

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj – Bouira



Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

Département de Génie Electrique

Mémoire de Master

Option : Technologies des Télécommunications

Thème :

**Localisation d'une station mobile dans un réseau GSM à
base d'un estimateur de type EKF-IMM**

Date de soutenance : 26/09/2017

Réalisé Par :

- LOUNAS Amina
- HAMZA Nour El houda

Devant le jury composé de :

- Président : Mr. NOURINE Mourad
- Rapporteur : Mr. MEDJEDOUB Smail
- Examineur : Mr. SAOUD Billal
- Examineur : Mr. DJEBIRI Mostafa

Année universitaire : 2016-2017

Remerciement:

Nous tenons à remercier avant tout « ALLAH » qui nous a donné la force, la capacité et la patience d'effectuer ce mémoire.

Nous tenons à cœur à remercier plus profondément nos chers parents qui nous ont fait de nous ce que nous sommes aujourd'hui.

Qu'Allah, le tout puissant, leur donne santé et longue vie.

A travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promoteur Monsieur MEDJDOUB Smaïl pour l'intéressante documentation qu'il a mise à notre disposition, pour ses conseils précieux et pour toutes les commodités et aisances qu'il nous a apportées durant notre étude et réalisation de ce travail.

Nous remercions tous les membres de jury qui nous ont fait l'honneur d'accepter de participer à cette soutenance.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à la fin de notre cycle universitaire.

Nous adressons également nos profondes considérations à tous qui de loin ou de près, ont aidé à la réussite de ce travail surtout madame Ikram et tous nos collègues de la promotion TT.

Dédicaces

Je rends grâce à Allah de m'avoir donné le courage et la volonté ainsi que la conscience d'avoir pu terminer mes études.

A ma très chère mère et mon très cher père pour leur appui, leur amour, leur compréhension, leur patience et pour tout ce qu'ils ont fait pour moi,

Qu'Allah, le Tout Puissant, leur donne santé et longue vie.

A mes grandes mères et mes grands pères,

A l'âme de ma tante, Qu'Allah, le Tout-Puissant lui accorde Son infinie Miséricorde et l'accueille dans Son éternel Paradis,

A mes chers frères et mes chères sœurs, Hocine, Rahmouna,

Hayat, Hamza et le petit Mohamed Yacoub,

A mes oncles et mes tantes,

A mes cousins et cousines,

A toute ma famille,

A mon binôme Nour El houda

A tous mes amies surtout houda,

A tous ceux qui m'aiment,

A tous ceux que j'aime.

Je dédie ce mémoire

Amina

Dédicace :

Je rends grâce à Allah de m'avoir donné le courage et la volonté ainsi que la conscience d'avoir pu terminer mes études.

Je dédie ce modeste travail :

A mes chers parents pour toute sa tendresse et pour ses nombreux sacrifices, ses encouragements et son affection qu'il m'a prodigué durant mes études. Qu'Allah les gardes. A ma chère sœur Imane, ma grand-mère, mes Oncles, mes tantes, mes cousins, mes cousines à toute ma grande famille.

A Mon Binôme Amina et toutes mes amies surtout à ma chère Sarah

A tous ceux qui m'ont aidé afin de réaliser ce travail

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Enfin je dédie ce modeste travail à mon défunt grand-mère Zohra et grand-père AMAR, qu'Allah les bénisses.

Nour El houda

Résumé

Un modèle multiple basé sur le filtre Kalman étendu (EKF-IMM) est étudié pour l'estimation d'emplacement mobile avec la fusion des données du temps d'arrivée (TOA) et la puissance du signal reçue (RSS) dans un environnement sans fil.

Le filtre Kalman étendu est utilisé pour l'estimation non linéaire. L'IMM est utilisé comme un commutateur entre les états de la ligne de vision directe (LOS) et la ligne de vision indirecte (NLOS), qui sont considérés comme un processus de Markov avec deux modes interactifs. Les résultats de la simulation illustrent que la performance de la méthode étudiée a été significativement améliorée dans le cas de transition LOS / NLOS.

Mots clés : EKF ; IMM ; TOA ; RSS ; LOS ; NLOS

Abstract

An extended Kalman-based interacting multiple model (EK-IMM) smoother is studied for mobile location estimation with the data fusion of the time of arrival (TOA) and the received signal strength (RSS) measurements in a rough wireless environment.

