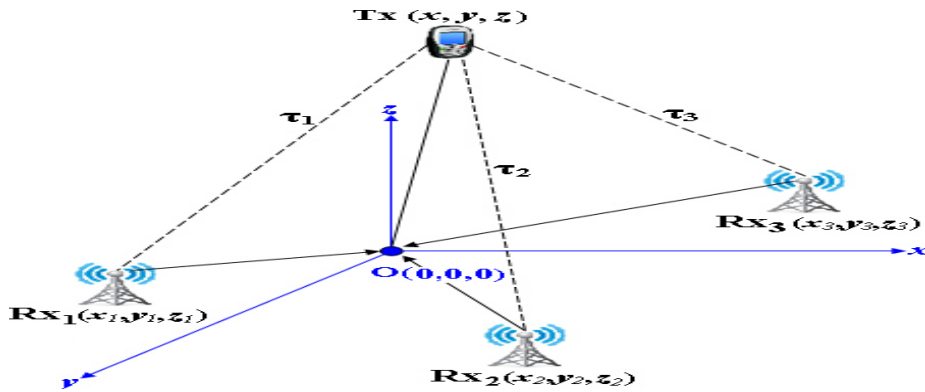


Figure 1. 4: Le principe de multilateration.

Le système d'équations pour une configuration avec trois récepteurs est basé sur les différences entre les retards mesurés au niveau du chaque récepteur, qui sont exprimées par:

$$\tau_1 = \frac{1}{c} \left(\sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2} \right) \tag{1.5}$$

$$\tau_2 = \frac{1}{c} \left(\sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2} \right) \tag{1.6}$$

$$\tau_3 = \frac{1}{c} \left(\sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 + (z - z_3)^2} \right) \tag{1.7}$$

Pour chaque paire de récepteurs, connaissant la distance D qui les sépare, la TDOA appartient à une hyperbole dont l'équation est donnée par :

$$\frac{x_T^2}{a^2} + \frac{y_T^2}{b^2} + \frac{z^2}{b^2} = 1 \tag{1.8}$$

Où $a = \frac{d_i - d_j}{2\pi}$ et $b = \sqrt{D^2 - a^2}$, avec D la distance entre les récepteurs. L'intersection des hyperboles résultant des différents couples de récepteurs conduit à l'estimation de la position de l'objet ou du mobile [8].

1.5.2. Algorithmes de localisation en scénario NLOS

Les méthodes géométriques décrites précédemment ne permettent pas de distinguer le trajet direct des multi trajets. Dans le cas où des configurations NLOS sont susceptibles d'apparaître, la plupart des méthodes proposées s'orientent vers la détection et la suppression des multi trajets afin de minimiser les erreurs de localisation.

Plusieurs techniques essayent de contourner les problèmes introduits par les configurations NLOS. Les principales méthodes de détection et/ou suppression des cas NLOS sont basées sur:

- Des tests d'hypothèses
- Des algorithmes basés sur le maximum de vraisemblance
- La méthode des moindres carrés
- La technique des contraintes
- Les estimateurs robustes
- Les méthodes d'identification et rejet

Les méthodes récentes exploitent la structure géométrique des trajets NLOS qui subissent une seule interaction avec l'environnement, elles sont généralement combinées avec la connaissance de la structure bidirectionnelle du canal de propagation en termes de retards et d'angles d'arrivée et de départ[8].

1.5. Les avantages et les inconvénients des systèmes de localisation

Le tableau suivant présente les différents avantages et inconvénients des systèmes de localisation que nous avons cité dans les sections précédentes.

Tableau 1.1: Les avantages et les inconvénients de chaque système de localisation. [12]

Les systèmes de localisation	Les inconvénients	Les avantages
GPS	<ul style="list-style-type: none"> • Le fonctionnement seulement dans le milieu extérieur • Difficultés milieu urbain 	<ul style="list-style-type: none"> • Bonne précision
GSM	<ul style="list-style-type: none"> • Précision dépendant de la densité des relais GSM • Dépendant de l'opérateur 	<ul style="list-style-type: none"> • Tout le monde à un téléphone
WFI	<ul style="list-style-type: none"> • Calibrages • Logiciel clients à déployer 	<ul style="list-style-type: none"> • Bonne précision • Utilisation des réseaux existants • Terminaux compa
IP	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessité de base de données géographique des IPs (payantes) • Précision ville 	<ul style="list-style-type: none"> • Gratuit

1.7. Les services de la localisation

De plus en plus les systèmes de localisation sont utilisés dans une large gamme de domaines tels que :

- Le domaine militaire tel que le déplacement de troupe.
- Les services de secours par exemple lors de la recherche de personnes en détresse.
- Le domaine médical par exemple le suivi des médecins et des patients.
- L'économie.
- La navigation.
- La sécurité (vol de voiture).

1.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques principaux systèmes de localisation tels que la localisation par GPS qui est très répandue actuellement grâce à sa bonne précision mais uniquement dans les milieux extérieurs. Nous avons ainsi présenté la localisation par réseau GSM et les différentes techniques associées à cette dernière (cell-ID, AOA, TOA et TDOA) en relevant les avantages et les inconvénients de chaque une. Nous avons ensuite étudié la localisation par wifi qui utilise une base de données contenant les points d'accès connus pour déduire la position d'un mobile, ainsi les algorithmes de positionnement qui sont utilisés dans les scénarios LOS et NLOS.

Chapitre 2 : la fusion de donnée par l'intersection de la covariance

2.1. Introduction

Aujourd'hui de nombreuses applications nécessitent de faire la détermination de la position d'un objet en mouvement à partir de mesures bruitées en termes de précision. Les performances de localisation peuvent être améliorées en utilisant la technique de fusion de données qui consiste au développement de procédés de combinaison de données, et d'information afin d'aboutir à des estimées affinées. Pour ce faire la fusion de données nécessite l'exploitation de certains outils tels que le filtre de Kalman qui a été introduit comme solution optimal car il est bien adapté aux problèmes d'estimation. Il permet la fourniture d'une estimation précise de la position du mobile à partir des mesures de RSS et de TOA. Des extensions de ce filtre existent pour le cas non linéaire Le filtre de Kalman étendu est utilisé pour traiter le cas RSS puisque le modèle mathématique de RSS est non linéaire.

La fusion de données se fait par une méthode dite l'intersection de la covariance qui combine les estimations d'états issues des filtres de Kalman. De plus ces mécanismes de fusion incorporent l'algorithme PSO dans le but de trouver une combine optimale entre les grandeurs estimées.

A cet effet, ce chapitre va introduire ces trois outils (fusion de données par CI, Filtre de Kalman et l'optimisation par PSO)

2.2. La fusion de données

2.2.1. Définition

La fusion est une technique utilisée en traitement d'informations provenant de sources uniques ou multiples afin d'aboutir à une information d'une richesse accrue meilleure que celle obtenu à partir de chacune des sources prise isolément. Ainsi, Bloch considère que la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision"[13].

La fusion de donnée a pour but d'augmenter la fiabilité d'une information en combinant des informations redondantes et complémentaires. Les données à fusionner peuvent être nombreuses et issues de sources hétérogènes (capteurs, bases de données, expertises). Les performances du processus de fusion dépendent de la complémentarité et la redondance de ces sources [14].

2.2.2. Les niveaux de la fusion de données

Une formalisation possible de la fusion de données introduit différents niveaux conceptuels reposant sur des approches différentes selon le point de vue choisi.

Une approche centrée sur le processus peut être envisagée avec un nivellement de type : identification, suivi et prédiction. Ces niveaux peuvent être considérés en fonction du sujet : objets, situations, menaces, ... On peut également envisager un point de vue centré sur les produits : objet, station, cout de l'estimation proposé une partition suffisamment claire et utile à l'ensemble de la communauté de la fusion de données.

Les différents niveaux de fusion sont réellement des relecteurs des niveaux proposés par le modèle JDL [15] comme pour la définition du processus de fusion.

Ces niveaux sont représentés comme suit :

- ❖ **Le niveau 0 (Prétraitement des données)** : Estimation de signal de l'état caractéristiques, afin d'atténuer le bruit, d'après des alignements spatiaux ou temporels.
- ❖ **Le niveau 1 (Estimation de l'entité)** : Association de données afin d'estimer les Paramètres et les attributs de l'entité observée, comme sa position, sa vitesse ou encore son identité.
- ❖ **Le niveau 2 (Appréciation de la situation)** : Analyse et évaluation des relations entre les différentes entités présentes au sein de l'environnement d'observation et de leurs implications sur les états de l'entité observée.
- ❖ **Le niveau 3 (Estimation de l'impact)** : Analyse de la situation afin d'estimer et de prédire les effets et les conséquences.
- ❖ **Le niveau 4 (Management de procédé)** : Système d'auto-évaluation des performances du dispositif de fusion (éventuels besoins supplémentaires de contrôle aux ajoutes de nouvelles sources de données).

La figure suivante montre un schéma synoptique des différents niveaux de la fusion de données [16].

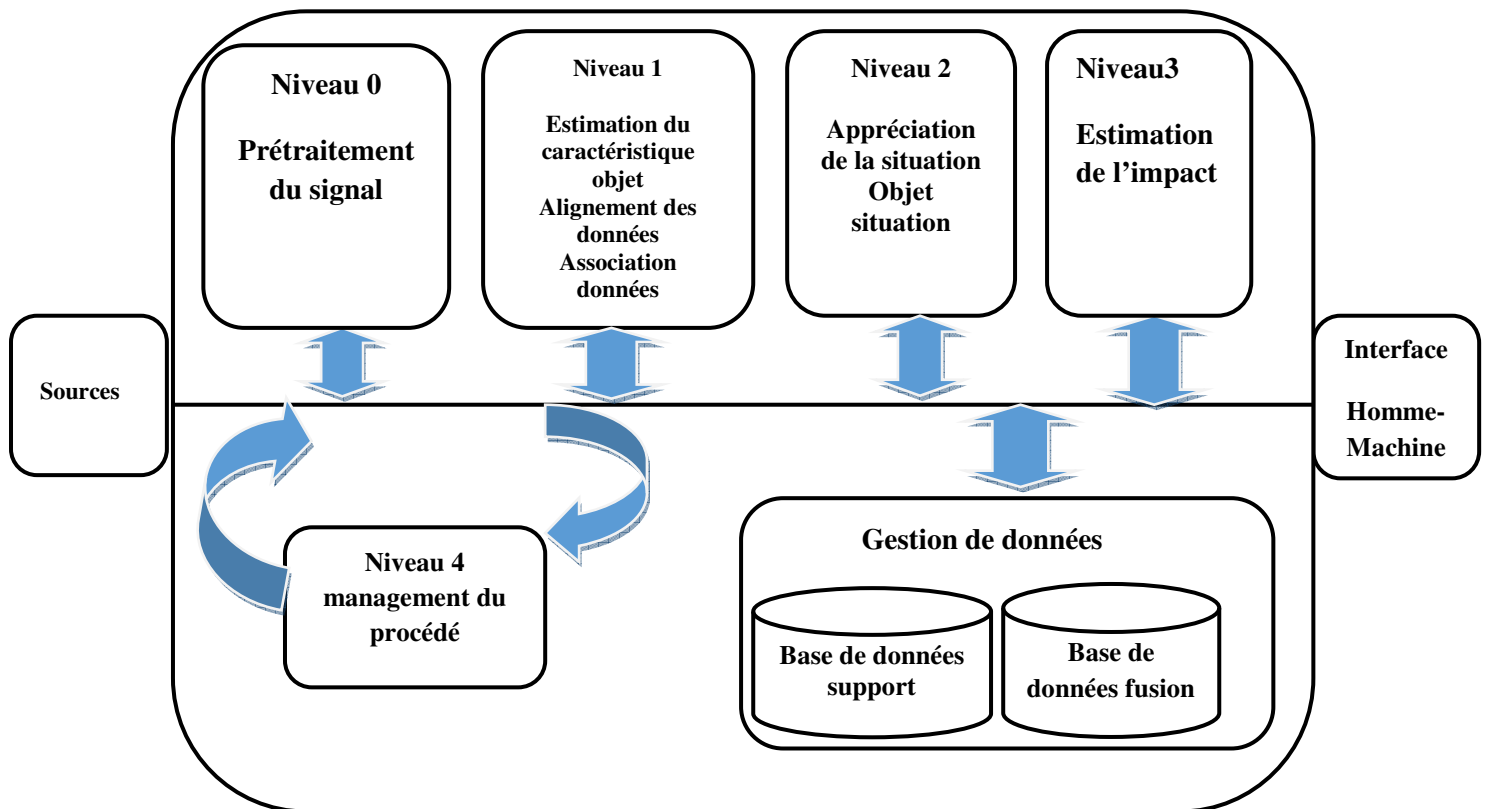


Figure 2. 1: Les différents niveaux de la fusion de données[16].

2.2.3. L'architecture de fusion de données

Principalement, il existe trois types d'architecture : la fusion centralisée, la fusion distribuée et la fusion hybride.

2.2.3.1. Fusion centralisée

La fusion centralisée est utilisée principalement pour des capteurs similaires, elle implique la synchronisation temporelle et la correction de biais de données de capteur due à la fusion centralisée.

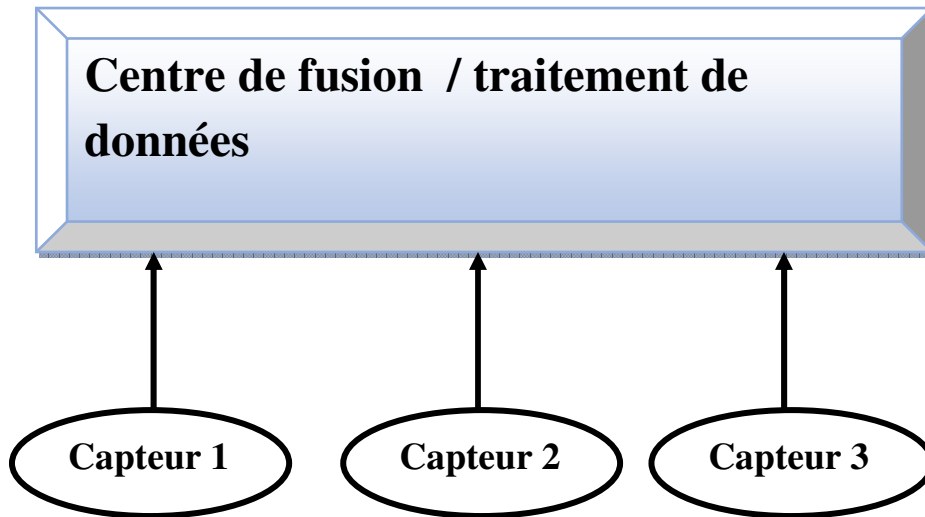


Figure 2. 2 : Architectures de fusion de données à traitement centralisé [15].

2.2.3.2. Fusion distribuée

La fusion distribuée est principalement utilisée pour les capteurs dissemblables (capteurs avec différents cadres d'observation) , cependant, elle peut toujours être utilisé pour des types de capteurs similaires. Dans cette architecture, les données d'observation de chaque capteur sont traitées par un filtre Kalman individuel à chaque nœud. La piste locale, constituée du vecteur d'état estimé et de la covariance.

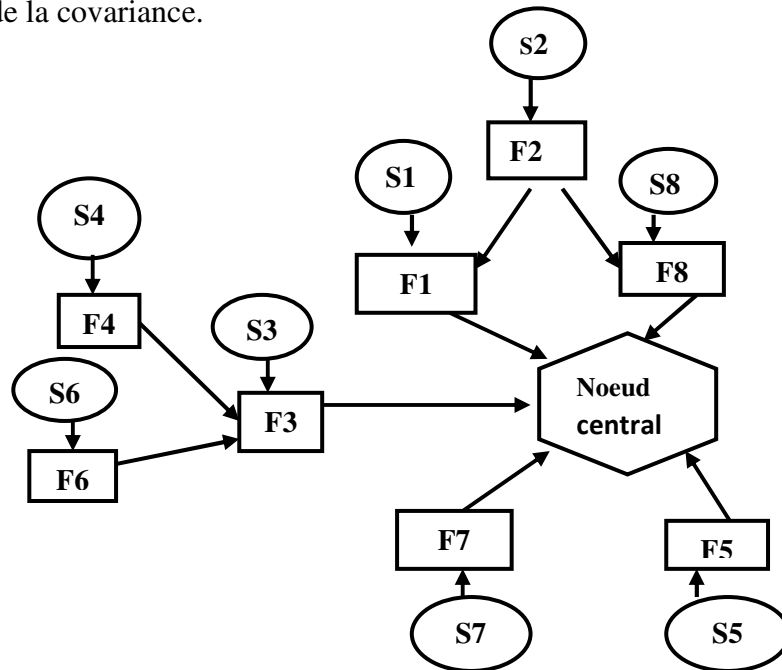


Figure 2. 3 : Architectures de fusion de données de traitement décentralisé [15].

2.2.3.3. Fusion hybride

La fusion hybride implique à la fois des processus centralisés et systèmes de fusion distribuée basés sur la disposition des données requises et configurations de capteurs. Au cours

d'opérations ordinaires, une combinaison des deux schémas peut être utilisée pour fusionner l'état d'une cible d'intérêt particulière. Cette architecture est très appropriée pour le traitement de données et le système de fusion d'une plage d'essais en vol.

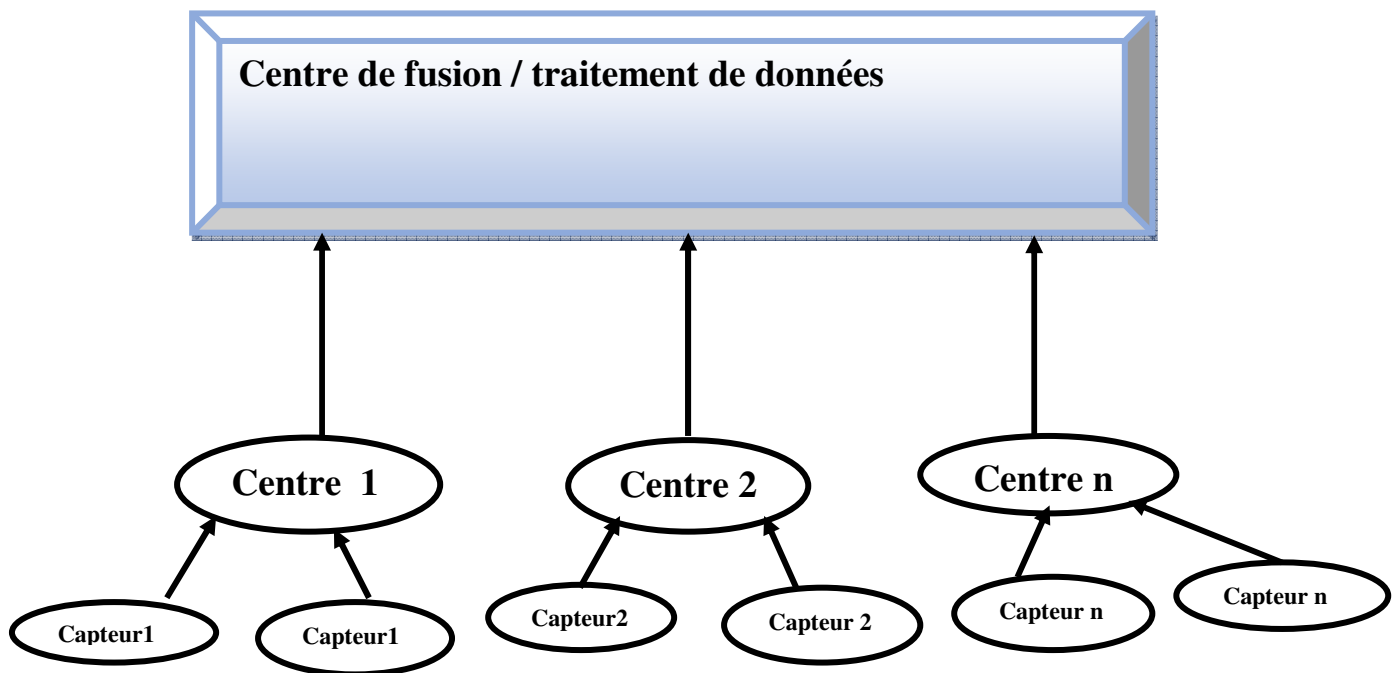


Figure 2. 4 : Architecture de fusion de données de traitement hiérarchique [15].

2.2.4 Etapes de fusion de données

Le processus de fusion s'appuie sur les informations issues des capteurs (sources) ainsi que sur des informations supplémentaires relatives aux sources (leur dépendance, fiabilité...) et des connaissances externes. Les principales étapes constituant le processus de fusion sont les suivantes :

- **Modélisation** : choix du formalisme et des expressions des informations à fusionner dans ce formalisme. Elle repose essentiellement sur les connaissances de l'expert et est donc particulièrement importante. La modélisation peut être guidée par les informations supplémentaires relatives au domaine ou à l'application considérée et dont dispose l'expert.

- **Estimation** : étape dépendante de la modélisation, elle n'est pas systématique mais souvent nécessaire pour la plupart des formalismes. Des informations supplémentaires peuvent aussi intervenir à ce niveau.
- **Combinaison** : l'étape de combinaison est la phase de regroupement des informations. C'est le cœur de la fusion. Elle concerne le choix d'un opérateur, compatible avec le formalisme de modélisation retenu. Des informations supplémentaires peuvent également guider ce choix.
- **Décision** : ultime étape de la fusion. Elle permet de passer des informations fournies par les sources à la prise d'une décision [14].

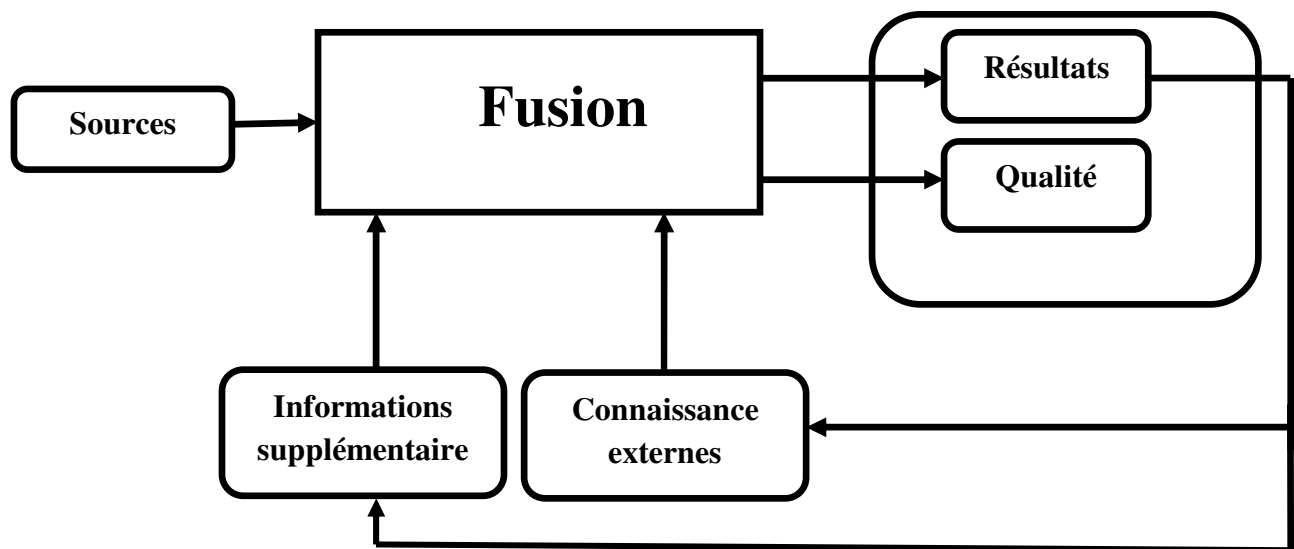


Figure 2. 5 : représentation de processus de la fusion [14].

2.3. Etude de filtre kalman

2.3.1. Mise en œuvre du filtre kalman

Le filtre de Kalman est une méthode mathématique simple à mettre en œuvre, généralement il permet une meilleure estimation de l'état d'un système, en fonction de son état précédent [17].

Il est nécessaire de définir le terme « optimal » qui signifie minimisant l'erreur. Car le filtre de Kalman est considéré comme l'estimateur linéaire optimal, qui traite et combine d'une manière optimale 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 :

1. De la connaissance des lois d'évolution du système et des mesures.
2. Des propriétés statistiques des bruits du système, des mesures et des incertitudes du modèle.

3. De toutes les informations sur les conditions initiales des paramètres du système.

La figure ci-dessous présente le principe de fonctionnement de ce filtre.

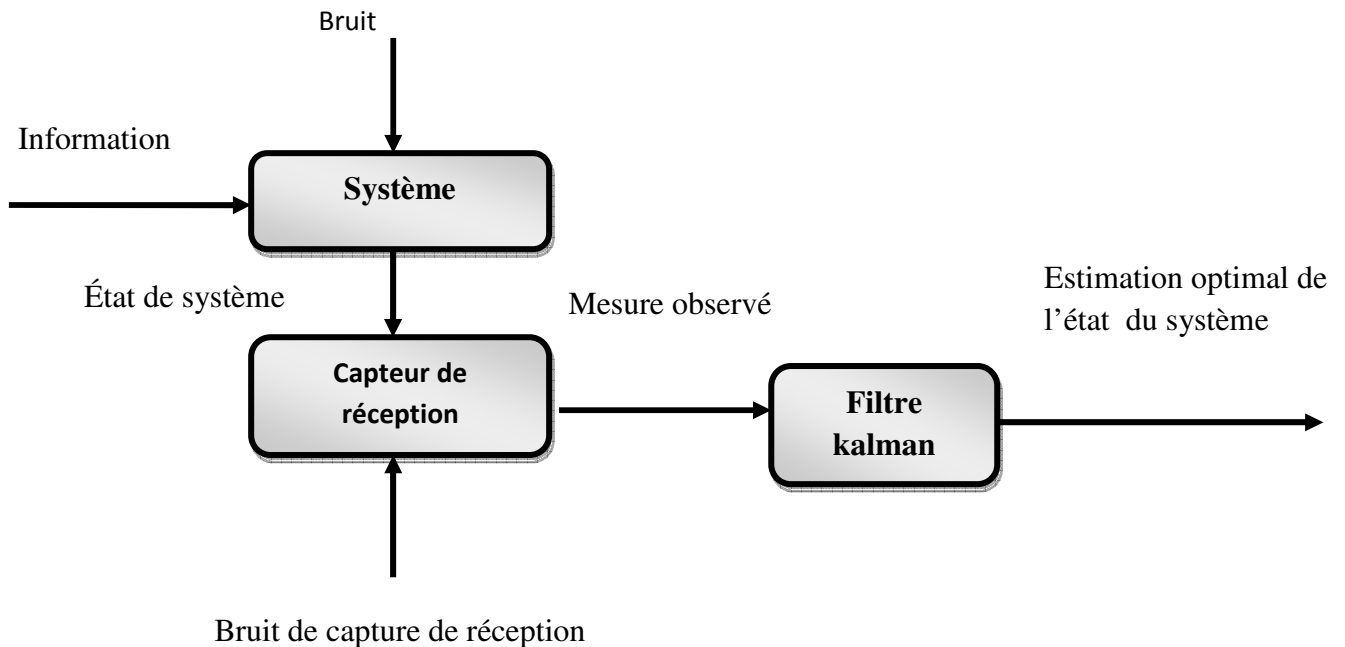


Figure 2. 6 : Le principe de fonctionnement de filtre kalman[5].

Le filtre de Kalman combine efficacement l'ensemble des mesures provenant des capteurs avec une connaissance a priori du fonctionnement du système et du dispositif de mesure afin de produire une estimation de l'état du système minimisant l'erreur [18].

2.3.2. Modélisation du filtrage de kalman

Afin de pouvoir utiliser le filtre de Kalman dans le but d'enlever les bruits, le processus qu'on mesure doit être décrit par un système linéaire. Le système d'équations pour ce filtre repose sur la définition de deux modèles décrivant le processus et la mesure. Le modèle du processus qui décrit l'évolution du système observé repose sur l'équation d'état linéaire récursive [19] donnée par:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_K \mathbf{x}_K + \mathbf{G}_K \mathbf{u}_K + \mathbf{\Gamma}_K \mathbf{w}_K \quad (2.1)$$

Où :

- \mathbf{x}_K : est le vecteur d'état à l'instant k qui inclut les quantités à estimer (position, vitesse et accélération).

- F_K : est la matrice de transition. Elle décrit l'évolution du vecteur d'état de l'instant k à l'instant $k+1$ en absence du bruit.
- G_K : est la matrice de pondération de l'entrée U_K . En l'absence de cette dernière la matrice G_K est nulle.
- W_K : est le vecteur bruit qui corrompt la prédiction de moyenne nulle, il est supposé gaussien et centré, de matrice de covariance donnée par :

$$Q_K = E[(F_k W_k)(F_k W_k)'] = \sigma_w^2 F_k F_k' \quad (2.2)$$

Où E représente la moyenne statistique et F les données d'entrée.

D'un autre côté, le système permettant d'obtenir des informations réelles, On suppose qu'il existe une relation linéaire entre les mesures et l'état du système. L'équation de mesure est donnée par :

$$z_k = H_K X_k + V_k \quad (2.3)$$

Où :

- z_k est le vecteur de mesure qui contient les quantités mesurées.
- H_K est la matrice de mesure. Elle est en fait le lien entre les paramètres du système et les mesures.
- V_k est le bruit de mesure due à des erreurs d'instrumentation. Il a une matrice de covariance donnée par : $R_k = E[V_k V_k']$.

2.3.3. Déroulement du filtrage de Kalman

Pour permettre de suivre et d'estimer l'évolution de l'état d'un système le filtre de Kalman est utilisé en réitérant récursivement une étape de prédiction puis une étape de mise à jour, après une étape d'initialisation.