The extended Kalman filter is used for nonlinear estimation. The IMM is employed as a switch between the line-of-sight (LOS) and non-LOS (NLOS) states, which is considered to as Markov process with two interactive modes. Simulation results illustrate that the performance of the proposed method has been significantly improved in the LOS/NLOS transition case.

Keywords: EKF ; IMM ; TOA ; RSS ; LOS ; NLOS

SOMMAIRE

Liste des figures -----	III
Liste des tableaux -----	IV
Liste des abréviations -----	V
Introduction générale -----	01
Chapitre I : Techniques et Technologies de localisation	
1. Introduction -----	03
2. Architecture d'un réseau GSM -----	03
2.1. Le sous-système radio (BSS)-----	04
2.2. Le sous-système d'acheminement appelé réseau fixe (NSS) -----	04
2.2. Le sous-système d'exploitation et de maintenance (OSS) -----	04
2.3. LMU (Location Measurement Unit) -----	05
3. Architecture d'un système de positionnement -----	07
4. La localisation d'un système -----	07
5. Les techniques utilisées pour la localisation d'un système -----	08
5.1. Les techniques de géolocalisation -----	09
5.1.1. La géolocalisation utilisant le positionnement par satellite -----	09
5.1.2. Les méthodes GNSS (Global Navigation Satellite System) -----	09
5.1.3. La géolocalisation utilisant les réseaux de communication mobile ---	10
5.2. La localisation en espace libre -----	10
5.2.1. Le GPS -----	10
6. Principales méthodes de mesure les différents critères de localisation -----	11
6.1. Le système d'identification de cellule ou Cell ID -----	11
6.1.1. Évolutive en fonction du trafic -----	12
6.2. Angles d'arrivée (AOA) -----	12
6.3. Temps d'arrivée (ToA)-----	14
6.4. Différentiel d'arrivée (TDoA) -----	14
6.5. Indicateur de puissance de signal reçu (RSSI)-----	15
7. Synthèse des techniques de radiolocalisation -----	17
8. Estimation de la position -----	18
8.1. Méthodes par empreinte radio « Fingerprinting »-----	18
8.2. Méthodes statistiques et géométriques (déterministes)-----	19
9. Algorithmes de localisation -----	19
9.1. Algorithme de localisation en scénarios LOS-----	19
9.1.1. La triangulation-----	19
9.1.2. La trilatération -----	20
9.1.3. La multilatération -----	20
9.1.4. La méthode des moindres carrés -----	21
9.1.5. La méthode de vraisemblance maximale -----	22
9.2. Algorithme de localisation en scénario NLOS-----	23
10. conclusion-----	25

Chapitre II : Le Filtre de Kalman étendu EKF-IMM

1. Introduction	26
2. Historique du filtre de kalman	26
3. Rappel sur le filtrage	27
4. Filtre de kalman étendu	28
4.1. Formulation du filtre de Kalman	29
5. IMM (Interacting Multiples Models)	31
6. L'estimation de la position à base du filtre IMM-EKF	31
7. Modèle de mesure	32
7.1. Modèle de système	33
7.1.1. Puissance reçus entre BS et MS sous la condition LOS / NLOS	34
7.1.2. Fusion des données le temps d'arrivé et la puissance reçus	35
7.1.3. Modèle d'espace d'état	35
8. IMM-EKF	36
8.1. Estimation de la distance par l'IMM-EKF	36
8.1.1. Interaction (Mixage)	37
8.1.2. Filtre à mode	38
8.1.3. Combinaison (mélange)	40
8.1.4. Calcul du lieu mobile	41
9. Conclusion	43

Chapitre III : Résultats de simulation

1. Introduction	44
2. Les données de simulation	44
3. L'emplacement mobile et l'environnement de propagation	45
4. Résultats de la simulation	45
4.1. La trajectoire de la MS	45
4.2. Estimation de la distance pour BS1	46
4.3. Estimation de la distance pour BS2	47
4.4. Estimation de la distance pour BS3	48
4.5. Estimation de la trajectoire de la MS	49
5. Conclusion	51

Conclusion générale	52
----------------------------	----

Références bibliographiques	53
-----------------------------	----

Liste des figures :