Les différentes étapes pour l'implémentation du filtre de Kalman sont :

➤ Etape d'initialisation

Ce filtre nécessite une étape d'initialisation donc il est très intéressant de choisir les conditions initiales de l'estimation de vecteur d'état $\hat{x}_{0|0}$ et de la matrice de covariance de l'erreur $P_{0|0}$ pour pouvoir utiliser l'ensemble des équations récurrentes constituant le filtre

de Kalman. Si l'on dispose d'aucune information a priori, on adopte pour l'initialisation du vecteur d'état :

$$\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = E[\mathbf{x}_0] \quad (2.4)$$

Le principe du filtre de Kalman est de minimiser la covariance de l'erreur. Donc on doit la calculer :

$$\mathbf{P}_{0|0} = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_{0|0})(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_{0|0})'] \quad (2.5)$$

➤ Etape de prédiction

Le filtre de Kalman reprend l'estimation précédente des paramètres et sa matrice de covariance à l'instant k et il prédit l'état et sa précision à l'instant $k + 1$ et ainsi la mesure. On obtient l'état prédit $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ avec sa matrice de covariance associée [20]:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k|k}\mathbf{F}' + \mathbf{Q} \quad (2.7)$$

L'équation de la prédiction de la mesure est donnée sous cette forme :

$$\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \quad (2.8)$$

➤ Etape de mise à jour

On calcule l'innovation $\hat{\mathbf{s}}_{k+1}$ qui représente l'erreur de prédiction de l'observation, dont la matrice de covariance associée est \mathbf{s}_{k+1} , une fois la mesure \mathbf{z}_{k+1} disponible. L'état prédit sera corrigé par cette innovation pondérée par le gain du filtre \mathbf{K}_{k+1} . Alors on obtient l'estimée de l'état $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$, avec sa matrice de covariance associée $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$ [19] :

$$\hat{\mathbf{s}}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} \quad (2.9)$$

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k+1|k}\mathbf{H}' + \mathbf{R} \quad (2.10)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k}\mathbf{H}'\mathbf{s}_{k+1}^{-1} \quad (2.11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1}\hat{\mathbf{s}}_{k+1} \quad (2.12)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1}\mathbf{H})\mathbf{P}_{k+1|k} \quad (2.13)$$

Le gain de filtre Kalman, \mathbf{K}_{k+1} est calculé dans le sens de minimiser la covariance de l'erreur d'estimation et tient compte des incertitudes relatives de l'estimation courante et de la

donnée. On aura un gain fort, Si l'incertitude R de la donnée, est négligeable devant celle du modèle $P_{k+1|k}$ c.à.d. la donnée est fiable. A l'inverse, on aura un gain très faible, si l'incertitude de la donnée est grande par rapport à celle de l'estimation, c'est-à-dire la donnée est peu fiable [19].

2.3.4. Extension du filtre de Kalman aux systèmes non linéaires

Le filtre de Kalman concerne sauf les systèmes linéaires à bruit gaussien. Bien qu'il permette d'aboutir à de meilleurs résultats, le filtre n'est pas optimal dans le cas d'un système non linéaire. Une grande variété de filtres de Kalman non-linéaire ont été développés à partir de ce filtre classique, tel que le filtre de Kalman étendu qui permet de résoudre des problèmes non linéaire, Celui-ci permet l'estimation de variables d'état et de leur covariance à l'aide de modèles de prédiction et de mesure. Pour ce faire, une linéarisation de ces modèles est nécessaire, ce qui confère à cette méthode une complexité d'intégration. De plus, une approximation de premier ordre est effectuée lors de l'estimation de la covariance.

2.3.4.1. Filtre de Kalman étendu EKF

Le filtre de Kalman étendu (EKF) est la première adaptation algorithmique du filtre de Kalman aux problèmes non linéaire. Ce filtre permet d'approximer les fonctions non linéaires par linéarisation autour des estimées les plus récentes de l'état, afin de pouvoir appliquer les équations du filtre de Kalman classique.

Il réduit le développement des équations non-linéaires à la partie linéaire, cependant cette méthode est utilisable dans le cas où les bruits sont faibles gaussiens et d'amplitude faible. Elle ne peut garantir ni la convergence ni la stabilité de la solution, l'inconvénient majeur de ce filtre qu'il n'est pas idéal lorsque les modèles sont fortement non linéaires durant le temps d'intégration [20].

On considère que le système est non linéaire Les équations d'état et de mesure sont données par :

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{W}_k \quad (2.14)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (2.15)$$

\mathbf{W}_k et \mathbf{V}_k sont des bruits blancs gaussiens de moyenne nulle et respectivement de covariance \mathbf{Q}_k et \mathbf{R}_k .

Les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} ne sont pas linéaires. Sont indépendantes du temps.

Les deux étapes d'estimation sont :

➤ Etape de prédiction

Prédiction de l'état : l'état prédit à l'instant $k + 1$ à partir de l'instant k est donné par :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}) \quad (2.16)$$

Le calcul la matrice de covariance associée s'obtient :

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_x \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}'_x + \mathbf{Q} \quad (2.17)$$

Où \mathbf{F}_x est le jacobien de $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ défini par :

$$\mathbf{F}_x = \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k|k}} \quad (2.18)$$

Prédiction de la mesure : la mesure prédite et sa matrice de covariance sont données par :

$$\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad (2.19)$$

$$\mathbf{S}_{k+1|k} = \mathbf{H}_x \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}'_x + \mathbf{R} \quad (2.20)$$

Où \mathbf{H}_x désigne le jacobien de $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ donné par :

$$\mathbf{H}_x = \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}} \quad (2.21)$$

➤ Etape de mise à jour

Les équations de l'étape de mise à jour sont similaires à celles de la même étape du filtre de Kalman c.à.d. identiques aux équations suivantes :

$$\hat{\mathbf{s}}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} \quad (2.22)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (2.23)$$

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.

2.4. L'intersection et la covariance

2.4.1. Filtrage décentralisé

À ce stade, tous les concepts et exemples de filtrage ont été supposés être appliqués centralement, ce qui signifie que toutes les données de mesure sont traitées dans un seul filtre pour déterminer des estimations du vecteur d'état. Filtrage décentralisé, également appelé le filtrage distribué, est un concept important dans les systèmes de fusion de données modernes.

L'idée de base derrière le filtrage décentralisé est qu'au lieu d'envoyer toutes les mesures informations à un emplacement central pour le traitement, plusieurs filtres sont exécutés en parallèle à chaque nœud pour développer plusieurs estimations [21]. Ces estimations sont ensuite envoyées à un nœud de fusion, à la place des mesures brutes, qui les combine d'une certaine manière pour fournir une estimation globale. Bien qu'un seul nœud de fusion soit montré ici, plusieurs nœuds de fusion peuvent exister dans une architecture de fusion globale. Chaque nœud de fusion peut combiner différents sous-ensembles de filtres locaux [22].

Dans un système décentralisé, chaque filtre fournit une estimation locale de sorte que le système global puisse fonctionner avec la perte d'un ou de plusieurs nœuds, et fournissent fréquemment une estimation fiable. Le principal inconvénient est que le fusionné décentralisé L'estimation peut ne pas être optimale, c'est-à-dire qu'elle peut ne pas être égale à l'estimation centralisée. De plus, les informations redondantes posent de graves problèmes dans un système décentralisé. La figure 2.7 est en réalité un système décentralisé sans retour d'information [21].

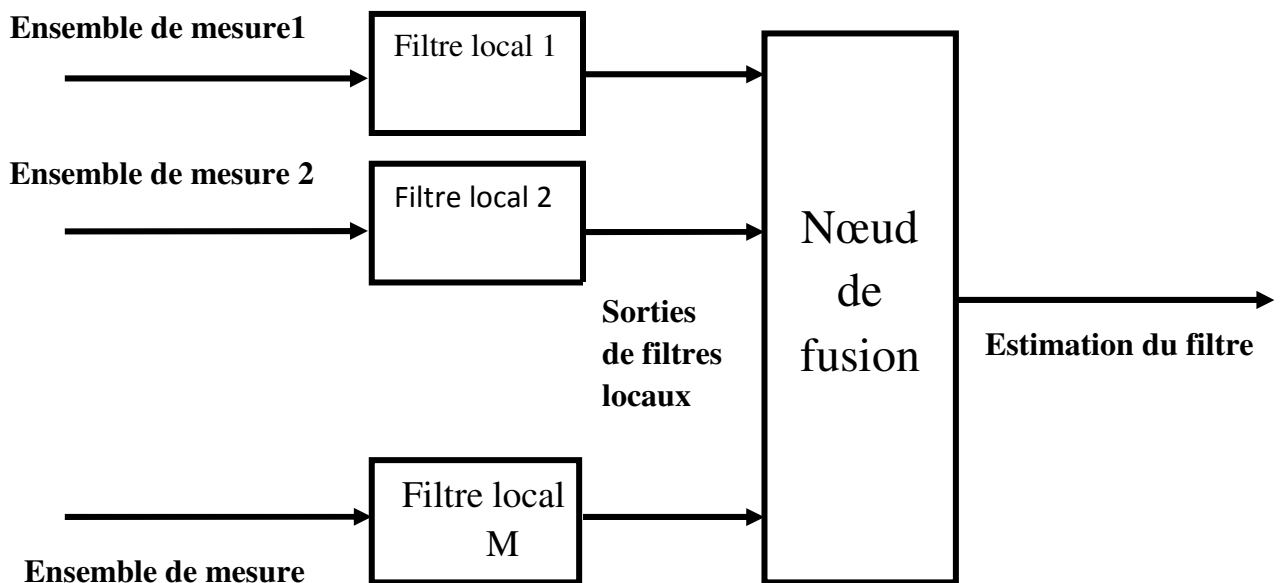


Figure 2.7 : Filtrage décentralisé [21].

2.4.2. Intersection de la covariance

L'intersection de la covariance (CI) est une méthode permettant de combiner des estimations d'états et des covariances qui maintient la cohérence. Les auteurs de ce travail décrivent la démarche en utilisant une interprétation géométrique du filtre de Kalman, en considérant les ellipses de covariance d'un vecteur d'état bidimensionnel. Lorsque la covariance croisée est connue avec précision, la covariance de l'estimation fusionnée se situe toujours dans l'intersection des covariances individuelles.

Considérons deux paires de covariance d'estimation, $\{\mathbf{a}, \mathbf{P}_{aa}\}$ et $\{\mathbf{b}, \mathbf{P}_{bb}\}$. Les vraies valeurs de chacune est désignée par une barre, avec $\bar{\mathbf{P}}_{aa} = E\{\tilde{\mathbf{a}}\tilde{\mathbf{a}}^T\}$, $\bar{\mathbf{P}}_{ab} = E\{\tilde{\mathbf{a}}\tilde{\mathbf{b}}^T\}$ et $\bar{\mathbf{P}}_{bb} \equiv E\{\tilde{\mathbf{b}}\tilde{\mathbf{b}}^T\}$ où $\tilde{\mathbf{a}} = \mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}}$ et $\tilde{\mathbf{b}} \equiv \mathbf{b} - \bar{\mathbf{b}}$. On suppose que les estimations pour \mathbf{a} et \mathbf{b} sont cohérents, de sorte que $\mathbf{P}_{aa} - \bar{\mathbf{P}}_{aa} \geq \mathbf{0}$ et $\mathbf{P}_{bb} - \bar{\mathbf{P}}_{bb} \geq \mathbf{0}$. Le filtre optimal intègre $\bar{\mathbf{P}}_{ab}$ naturellement dans son calcul la covariance d'état. Cependant, cette information est perdue, c'est-à-dire inconnue dans un système décentralisé. Une estimation cohérente formée en fusionnant \mathbf{a} et \mathbf{b} est donné par :

$$\mathbf{P}_{cc}^{-1} = \omega \mathbf{P}_{aa}^{-1} + (1-\omega) \mathbf{P}_{bb}^{-1} \quad (2.24)$$

$$\mathbf{C} = \mathbf{P}_{cc} [\omega \mathbf{P}_{aa}^{-1} \mathbf{a} + (1-\omega) \mathbf{P}_{bb}^{-1} \mathbf{b}] \quad (2.25)$$

Où $\omega \in [0, 1]$ est un poids scalaire. L'exigence de ω garantit que la covariance $\mathbf{P}_{cc} \geq \mathbf{0}$, $\mathbf{P}_{aa} \geq \mathbf{P}_{cc}$ et $\mathbf{P}_{bb} \geq \mathbf{P}_{cc}$. L'estimation \mathbf{c} est cohérent pour tout \mathbf{P}_{ab} et ω . C'est-à-dire que $\mathbf{P}_{cc} - \bar{\mathbf{P}}_{cc} \geq \mathbf{0}$ où $\bar{\mathbf{P}}_{cc} = E\{\tilde{\mathbf{c}}\tilde{\mathbf{c}}^T\}$ avec $\tilde{\mathbf{c}} \equiv \mathbf{c} - \bar{\mathbf{c}}$.

La CI est un algorithme qui ressemble beaucoup à un calcul de résistance électrique dans une architecture parallèle. Étant donné un ensemble d'estimations $\mathbf{M} \{\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_M\}$ et les covariances associées $\{\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_M\}$, une estimation cohérente est donnée par :

$$\mathbf{P}^{-1} = \sum_{i=1}^M \omega_i \mathbf{P}_i^{-1} \quad (2.32)$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \sum_{i=1}^M \omega_i \mathbf{P}_i^{-1} \hat{\mathbf{x}}_i \quad (2.33)$$

Où les poids satisfont $\sum_{i=1}^M \omega_i = \mathbf{1}$ et $\omega_i \in [0, 1]$. Les poids ω_i peuvent être trouvés en minimisant la trace ou le déterminant de \mathbf{P} [21]. Pour minimiser l'un des deux paramètres, la on peut utiliser l'algorithme PSO.

2.5. L'optimisation par Essaim Particulaire PSO

Plusieurs problèmes, n'ont pas une solution déterministe qui permet de donner le résultat en un temps raisonnable, Pour résoudre ce problème, on a recours à des méthodes d'optimisation dite méta-heuristiques. Elles permettent d'obtenir une valeur approchée de la solution optimale en un temps raisonnable, Afin de résoudre un ensemble de problèmes dans différents domaines sans avoir à modifier le principe de base de l'algorithme de la méthode.

L'optimisation par essaim particulaire connu sous le nom anglophone de Particle Swarm Optimization (PSO) dérive de la descente stochastique : on part d'une solution initiale, on la compare à tous ses voisins en conservant à chaque fois le meilleur résultat.

Un intérêt particulier est apporté à la méthode d'optimisation approchée PSO. Elle est basée sur les « interactions sociales » entre des « agents » appelés « particules », dans le but d'atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun où chaque particule a une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. Cette méta-heuristique d'optimisation stochastique a été proposée en 1995 par James Kennedy socio-psychologue et Russell Eberhart ingénieur électricien [23].

2.5.1. Description de la méthode

L'algorithme PSO, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Il s'inspire du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux.

L'essaim (swarm en anglais) est une appellation d'un ensemble des particules. Chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Dans un espace de recherche de dimension D la particule est caractérisée par [24] :

- Un vecteur de position.
- Une vitesse qui permet à la particule de se déplacer.
- Un voisinage, c'est l'ensemble de particules qui interagit directement avec la particule qui possède la meilleure position.

Le principe de PSO est de déplacer l'ensemble de particules pour trouver la solution optimale. L'évolution d'une particule à une autre est fondée sur la communication et l'interaction entre elles sans éliminer aucune solution quitte à dégrader la performance.

Le comportement collectif dans l'algorithme PSO se manifeste lors du mouvement et le déplacement des particules. En effet, à chaque itération la particule ajuste et modifie sa position en fonction de :

- Sa position et sa vitesse actuelle.
- Sa meilleure ancienne position.
- La meilleure position de son voisinage.

Le déplacement de la particule i entre les itérations t et $t+1$ se fait par les deux équations suivantes [24] :

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w\mathbf{v}_i(t) + c_1r_1[\mathbf{p}_b(t) - \mathbf{x}_i(t)] + c_2r_2[\mathbf{p}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)] \quad (2.34)$$

$w\mathbf{v}_i(t)$ Représente le mouvement actuel.

$c_1r_1[\mathbf{p}_b(t) - \mathbf{x}_i(t)]$ Représente l'influence personnelle.

$c_2r_2[\mathbf{p}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)]$ Représente l'influence sociale.

La position de la particule i , est mise à jour par l'équation suivante :

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (2.35)$$

Avec :

- $\mathbf{v}_i(t+1)$ et $\mathbf{v}_i(t)$ étant les vitesses de la particule aux itérations t et $t+1$.
- \mathbf{x}_i est la position courante de la particule i à l'itération .
- \mathbf{p}_b est la meilleure ancienne position de la particule i .
- \mathbf{p}_g est la meilleure position du voisinage de la particule i à l'itération .
- w facteur d'inertie fixé .
- $C1$ et $C2$: deux constantes qui représentent les coefficients d'accélération, elles peuvent être non constantes dans certains cas selon le problème d'optimisation posé.
- $r1$ et $r2$: deux nombres aléatoires tirés de l'intervalle $[0,1]$.
- $f(\mathbf{P}_b)$: la valeur de fitness de sa meilleure solution ;
- $f(\mathbf{P}_g)$: la valeur de fitness de la meilleure solution connue de tout l'essaim.

Le résumé de principe de la méthode d'essaim de particule est :

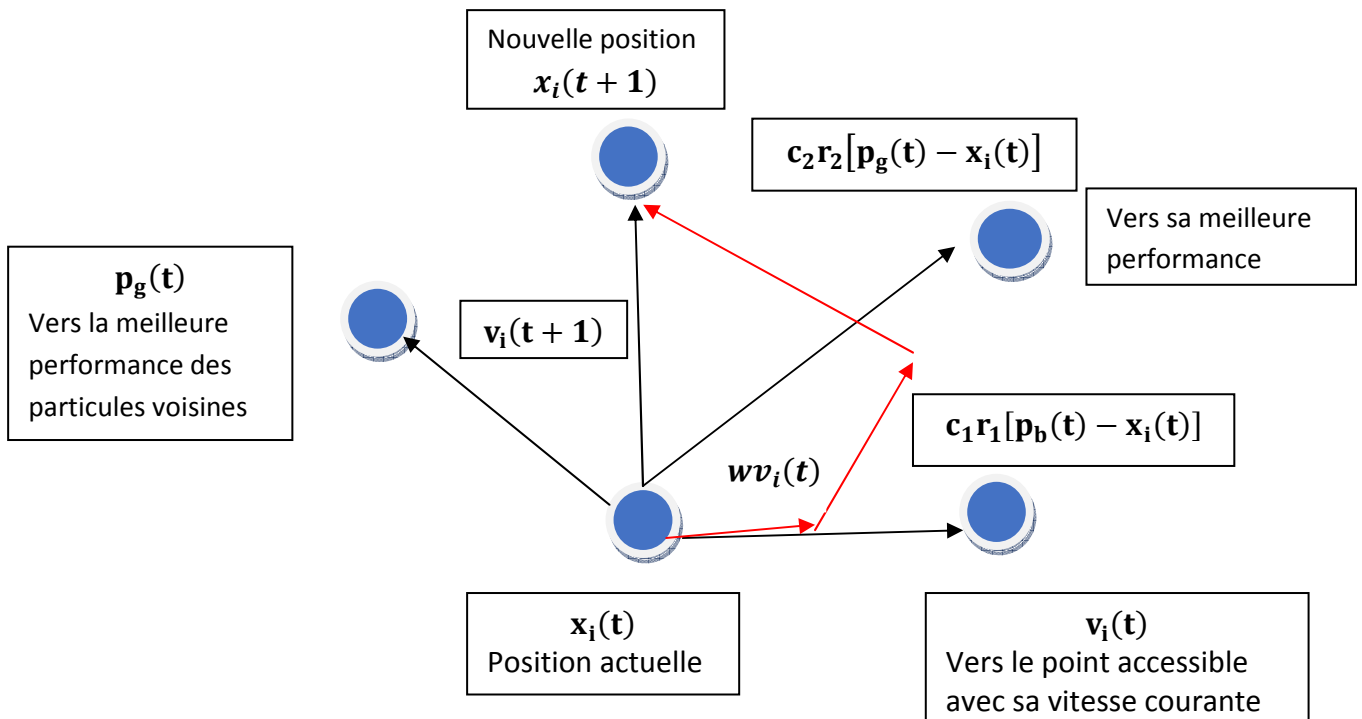


Figure 2.8 : Déplacement d'une particule.

2.5.2. Algorithme de la méthode PSO

L'algorithme de base de la méthode PSO, commence par une initialisation aléatoire des particules dans leur espace de recherche, en leur attribuant une position et une vitesse initiales. À chaque itération de l'algorithme les particules se déplacent selon les équations de calcul de vitesse et de position d'une particule et les fonctions objectives (fitness) des particules sont calculées afin de pouvoir calculer la meilleure position de toutes P_g .

La mise à jour des P_b et P_g est faite à chaque itération suivant l'algorithme cité ci dessous.

Le processus est répété jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt [23].

L'algorithme de base est très simple [25] :

On note g la meilleure position connue de l'essaim et $f(x)$ la fonction qui calcule le critère de x .

Pour chaque particule :

On initialise sa position

On initialise sa meilleure position p connue comme étant sa position initiale

Si $f(p_b) < f(p_g)$, on met à jour la meilleure position de l'essaim

On initialise la vitesse de la particule.

Tant que l'on n'a pas atteint l'itération maximum ou une certaine valeur du critère :

Pour chaque particule :

On tire aléatoire c_2 et c_3

On met à jour la vitesse de la particule suivant la formule vue précédemment

On met à jour la position x

Si $f(x) < f(p_b)$,

On met à jour la meilleure position de la particule

Si $f(p_b) < f(p_g)$, on met à jour la meilleure position de l'essaim

Afficher la meilleure solution trouvée p_g .

Le principe de l'algorithme peut être plus facilement visualisé grâce à la figure suivante :

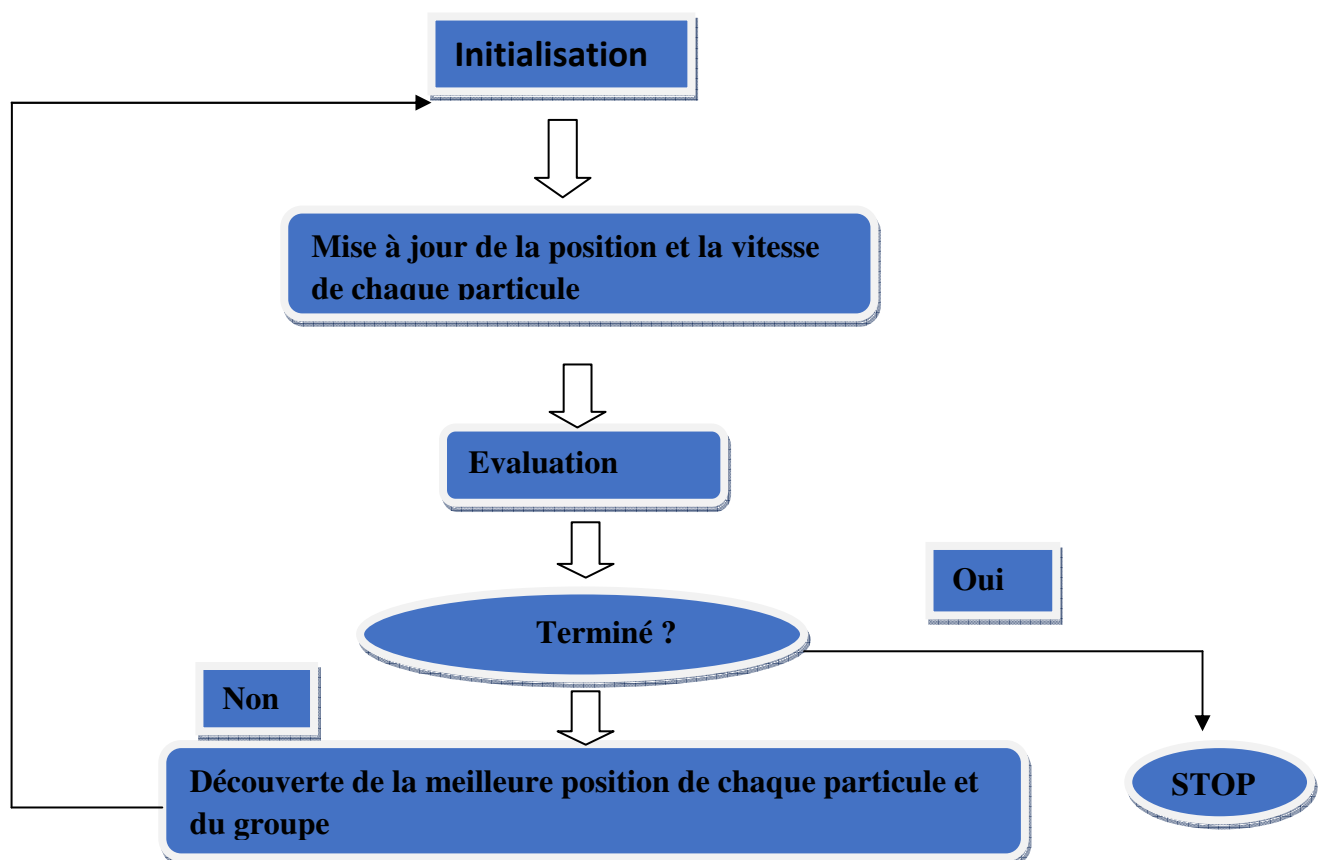


Figure 2. 9: Organigramme général de la méthode PSO [25].

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les concepts de base de fusion de données. On a présenté le filtre Kalman et on a pu voir que ce filtre est une méthode d'estimation pour les deux cas, linéaire et non linéaire. On a montré l'intérêt de l'intersection de la covariance qui est la base de fusion de données ainsi que l'algorithme d'optimisation PSO associé à cette technique.

Dans le troisième chapitre on va appliquer l'ensemble de techniques discutées dans ce chapitre à la localisation d'une station mobile dans un milieu de propagation urbain.

Chapitre 3 : Résultats de la Simulation

3.1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les étapes de simulation utilisées pour estimer la position d'une MS par l'application de filtre Kalman et la fusion de données à base de l'intersection de la covariance à partir des mesures du TOA et de la RSS. La simulation est réalisée par le logiciel Matlab.

Les résultats de simulation obtenus seront discutés, ainsi, nous allons montrer à partir de ces résultats, l'effet d'intégrer le filtre Kalman et la technique de fusion de données pour obtenir une estimation précise.

3.2. Modèle de mesure

L'estimation de la localisation mobile est prise en compte dans un environnement de propagation, comme indiqué à la Fig 3. La transition LOS / NLOS se produit pour chaque station de base lorsqu'une MS passe dans le coin de la rue [26].

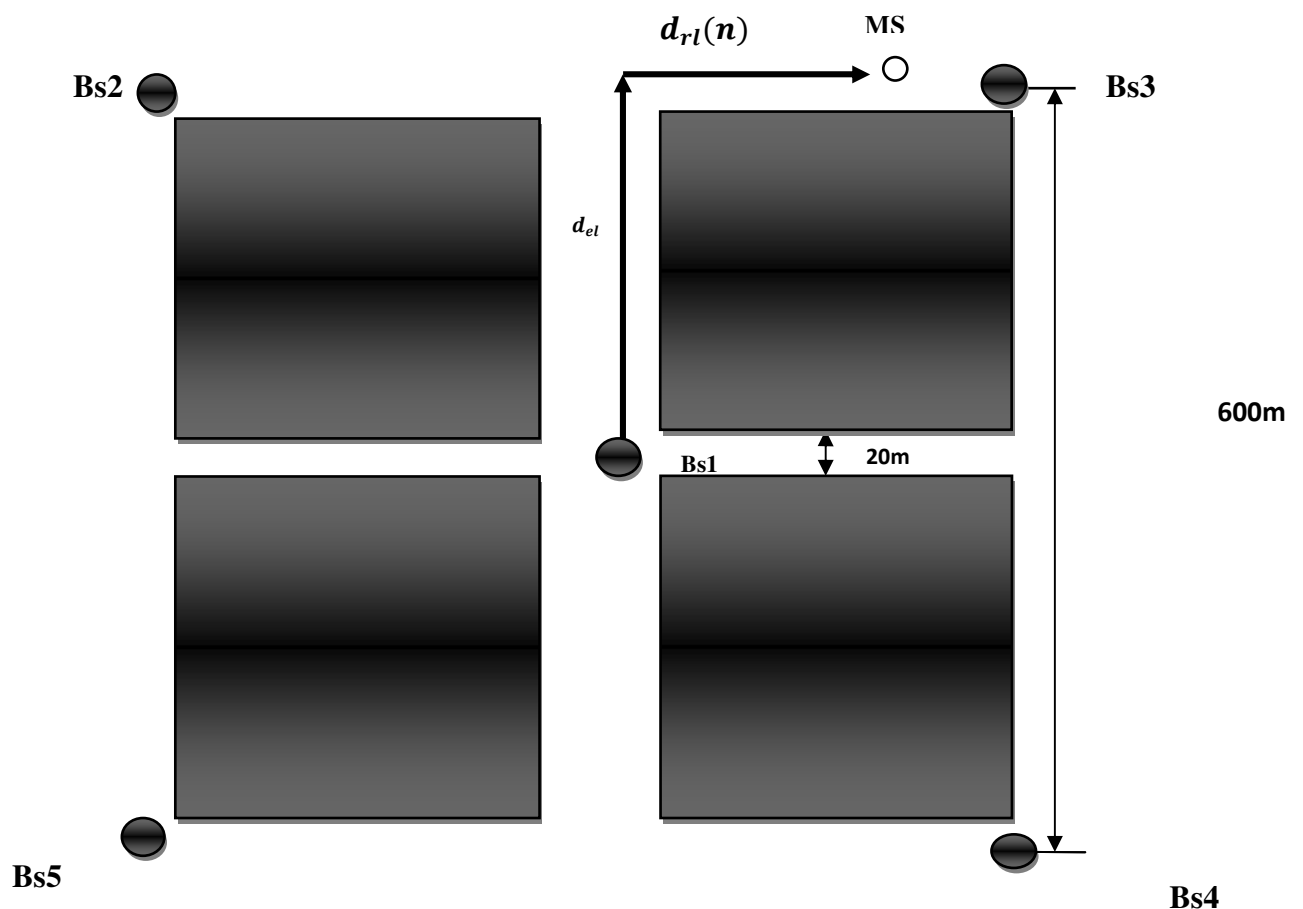


Figure 3. 1 : Environnement de propagation dans une région urbaine [26].

3.2.1. Modèle du système

Dans notre simulation nous allons utiliser 3 BS pour détecter le signal de la SM dans l'environnement de propagation urbaine en microcellule. $(x_0(n), y_0(n))$ est la coordonnée de la MS à l'instant n . Les coordonnées des stations de base sont données comme suit : **BTS1 (0m, 0m), BTS2 (-300m, 300m), BS3 (300m, 300m)**. La longueur de la trajectoire de simulation est de **500m**, la station de mobile(**MS**) se déplace dans le plan (x, y) avec une vitesse constante de **18 km/h**, à $v_x = 5 \text{ m/s}$ ou $v_y = 5 \text{ m/s}$ et avec $x_0(0) = 0 \text{ m}$ et $y_0(0) = 50 \text{ m}$. La période d'échantillonnage est **0.2s**, le temps de l'observation total est **100 s**, Les données de la mesure sont produites par la distance réelle et la puissance réelle. Le bruit de la mesure est ajouté à la distance réelle pour produire les données de la distance mesurée. Le bruit de mesure de la distance est supposé comme un bruit blanc additif Gaussien(AWGN) avec une moyenne égale zéro et un écart type $\sigma_m = 15\text{m}$.