Figure 1. L'architecture d'un système GSM	04
Figure 2. Structure du réseau GSM pour les applications de localisation	06
Figure 3. Classes de LMU	06
Figure 4. Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement	07
Figure 5. Principe de la localisation	08
Figure 6. Découpage en cellules	12
Figure 7. Localisation basée sur l'angle d'arrivée (AOA).....	13
Figure 8. Localisation avec TDoA.....	15
Figure 9. Localisation par trilatération à partir de trois mesures RSSI	16
Figure 10. Echelle et résolution pour chaque méthode de radiolocalisation.....	18
Figure 11. Le principe de triangulation	19
Figure 12. Le principe de trilatération	20
Figure 13. Le principe de multilatération	21
Figure 14. Détermination de la région possible de l'objet mobile	24
Figure 15. Synoptique du processus d'estimation.....	28
Figure 16. Un cycle de calcul de l'état estimé d'un système linéaire par le filtre de Kalman	30
Figure 17. Environnement de propagation dans la région urbaine.....	32
Figure 18. L'architecture EK-IMM proposée de l'estimateur de localisation mobile ----	33
Figure 19. Modèle de changement de Markov	33
Figure 20. La trajectoire de la MS.....	45
Figure 21. Distance estimée par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS1 et MS	46
Figure 22. L'erreur d'estimation de la distance entre BS1 et MS	46
Figure 23. Distance estimée par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS2 et MS	47
Figure 24. L'erreur d'estimation de la distance entre BS2 et MS	47
Figure 25. Distance estimée par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS3 et MS	48

Figure 26. L'erreur d'estimation de la distance entre BS3 et MS ----- 48
Figure 27. Estimation de la trajectoire de la MS par la fusion de données ----- 49
Figure 28. Erreur d'estimation de la trajectoire de la MS par fusion de données ----- 49
Figure 29. Comparaison des erreurs de localisation de la MS provenant de source de mesure différentes (fusion de données et la RSS) pour une seule BS (BS1) ----- 50

Liste des tableaux :

Tableau 1. Les composants d'une architecture GSM----- 05
Tableau 2. Récapitulatif des techniques de radiolocalisation ----- 17

Liste des abréviations :

FCC : Comité de la Commission fédérale des États-Unis.

STI : Système de transport intelligent.

LOB : Line d'effet (Line Of Bearing).

RTC : Réseau téléphonique commuté.

GSM : Global System for Mobile Communications.

BSS : Base Station Subsystem.

MSS : Mobile services Switching Center

NSS : Network Switching Subsystem.

OSS : Operation and Support System.

BTS : Base Transceiver Station.

BSC : Base Station Controller.

MCS : Mobile Switching Center.

HLR : Home Location Register.

AUC : Authentication Center.

VLR : Visitors Location Register.

OMC : Operation and Maintenance Center.

ME : Mobile Equipment.

SIM : Subscriber Identification Module.

MS : Station mobile (Mobile Station).

LMU : Location Measurement Unit.

SMLC : Serving Mobile Location Center.

SGSN : Serving GPRS Support Node.

GMLC : Gateway Mobile Location Centre.

GPRS : General Packet Radio Service.

GNSS : Global Navigation Satellite System.

AOA : Angles d'arrivée (Angles Of Arrival).

TOA : Temps d'arrivée (Time Of Arrival).

TDOA : La différence de temps d'arrivée (Time difference of Arrival).

RSSI : Indicateur de puissance de signal reçu (Received Signal Strength Indication).

UMTS : Universal Mobile Telecommunications System.

GLONASS : Global Navigation Satellite System.

GNSS : Global Navigation Satellite System.

GPS : Global Positioning System.

DGPS : GPS différentiel (Differential Global Positioning System).

IMEI : International Mobile Equipment Identify.

WAP : Wireless Access Point.

IP : Internet Protocol.

Cell ID – CID : Cellule d'identification.

BS : Base station.

CCG : Cross-Corrélation Généralisée.

PLF : Polarisation loss factor.

LOS : Ligne de visée (Line of sight)

NLOS : Non ligne de visée (Non-line of sight)

IMM: Modèle multiple interactif.

EKF: Filtre de kalman étendu.

NASA: National Aeronautics and Space Administration.