La mesure de distance $r_k(n)$ correspondant aux données TOA entre **BS_k** et la MS à l'instant n dans l'état LOS peut être modélisé comme [26] :

$$r_k(n) = d_k(n) + w_{dk}(n), \quad k = 1, \dots, k \quad (3.1)$$

Où $d_k(n)$ est la distance réelle entre le **BS_k** correspondant et MS à l'instant n , et $w_{dk}(n)$ est le bruit de mesure TOA. Quand la propagation NLOS se produit, la distance réelle $d_k(n)$ est la somme des deux distances de BS_k au coin et du coin à la MS. La mesure de distance $r_k(n)$ correspondant aux données TOA entre BS_k et la MS à l'instant n sous le NLOS la condition peut être modélisée comme :

$$r_k(n) = d_k(n) + w_{dk}(n) = d_{ck} + d_{rk}(n) + w_{dk}(n), \quad k = 1, \dots, k \quad (3.2)$$

Où d_{ck} et $d_{rk}(n)$ représentent les distances de BS_k au coin et du coin à la MS, respectivement.

La mesure de puissance $p_k(n)$ correspondant aux données RSS entre BS_k et MS à l'instant n , sous la condition LOS peut être modélisée comme :

$$p_k(n) = 10 \log \left[d_k^a(n) \left(1 + \frac{d_k(n)}{g} \right)^b \right] + w_{pk}(n), \quad k = 1, \dots, k \quad (3.3)$$

La mesure de puissance $p_k(\mathbf{n})$ correspondant aux données RSS entre BS k et MS à l'instant n sous la condition NLOS peut être modélisée comme :

$$p_k(\mathbf{n}) = 10 \log \left[d_{ck}^a \left(1 + \frac{d_{ck}}{g} \right)^b (d_k(\mathbf{n}) - d_{ck})^a \times \left(1 + \frac{(d_k(\mathbf{n}) - d_{ck})}{g} \right)^b \right] + w_{pk}(\mathbf{n}) \quad \mathbf{k} = 1, \dots, k \quad (3.4)$$

Où $w_{pk}(\mathbf{n})$ est le bruit de mesure RSS modélisé comme Gaussien blanc(AWGN) avec une moyenne nulle et un écart type de $\sigma_p = 2 \text{ dB}$

Dans la simulation, on suppose que $g = 150 \text{ m}$ et $a = b = 2$. g est la pause point compris entre 150 et 300 m , et les paramètres a et b déterminer les pentes avant et après le point de rupture, respectivement.

Pour plus de simplicité, ces mesures sont formulées sous forme vectorielle.

• Pour le cas LOS:

$$\begin{cases} p_k(\mathbf{n}) = 10 \log \left[d_k^a(\mathbf{n}) \left(1 + \frac{d_k(\mathbf{n})}{g} \right)^b \right] + [w_{pk}(\mathbf{n})] \\ r_k(\mathbf{n}) = [d_k(\mathbf{n})] + [w_{dk}(\mathbf{n})] \end{cases} \quad k=1, \dots, k \quad (3.5)$$

• Pour le cas NLOS

$$\begin{cases} p_k(\mathbf{n}) = 10 \log \left[d_{ck}^a \left(1 + \frac{d_{ck}}{g} \right)^b (d_k(\mathbf{n}) - d_{ck})^a \left(1 + \frac{(d_k(\mathbf{n}) - d_{ck})}{g} \right)^b \right] + [w_{pk}(\mathbf{n})] \\ r_k(\mathbf{n}) = [d_k(\mathbf{n})] + [w_{dk}(\mathbf{n})] \end{cases} \quad k = 1, 2, 3 \quad (3.6)$$

Les équations (3.5) et (3.6) sont appelées modèles multiples de fusion de données et les mesures. Les mesures de bruits $w_{pk}(\mathbf{n})$ et $w_{dk}(\mathbf{n})$ sont supposés être indépendants. Les techniques de fusion de données exploitent les mesures indépendantes pour créer des estimateurs plus précis [26].

3.3. Les étapes de simulation

Le but est de trouver la position du mobile (MS), le processus comporte plusieurs étapes qui sont d'écrite comme suit :

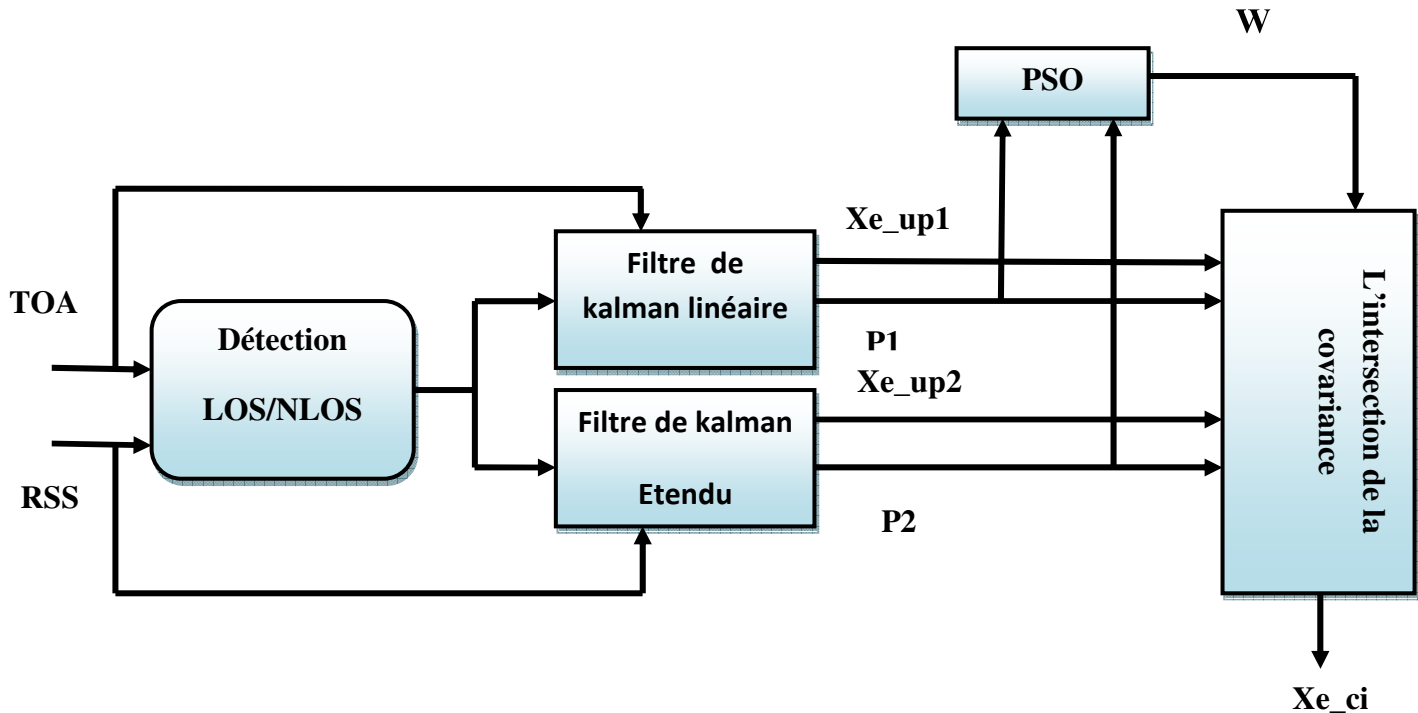


Figure 3. 2: Schéma fonctionnelle de la méthodologie générale.

Étape 1 : à l'aide de matlab, on calcule la distance réelle entre BTS et la MS dans l'environnement LOS/NLOS par deux méthodes du TOA et de la RSS.

Étape 2 : identification de la condition LOS/NLOS par une simple hypothèse avec la réduction de l'effet de l'erreur NLOS.

Étape 3 : afin d'estimer la position d'un mobile, on applique le filtre de Kalman . on utilise le filtre Kalman pour la méthode de TOA, et pour la RSS on utilise le filtre Kalman étendu puisque le modèle mathématique du RSS est non linéaire.

Étape 4 : le facteur de poids w est obtenu à l'aide de l'algorithme PSO qui minimise la trace de la covariance des deux erreurs d'estimation combinées et qui sera utilisé par CI afin de fournir une estimation cohérente et précise qui est proche de la meilleure.

Étape 5 : utilisation de la méthode de l'intersection de la covariance pour combiner les distances estimées et la covariance des deux erreurs, en intégrant le facteur de poids w dans le but de fournir une estimation globale et fiable de la position d'une station mobile.

3.4. Détection LOS/NLOS

Afin d'identifier LOS / NLOS, nous avons utilisé une fenêtre glissante de taille M pour faire un calcul en temps réel de l'écart type $\hat{\sigma}_{m_k}$ de l'erreur de la distance mesurée. La taille de la fenêtre est choisie de manière empirique pour améliorer les performances statistiques de lissage. L'écart type approximatif de l'erreur de la distance mesurée peut être calculée par [27] :

$$\hat{\sigma}_{m_k}(\mathbf{n}) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=n-M+1}^n (r_k(j) - \bar{r}_k(n))^2} \quad \mathbf{k}=1, \dots, k \quad (3.7)$$

Où $\bar{r}_k(n)$ est la moyenne de fenêtre $r_k(j)$ de $j=n-M+1$ à $j=n$ et peut être exprimé par

$$\bar{r}_k(n) = \left(\frac{1}{M}\right) \sum_{j=n-M+1}^n r_k(j) \quad \text{pour } \mathbf{k}=1, \dots, k \quad (3.8)$$

Dans la fenêtre d'estimation mobile proposée, lorsque la condition NLOS existe, l'écart type mesuré sera nettement plus grand que le cas de LOS.

Un test d'hypothèse est donné par l'expression suivante peut être utilisé pour détecter la transition LOS/NLOS :

$$\begin{aligned} H_0: \quad & \hat{\sigma}_{m_k} \leq \sigma_m(\text{condition LOS}), \\ H_1: \quad & \hat{\sigma}_{m_k} > \sigma_m(\text{condition NLOS}). \end{aligned}$$

Si l'hypothèse H_1 est satisfaite et en vue d'éliminer l'erreur NLOS, une multiplication par 12 du diagonal de la matrice de covariance est effectuée.

3.5. Calcul de la position de mobile dans le plan (x, y)

Les résultats d'estimation sont les distances estimées entre les trois BS et MS individuels. Ces distances estimées peuvent être utilisées pour obtenir l'emplacement du MS $(x_0(n), y_0(n))$. Les coordonnées correspondantes des trois BS sont supposées être (x_1, y_1) , (x_2, y_2) et (x_3, y_3) , respectivement. Les équations (3.9) à (3.11) expriment la relation entre l'emplacement MS $(x_0(n), y_0(n))$ et les distances estimées $\hat{d}_{1(n)}$, $\hat{d}_{2(n)}$, $\hat{d}_{3(n)}$ [26] .

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 = \widehat{d}_1^2(n) = d_1^2(n) & \text{Pour LOS} \\ (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 \approx d_{c1}^2 + (\widehat{d}_1(n) - d_{c1})^2 = d_1^2(n) & \text{Pour NLOS} \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 = \widehat{d}_2^2(n) = d_2^2(n) & \text{Pour LOS} \\ (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 \approx d_{c2}^2 + (\widehat{d}_2(n) - d_{c2})^2 = d_2^2(n) & \text{Pour NLOS} \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 = \widehat{d}_3^2(n) = d_3^2(n) & \text{Pour LOS} \\ (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 \approx d_{c3}^2 + (\widehat{d}_3(n) - d_{c3})^2 = d_3^2(n) & \text{Pour NLOS} \end{cases} \quad (3.11)$$

Chaque équation représente un cercle, et le BTS est le centre du cercle. L'emplacement $MS(x_0(n), y_0(n))$ se trouve à l'intersection de trois cercles. En combinant (3.9) et (3.10), les termes du second ordre $x_0^2(n)$ et $y_0^2(n)$ peuvent être éliminés pour obtenir l'équation du premier ordre suivante:

$$(x_2 - x_1)x_0(n) + (y_2 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_2^2(n) - x_1^2 + x_2^2 - y_1^2 + y_2^2}{2} \quad (3.12)$$

De la même façon, les deux autres équations du premier ordre peuvent être obtenues en combinant (3.9) et (3.11), ainsi que (3.10) et (3.11), c'est-à-dire:

$$(x_3 - x_1)x_0(n) + (y_3 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_3^2(n) - x_1^2 + x_3^2 - y_1^2 + y_3^2}{2} \quad (3.13)$$

$$(x_3 - x_2)x_0(n) + (y_3 - y_2)y_0(n) = \frac{d_2^2(n) - d_3^2(n) - x_2^2 + x_3^2 - y_2^2 + y_3^2}{2} \quad (3.14)$$

Nous pouvons obtenir les trois points d'intersection individuels $(x_0^{(1)}(n), y_0^{(1)}(n))$, $(x_0^{(2)}(n), y_0^{(2)}(n))$, et $(x_0^{(3)}(n), y_0^{(3)}(n))$ qui proviennent de la combinaison de deux équations (3.12) à (3.14).

La moyenne des trois points d'intersection est calculée par :

$$\mathbf{x}_0(\mathbf{n}) = \frac{x_0^{(1)}(\mathbf{n}) + x_0^{(2)}(\mathbf{n}) + x_0^{(3)}(\mathbf{n})}{3} \quad (3.15)$$

$$\mathbf{y}_0(\mathbf{n}) = \frac{y_0^{(1)}(\mathbf{n}) + y_0^{(2)}(\mathbf{n}) + y_0^{(3)}(\mathbf{n})}{3} \quad (3.16)$$

Et d'après le calcul de la moyenne on obtient la position de MS $(\mathbf{x}_0(\mathbf{n}), \mathbf{y}_0(\mathbf{n}))$.

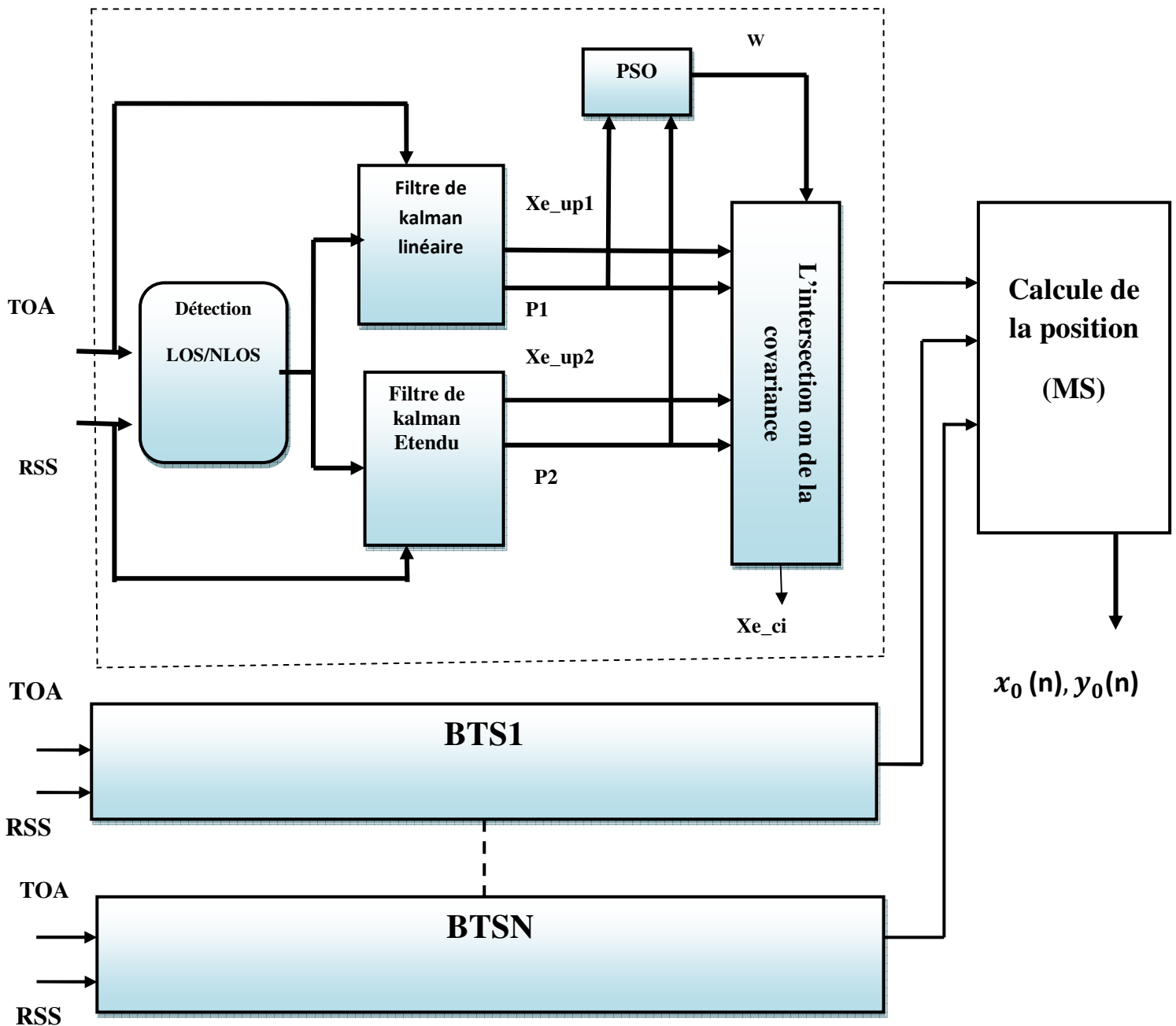


Figure 3. 3 : architecteur de l'estimateur à base du filtrage décentralise pour la localisation d'une MS.

3.6. Les résultats de simulation

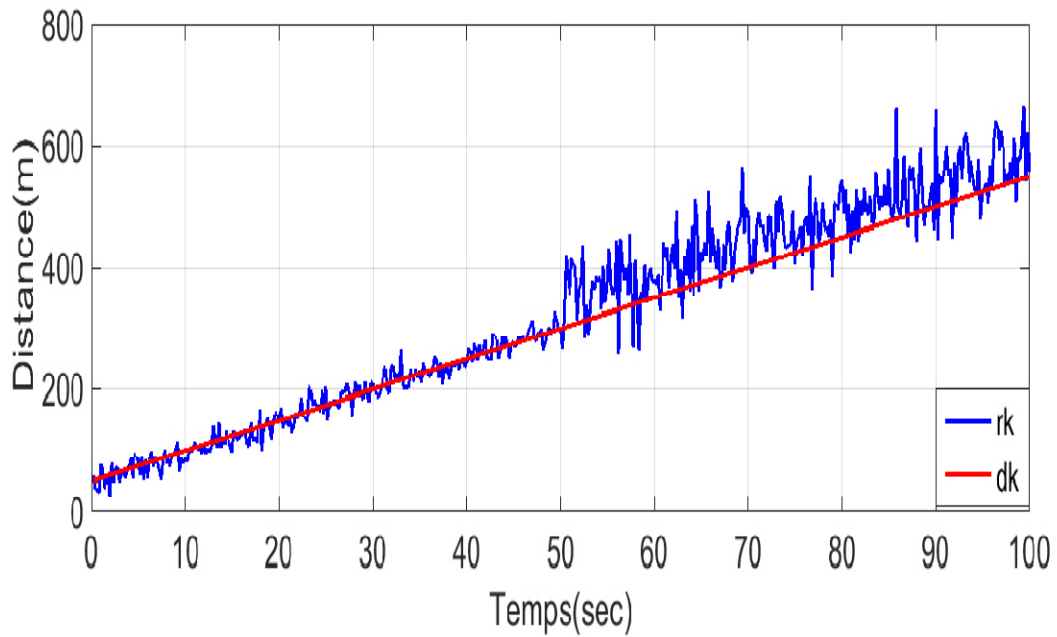


Figure 3. 4 : la distance réelle (dk) et la distance mesurée (rk).

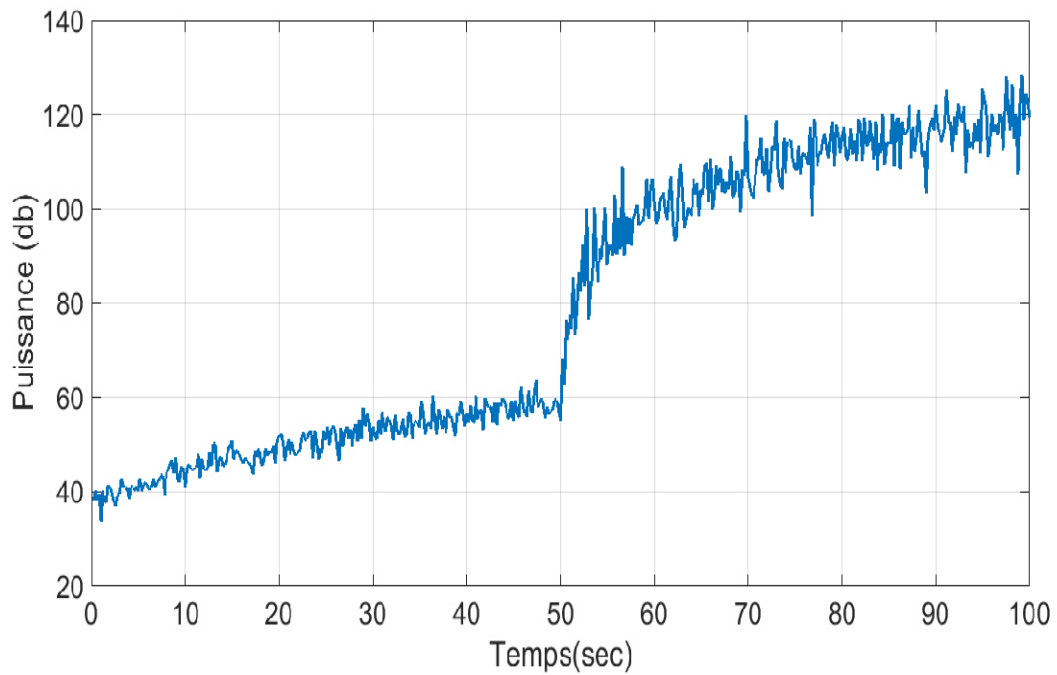


Figure 3. 5 : la puissance mesurée par la méthode RSS.

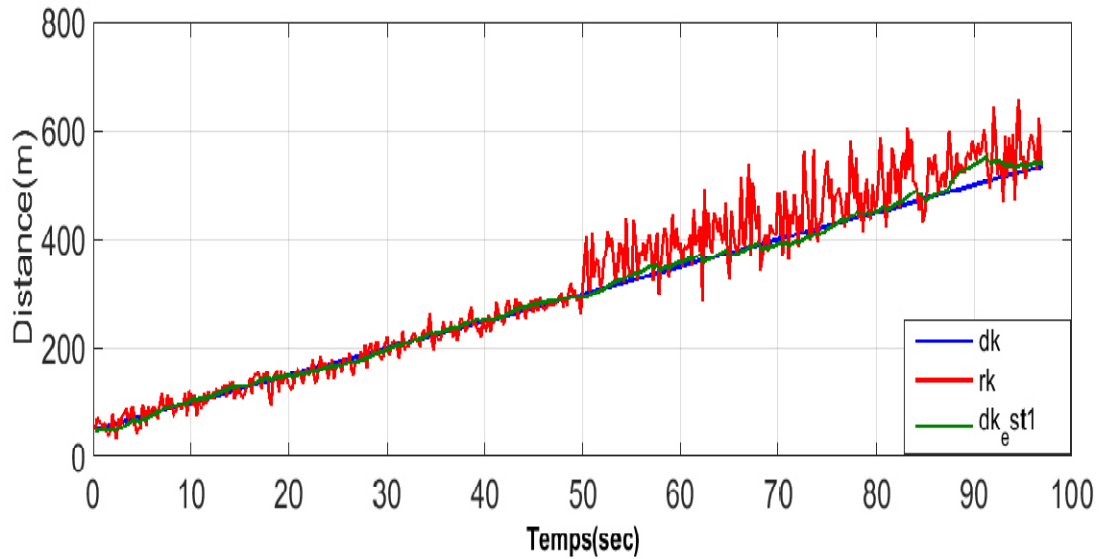


Figure 3. 6 : Estimation de la position de MS par KF à base de mesures du TOA.

La figure présente la trajectoire réelle (dk) et mesurée (rk) de MS avec la trajectoire estimée par le filtre Kalman (dk_est1), on remarque que la trajectoire estimée converge vers la trajectoire réelle dans le cas LOS. Cependant cette convergence n'est pas parfaite cela est dû aux conditions initiales, lorsque on a un changement du mode de LOS vers NLOS on remarque qu'il y a une divergence, La condition de transition LOS/NLOS a entraîné une erreur de mesure pour l'estimation de la trajectoire.

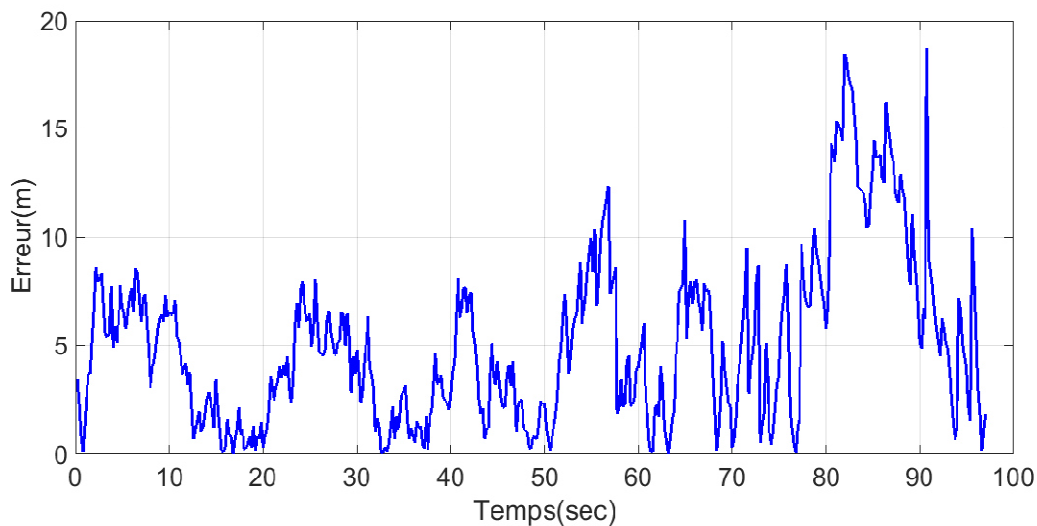


Figure 3. 7 : l'erreur d'estimation par TOA .

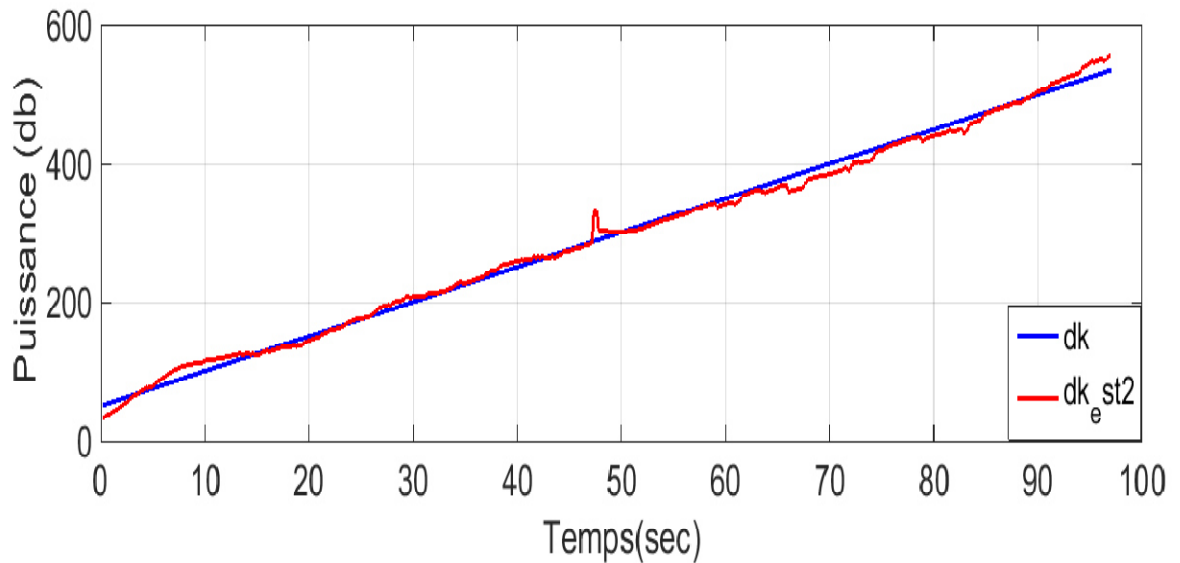


Figure 3. 8 : estimation de la position MS par EKF à base de mesures du RSS.

Cette figure représente la trajectoire réelle (dk) avec la trajectoire estimée (dk_est2) par le filtre kalman étendu à base des mesures de la RSS, on remarque que la trajectoire estimée converge vers la trajectoire réelle cependant au début de l'estimation il y a une divergence et aussi lorsque on a un changement du mode de LOS vers NLOS.

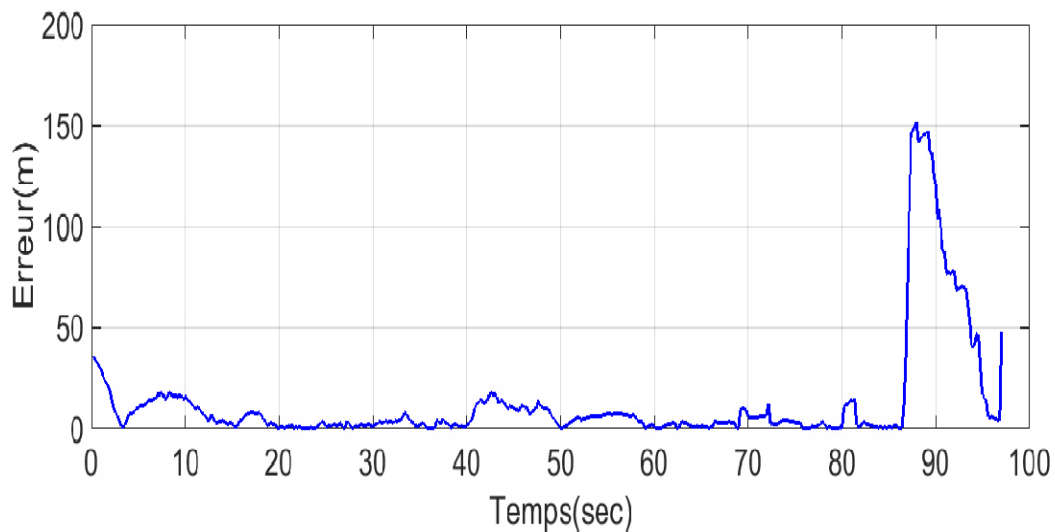


Figure 3. 9:l'erreur d'estimation par RSS .