MMSE : L'erreur quadratique moyenne minimale.

UT: La transformation non parfumée.

IMM-EKF : Le modèle multiple interactif basé sur Kalman.

AWGN : Bruit Blanc additif Gaussien (Additif White Gaussien Noise).

Introduction générale

Le service de localisation mobile a été stimulé par le Comité de la Commission Fédérale des États-Unis (FCC) qui a obligé les opérateurs sans fils à fournir l'emplacement des appelants d'urgence. Alors que l'exigence de précision pour la phase II est de 100 m pour 67% du temps et de 300 m pour 95% du temps pour les systèmes de localisation basés sur le réseau [1], on peut s'attendre à ce que l'exigence devienne plus stricte à l'avenir en raison des exigences d'autres applications potentielles telles que les services de facturation basés sur l'emplacement, la gestion des ressources, les applications du système de transport intelligent (STI), la gestion de la flotte, etc.

L'estimation de la position du mobile est un sujet de recherche depuis de nombreuses années. Différents services pour l'estimation de la position des stations mobiles sont appliqués sur la communication des réseaux sans fils tels que les services d'urgence, la facturation basée sur l'emplacement, et les systèmes de transport intelligents (STI). Les méthodes les plus populaires utilisées pour estimer l'emplacement de mobile sont l'angle d'arrivée (Angle Of Arrival: AOA), la différence de temps d'arrivée (Time difference Of Arrival: TDOA), le temps d'arrivée (Time Of Arrival: TOA) et la puissance de signal reçue (Received Signal Strength: RSS) [1].

En utilisant l'estimation par AOA, une ligne d'effet (Line Of Bearing: LOB) de la station de base (Base station: BS) est liée à la station mobile (Mobile Station: MS). L'emplacement de la station mobile (MS) peut être estimé en utilisant plusieurs LOB. Un ensemble d'antennes est requis pour l'estimation précise de l'emplacement de la MS. Il est difficile pour arriver à une implémentation réelle en utilisant la méthode AOA. Si la technique du TDOA est utilisée, le temps de différence d'arrivée de la MS pour une paire de BS est mesuré au niveau de ces deux dernières. Une hyperbole est générée pour chaque mesure du TDOA. La position de la MS peut être estimée par l'intersection de ces hyperboles. La méthode du TOA calcule le temps d'arrivée de la MS à la BS. Comme la Technique TDOA, un cercle est généré pour chaque mesure du TOA, et la position de la MS peut être estimée par l'intersection de ces cercles. La RSS peut être utilisée pour estimer la position de la MS parce que le modèle mathématique de la RSS est relié à l'atténuation de la puissance avec la distance [2] [3].

Quel que soit la précision de l'estimation de la position des MS, elle reste toujours un problème très difficile pour tout type de méthode d'estimation si elle est utilisée seule, et surtout dans la région urbaine car l'environnement sans fil est rugueux. Pour résoudre ce problème, l'estimation de la position du mobile en association avec la technique de fusion de données a été proposée pour améliorer la précision. Plusieurs papiers utilisent la fusion de données de TOA / AOA, TDOA / AOA, ou TOA / TDOA / AOA pour estimer la position du mobile. Des antennes spéciales sont nécessaires si la méthode de l'AOA est utilisée. L'estimation de la position par la

fusion de données entre RSS et TOA est présentée dans ce mémoire. Elle peut être réalisée sans la nécessité des composants matériels supplémentaires.

Le problème pour les réseaux cellulaires dans la région urbaine est l'effet de coin. Il se produit quand une MS tourne à un coin de rue. Les conditions de propagation (entre la MS et la BS) peuvent changer d'une visibilité directe (Line Of Sight:LOS) vers une visibilité indirecte (Non-Line Of Sight: NLOS) sur une courte distance. La propagation du NLOS conduit généralement à un biais positif dans l'estimation de la distance et provoque une grande erreur dans l'estimation de l'emplacement du mobile. Même pour un système de localisation utilise la technique de fusion de données, il est encore difficile d'estimer avec précision l'emplacement du mobile si l'effet de NLOS est négligé. Par conséquent, il est important de déterminer les probabilités LOS et NLOS de la liaison entre les MS et chaque BS, respectivement.