D'après la figure on remarque qu'il y a un pic qui a dépassé 140 m cela est dû à une mauvaise identification du NLOS par le filtre Kalman étendu car la matrice de covariance du bruit de mesure utilisée par ce filtre n'est pas ajustées de manière adaptative pour correspondre à la variation de covariance réelle dans le cas NLOS.

➤ Discussion des résultats

Les résultats de simulation obtenus ont montré que les deux filtres KF et EKF peuvent fournir une bonne estimation de la distance entre une BS et la MS cependant cette estimation ne peut être optimale, on a constaté que dans le cas NLOS il y en a une marge d'erreurs cela est dû à la mauvaise détection du NLOS. D'après les résultats, on a constaté aussi que les conditions initiales et le passage du mode LOS vers le mode NLOS provoque une grande erreur dans l'estimation.

3.6.1. Estimation de la distance par la fusion de données à base de l'intersection de la covariance :

Après l'estimation de trajectoire de station mobile par les deux filtres KF et EKF à base des mesures de TOA et de la RSS, pour fournir une estimation globale, nous allons combiner les deux distances estimées et leurs covariances d'erreurs par une technique de fusion de données par l'intersection de la covariance en intégrant la méthode PSO qui va minimiser la trace de la covariance combinée pour trouver le facteur de poids w optimal qui sera utilisé par CI afin de déterminer le positionnement précis de la MS.

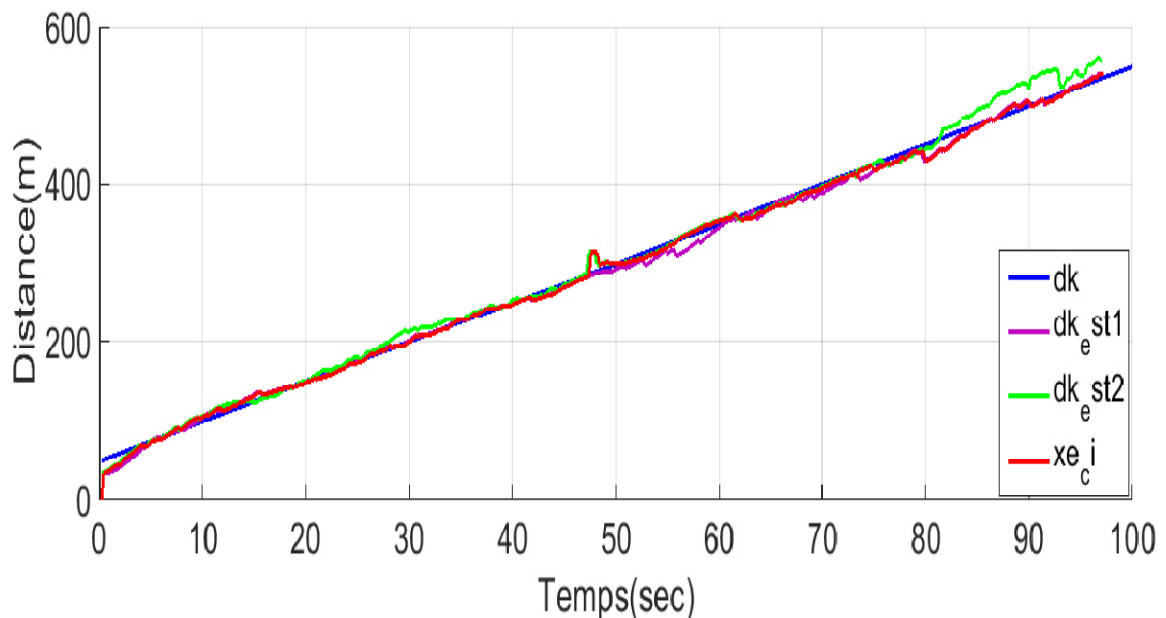


Figure 3.10 : Estimation par l'intersection de covariance.

La figure présente la trajectoire réelle (dk), la trajectoire estimée par TOA (dk_est1) et la trajectoire estimée par RSS (dk_est2) et la trajectoire estimée par CI (xe_ci). D'après la figure on remarque que la trajectoire estimée par l'intersection de la covariance est proche de

la trajectoire réelle, on remarque qu'elle essaye de suivre la meilleure estimation entre TOA et RSS c'est-à-dire la trajectoire qui est proche de la trajectoire réelle.

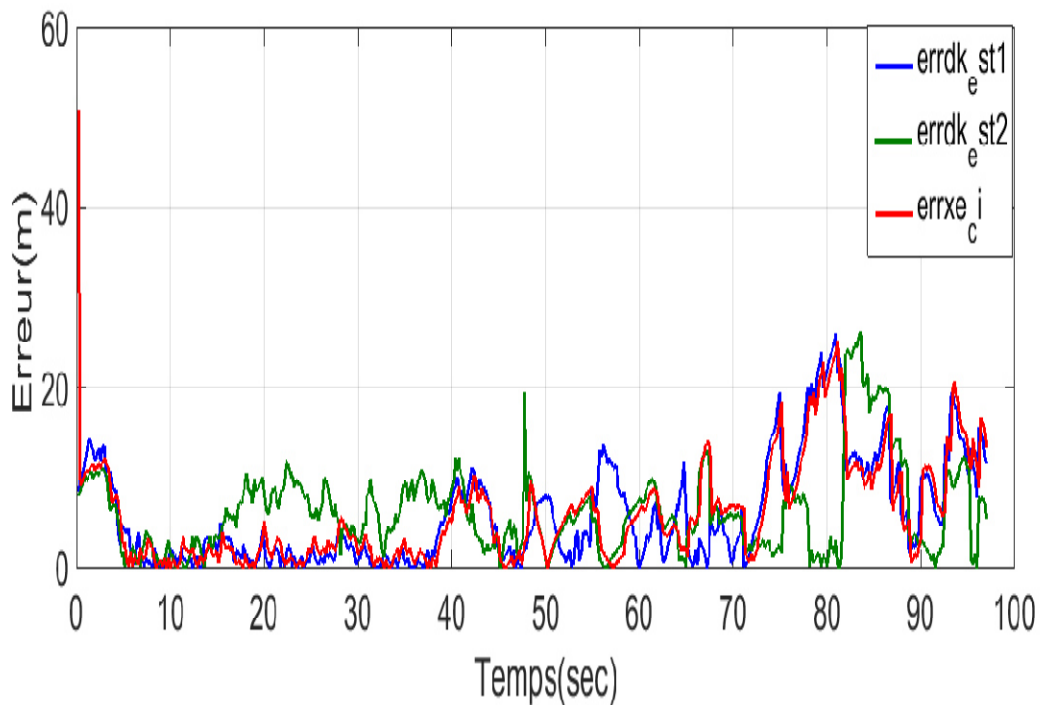


Figure 3. 11: l'erreur d'estimation par l'intersection de la covariance.

La figure représente les trois erreurs d'estimation, l'erreur d'estimation par TOA ($errdk_est1$) et l'erreur d'estimation par RSS ($errdk_est2$), et l'erreur d'estimation par CI ($errxe_ci$).

On remarque que la technique de fusion de données par CI avec l'intégration de la méthode PSO a pu réduire un peu l'erreur d'estimation et aussi on remarque que cette erreur essaye de suivre l'erreur minime des deux erreurs d'estimation par TOA et RSS.

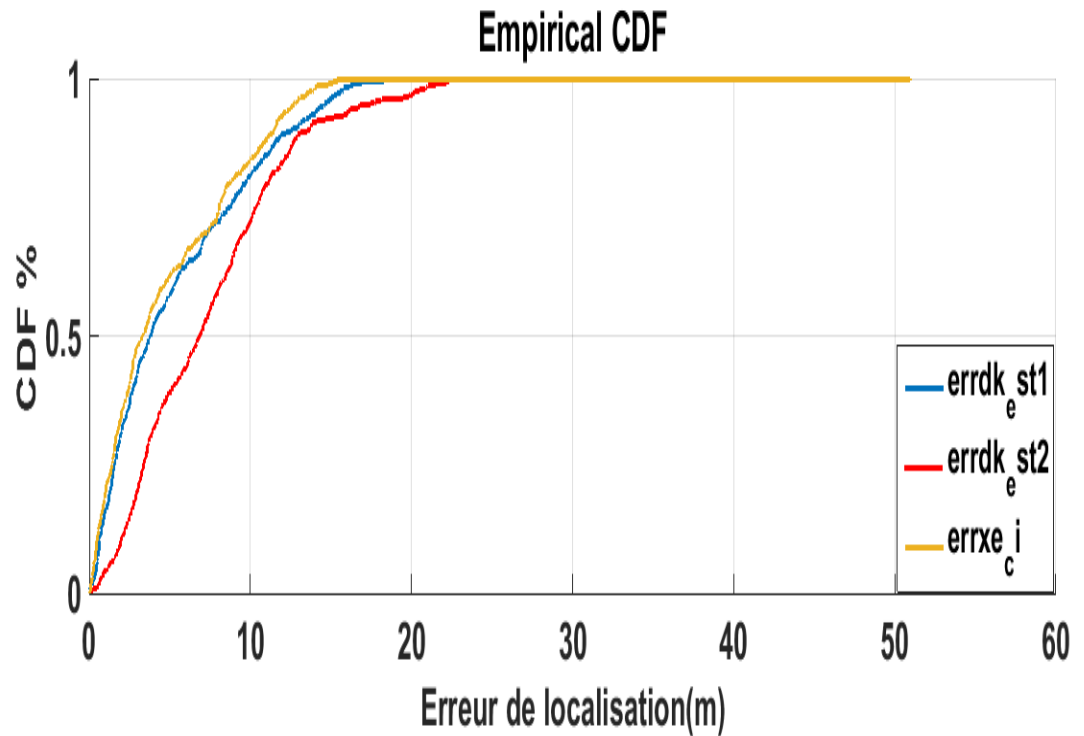


Figure 3. 12 : la fonction CDF des erreurs d'estimation pour CI et TOA et RSS.

L'utilisation de la fonction CDF nous a permis de voir clairement l'effet d'introduire la fusion de données par l'intersection de la covariance. On remarque que l'erreur d'estimation par CI (errxc_ci) est plus faible si on la compare avec l'erreur d'estimation par TOA (errdk_est1) et RSS (errdk_est2) et essaye de suivre l'erreur la plus faible qui est l'erreur par TOA.

3.6.2. Estimation de la position d'une station mobile dans le plan (x,y)

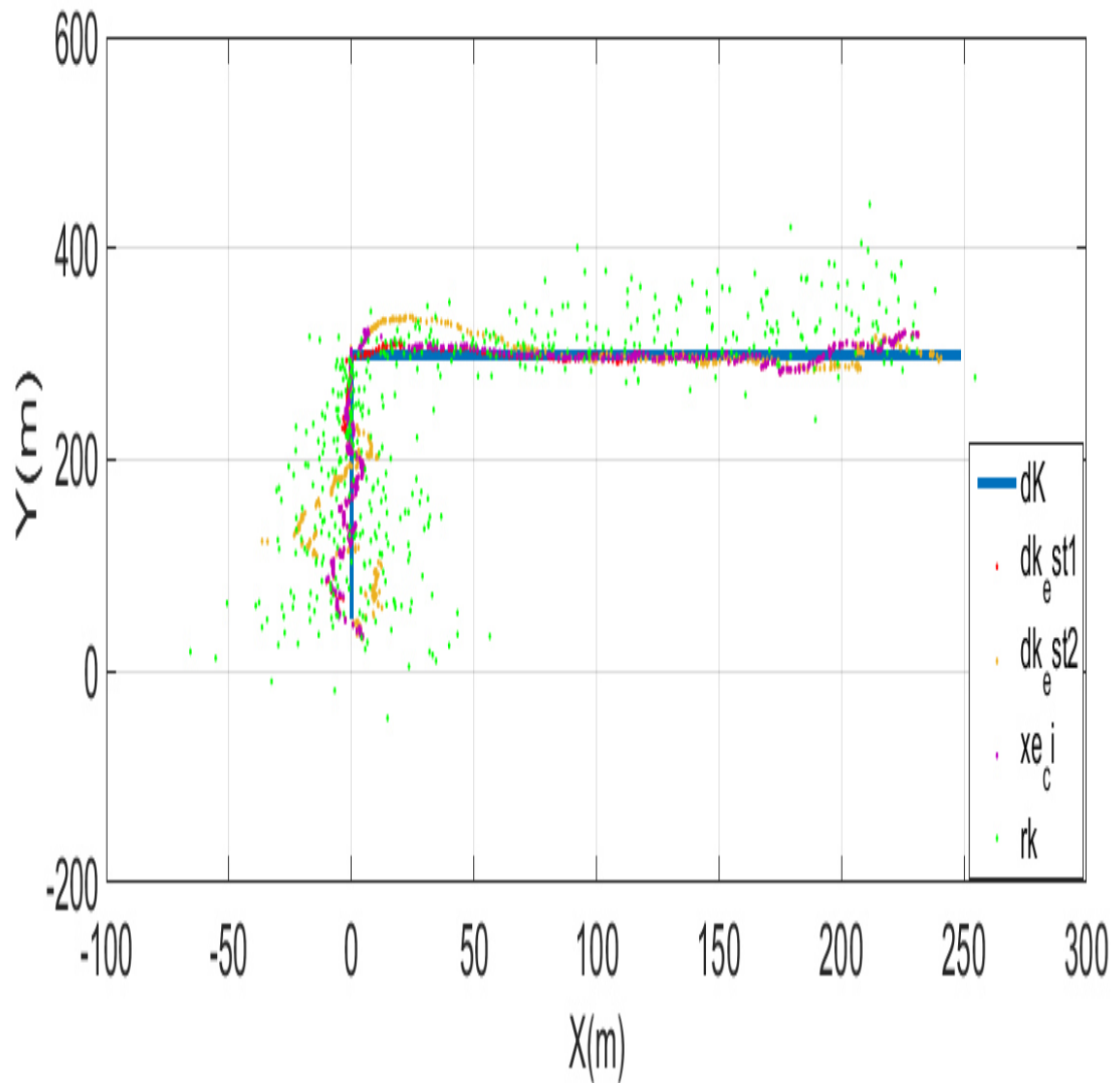


Figure 3. 13: L'estimation de la position MS par CI dans le plan (x,y).

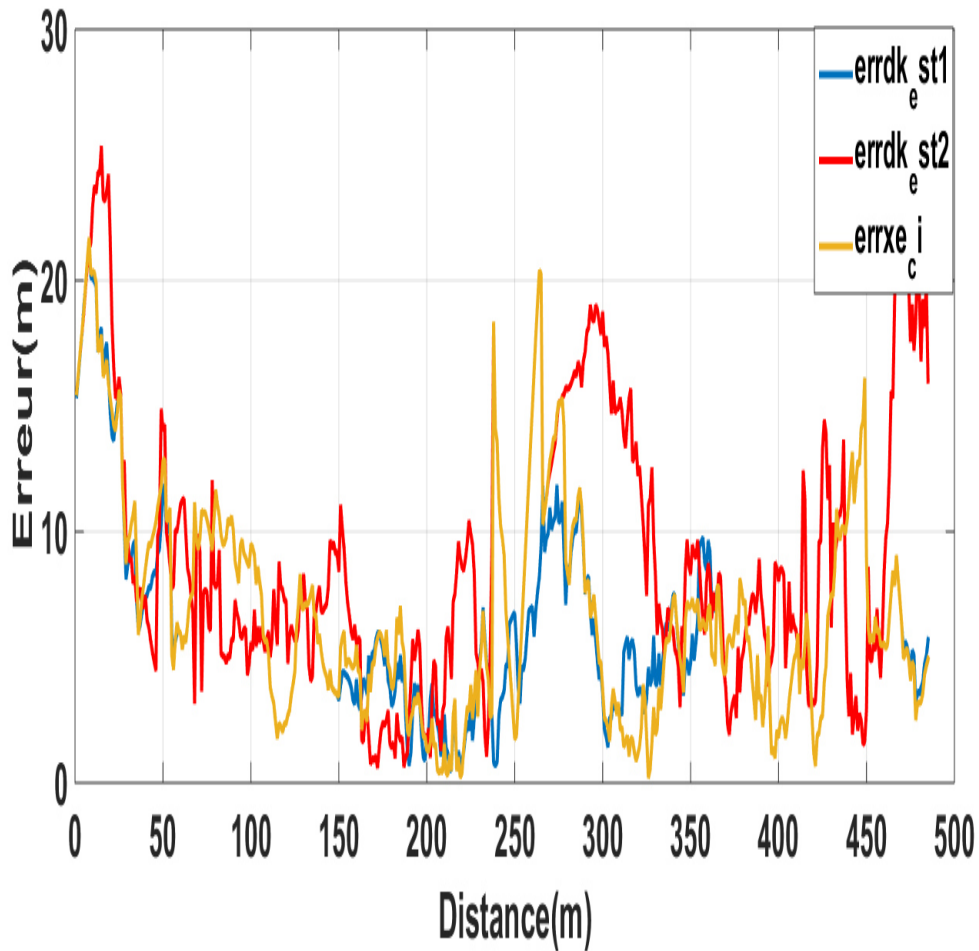


Figure 3. 14: l'erreur d'estimation de la position MS par CI dans le plan (x, y).

La figure représente l'erreur d'estimation de la trajectoire totale de la position MS dans le plan (x, y) , cette figure montre que la technique CI a réduit un peu l'erreur ce qui a permis d'améliorer l'estimation de l'emplacement de MS. la figure suivante illustre bien l'amélioration de l'estimation selon l'erreur d'estimation par CI qui essaye de suivre l'erreur la plus faible.

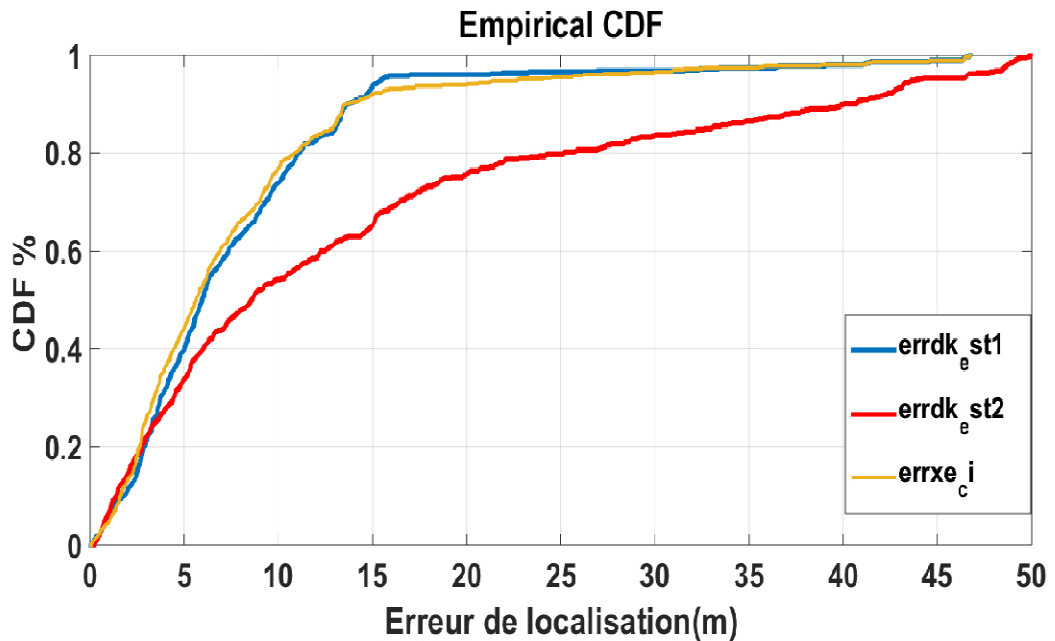


Figure 3. 15: la fonction CDF des erreurs d'estimation dans le plan (x,y).

➤ Discussion des résultats de la technique intersection de la covariance

L'application de la fusion de données par l'intersection de la covariance sur les deux trajectoires estimées de TOA et de la RSS peut améliorer les performances d'estimation globale de la position de MS. la technique CI permet de fournir une estimation cohérente qui est proche de la meilleure et d'après les résultats de simulation on constate que cette technique peut réduire un peu l'erreur d'estimation.

On constate aussi qu'au début de l'estimation l'erreur est un peu élevée et cela est dû aux conditions initiales. L'erreur est aussi un peu grande lorsqu'on a un changement du mode (du LOS vers le NLOS et vice versa).

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté deux méthodes d'estimation de la position d'une station mobile dans un environnement sans fil rude. Les deux méthodes sont basées sur le filtrage de Kalman linéaire et non linéaire en utilisant des mesures de TOA et de la RSS. Les résultats de simulation montrent que KF et EKF sont des méthodes d'estimation de la trajectoire d'une station mobile très puissantes, cependant cette estimation n'est pas optimale.

On a constaté que les conditions initiales et La condition de transition LOS / NLOS entraînent des erreurs de mesure dans l'estimation.

L'intégration de l'algorithme PSO qui est performant et puissant pour sa précision et son temps de calcul très court avec l'intersection de la covariance a amélioré un peu la performance d'estimation en termes de précision. L'estimation de la position avec ces deux techniques est plus robuste et fournit une erreur plus faible.

Conclusion générale

Conclusion générale

Notre projet de fin d'études s'inscrit dans le contexte de la localisation d'une station mobile par le filtre Kalman et l'intersection de la covariance, dans les réseaux mobiles. L'exploitation d'estimateurs comme le filtrage de Kalman permet de déterminer la position de mobile en fonction des mesures réelles bruitées et des modèles de propagation choisis. En fusionnant par l'intersection de la covariance le résultat de deux méthodes d'estimation basées sur le TOA et la RSS.

Pour ce faire, nous avons d'abord étudié les moyens de localisations actuels et les techniques de localisation existantes en identifiant les avantages et les inconvénients de chacune d'elles. Puis nous nous sommes basés sur deux techniques de localisation utilisées dans notre travail, qui répondent le mieux aux contraintes de robustesse. On a abordé le problème de la localisation d'un mobile à l'aide des mesures de TOA et la RSS, en utilisant le filtre de Kalman et une de ses variantes qui est le filtre de Kalman étendu utilisé pour traiter le cas RSS. Pour améliorer les performances d'un système de localisation, on a effectué la méthode de fusion de données.

Il existe beaucoup de techniques qui permettent d'améliorer la précision des estimations de la position. Dans ce travail, nous avons choisis d'utiliser la fusion de données par la technique d'intersection de la covariance pour combiner les estimés de TOA et de RSS afin de déterminer le positionnement précis d'une station mobile.

Enfin pour améliorer la technique de CI, on a introduit la méthode d'optimisation PSO afin d'obtenir une estimation plus précise de la position.

Les résultats de simulations obtenus montrent que le filtre Kalman est capable de fournir une bonne estimation de la distance entre une BS et la MS et d'atténuer l'effet de l'erreur NLOS. L'intégration de la technique CI avec l'algorithme de PSO réduit grandement l'erreur et permet d'aboutir à des meilleures performances d'estimation de la position d'une MS.

Ce travail nous a permis également d'apprendre et d'enrichir nos connaissances et s'attaquer aux problématiques les plus accentuées dans le domaine de localisation. Ainsi, de nombreux travaux restent à mener pour pouvoir aboutir à des résultats satisfaisants.

Référence bibliographiques

- [1] NH.Seghier, «Localisation d'un mobile dans un réseau UMTS», mémoire de magister en électronique, Université des Sciences et de la Technologie, Oran, 2013.
- [2] <https://www.lespritsorcier.org/blogs-membres/systeme-de-positionnement-satellites/>
[Consulté le 9 juillet 2019].
- [3] J.Cosandier, « Principes généraux de la localisation par satellites», cour avril, 2003.
- [4] <https://pdhonline.com/courses/l116a/l116content.htm>[consulté le 16 aout 2019].
- [5] J .Dubois, JS. Daba, M. Nader, C. El Ferkh « GSM Position Tracking using a Kalman filtre » International Journal of Electronics and Communication Engineering, Vol.6, No.8, 2012.
- [6] A.Dahmoune, «localisation des terminaux mobiles GSM dans les environnements urbains »,mémoire pour l'obtention du diplôme master recherche, télécommunication, Université de Bejaïa,2013.
- [7] L. Adnane, «Geolocalisation dans les réseaux mobiles (GSM et CDMA _a Mobilinfo) », Master Informatique, école nationale des science appliquées, (2008-2009).
- [8] 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.
- [9] I .Gilles, «Radiolocalisation en milieu confiné non stationnaire »,Mémoire pour l'obtention du grade de Maître ès sciences, Québec, faculté de la science et de génie université Laval ,2005.
- [10] Articles Techniques de géolocalisation : le GSM, le WiFi, l'adresse IP et le RFID
Géolocalisation de véhicules Belgique Géolocalisation de véhicules – Infos utiles et comparer des devis.
- [11] L. Arouche, « Etude de la géolocalisation dans le réseau GSM », mémoire pour l'obtention du diplôme de master, télécommunication, Université de Bejaïa,2012.
- [12] S.Guillaume, « Introduction à la géolocalisation 802.11 »Université Louis Pasteur LSIT.
- [13] I. Bloch, «Fusion d'Informations en Traitement du Signal et des Images », Traité IC2, série Traitement du signal et de l'image, Hermès Science Publications, Paris, ISBN 2-7462-0628-5,2003.

- [14] B.Bradai, «Optimisation des Lois de commande d'éclairage automobile par fusion de donnée», thèse de doctorat, Ecole Doctorale Multidisciplinaire Jean Henri Lambert Science Dures, Spécialité: Automatique et informatique industrielle, 20 septembre 2007.
- [15] R. Jitendra, « Melti-sensor Data Fusion: Theory and Practice», Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB, p.21-22,2010.
- [16] D.Brulin, «Fusion de données multi-capteur pour l'habitat intelligent», thèse de doctorat, Université d'orléans, Ecole Doctorale Science et Technologie, orléans,France, 27 août 2010.
- [17] C. Keramsi, T. Porteboeuf, F. Thorey, « Les filtres de Kalman », mars 2011.
- [18] F.Evennou, « Techniques et technologies de localisation avancées pour terminaux mobiles dans les environnements indoor », THESE de Doctorat, Optique et Radio Fréquences, Université Joseph-Fourier -Grenoble I, France,2007.
- [19] A. Meche , « Le filtre de Kalman et ses applications à la poursuite et à la détection de voies » Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie d'Oran USTO-MB, 2013.
- [20] A. Kazem, « PARTICULES DETERMINISTES GENERALISEES EN FILTRAGE NON-LINEAIRE: APPLICATIONS DEFENSE ET TELECOMMUNICATIONS », THÈSE de DOCTORAT, Automatique et Traitement du Signal, l'Université Toulouse III - Paul Sabatier,France, 17 septembre 2008.
- [21] J.Grassidis « optimal estimation of dynamic systems»,2eme édition, new york.USA,2012.
- [22] D.Nicolson et S J.Jilier,al J.Uhlmam « An evaluation of convariance intersection» ,vol 4196,pp337-347,2000.
- [23] M. Zemzami1, N . Elhami, A. Makhloufi, M. Itmi, N. Hmina, « Application d'un modèle parallèle de la méthode PSO au problème de transport d'électricité », Université de Normandie, INSA, Rouen, Université Ibn Tofail, ENSA, Kenitra, Maroc,2016.
- [24] M.Nouiri, «Implémentation d'une méta-heuristique embarquée pour résoudre le problème d'ordonnancement dans un atelier flexible de production »,thèse de DOCTORAT ,Electronique et Technologie de l'Information et de la Communication , Université de Carthage École Polytechnique de Tunisie , 03 Juillet 2017.
- [25] M.Bombrun, A. Sene , « L'optimisation par essaim particulaire pour des problèmes d'ordonnancement », Rapport d'ingénieur, Calculs et modélisations scientifiques, Institut Supérieur d'Informatique de Modélisation et de leurs Applications, 24/03/2011.

[26] B.Sen Chen, Ch.Yi Yang, F.Ko Liao, J.Feng Liao, « Mobile Location Estimator in a Rough Wireless Environment Using Extended Kalman-Based IMM and Data Fusion », VOL. 58, NO3, MARCH 2009.

[27] J.Feng Liao , B.Sen Chen, «Adaptive Mobile Location Estimator with NLOS Mitigation using Fuzzy Inference Scheme », Department of Electrical Engineering, National Tsing-Hua University Hsin-chu 300, Taiwan, R.O.C.

Résumé :

L'objectif du travail présenté dans ce mémoire est la localisation d'une station mobile par le filtre kalman et l'intersection de la covariance.

Pour cela nous avons utilisé le filtre de kalman afin d'estimer la position d'une station mobile, dans les environnements LOS /NLOS à partir des mesures bruitées de temps d'arrivée(TOA), et la puissance de signal reçue (RSS). Les deux mesures estimées seront fusionnées par la méthode d'intersection de la covariance pour garantir la précision.

Ces méthodes étudiées dans ce mémoire seront simulées par le logiciel Matlab, dans le but de déterminer la localisation d'une station mobile et d'améliorer ses performances.

MOTS Clés : Localisation, Filtre de Kalman, l'intersection de la covariance, LOS/NLOSTOA, RSS, PSO.

Abstract

The purpose of the work presented in this memory is the location of a mobile station by the Kalman filter and the covariance intersection.

For this, we used the Kalman filter to estimate the position of a mobile station, in LOS/NLOS environments from noisy time of arrival measurements (TOA), and the received signal strength (RSS). The two estimated measures will be fused by the covariance intersection method to ensure precision.

These methods studied in this memory will be simulated by Matlab software, in order to determine the location of a mobile station and improve its performance.

KEYWORDS: Localization, Kalman filter, covariance intersection, LOS / NLOS TOA, RSS, PSO.

ملخص

الغرض من العمل المقدم في هذه الذاكرة هو موقع محطة متنقلة بواسطة مرشح Kalman وتقاطع التغيرات. لهذا ، استخدمنا مرشح Kalman لتقدير موضع محطة متنقلة ، في بيئات LOS / NLOS من وقت صاخبة لقياسات الوصول (TOA) ، وقوة الإشارة المستقبلية (RSS). سيتم دمج المقياسين المقدرين بواسطة طريقة تقاطع التغيرات لضمان الدقة.

سيتم محاكاة هذه الأساليب التي تمت دراستها في هذه الذاكرة بواسطة برنامج Matlab ، من أجل تحديد موقع محطة متنقلة وتحسين أدائها.

الكلمات الأساسية: توطين ، مرشح كالمان ، تقاطع التغيرات ، LOS / NLOS ، TOA ، RSS ، PSO.