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif de localiser une station mobile dans un réseau GSM à basse d'un estimateur de type EKF-IMM situé dans un environnement de propagation urbain, avec l'utilisation de la fusion de données des mesures du temps d'arrivée (TOA) et les mesures de la puissance du signal reçu (RSS). Ce mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre est consacré à des généralités sur les systèmes et les différentes technologies de positionnement, on donne aussi un aperçu sur les techniques de base utilisées pour la localisation d'un mobile dans les systèmes de radiolocalisation en particulier.

Dans le deuxième chapitre, on présente l'estimation de la position par la fusion de données entre RSS et TOA, et on étudie le filtre de Kalman étendu et l'application d'un filtre IMM-EKF .

Le dernier chapitre représente les résultats de simulation d'un IMM-EKF utilisé pour la localisation d'une MS dans environnement sans fils.

Chapitre I

Techniques et
Technologies de
localisation

1. Introduction

La localisation répond à la question ‘Où est-il ?’ Cela peut être un lieu symbolique, comme une salle ou une rue, ou cela peut être défini par des coordonnées en deux ou trois dimensions. Elle peut aussi être vue comme l’emplacement et la distance d’un terminal. Quant au positionnement c’est le processus de trouver les coordonnées en deux ou trois dimensions de ce terminal et peut également signifier la détermination de sa distance. Cette dernière peut être relative ou absolue : Une position relative est décrite par une distance ou un relèvement par rapport à un objet particulier, alors que la position absolue à des coordonnées de deux ou trois dimensions dans un repère défini [1].

Un système de localisation implique sur une infrastructure contenant un ensemble des capteurs permettant d’obtenir les informations nécessaires. Ces informations sont transmises à une partie intelligente permettant de traiter les données acquises et d’extraire l’information nécessaire pour déterminer la position. Les capteurs peuvent être classés en deux types : Les capteurs de référence, ce sont de capteurs fixes. Leurs positions sont connues. Les capteurs mobiles, ce sont des capteurs fixés sur les objets que nous souhaitons localiser [2]. Nous nous intéressons à la radiolocalisation qui est une technique permettant de connaître la position d’un mobile (une personne ou un objet) dans un environnement donné [3] [4] [5].

Il existe plusieurs techniques de mesure telles que : Time Of Arrival (TOA), Time Difference Of Arrival (TDOA), Angles Of Arrival (AOA), Received Signal Strength (RSS), pour le calcul des distances et des angles dans les systèmes de géolocalisation utilisant les ondes radio [6] [7].

2. Architecture d’un réseau GSM

Un réseau de radiotéléphonie a pour premier rôle de permettre des communications entre abonnés mobiles et abonnés du réseau téléphonique commuté (RTC), comme tout réseau Il doit offrir à l’opérateur des facilités d’exploitation et de maintenance. Le Réseau GSM est constitué de trois sous-ensembles. La mise en place d’un réseau GSM représente un investissement considérable. À l’heure actuelle les réseaux GSM ne cessent d’évoluer afin d’assurer une qualité de couverture toujours plus importante. La couverture du réseau est assurée par la multiplication des ensembles BTS-BSC. Un réseau de radiotéléphonie peut donc se découper en trois sous-ensembles [9].

2.1. Le sous-système radio (BSS (Base Station Subsystem))

Il gère la partie radio des communications et se compose d'émetteurs-récepteurs radio (BTS) contrôlés par une BSC. Il assure les transmissions radioélectriques et gère la ressource radio [8] [9].

2.2. Le sous-système d'acheminement appelé réseau fixe (NSS (Network Switching Subsystem))

Il gère le traitement des appels, la mobilité et l'acheminement de/vers les réseaux filaires. Il se compose de commutateurs radio (MCS) et d'un certain nombre de bases de données HLR et VLR [8] [9].

2.3. Le sous-système d'exploitation et de maintenance (OSS (Opération and Support System))

Il contrôle les droits d'accès au réseau, les droits des usagers et assure l'interface homme-machine d'exploitation. Il gère aussi le maintien en conditions opérationnelles du réseau et la remontée des alarmes, permet à l'exploitant d'administrer et de gérer son réseau.

A ces trois sous-systèmes propres au réseau, il faut ajouter bien sûr le poste mobile (MS, Mobile Station) [8] [9].

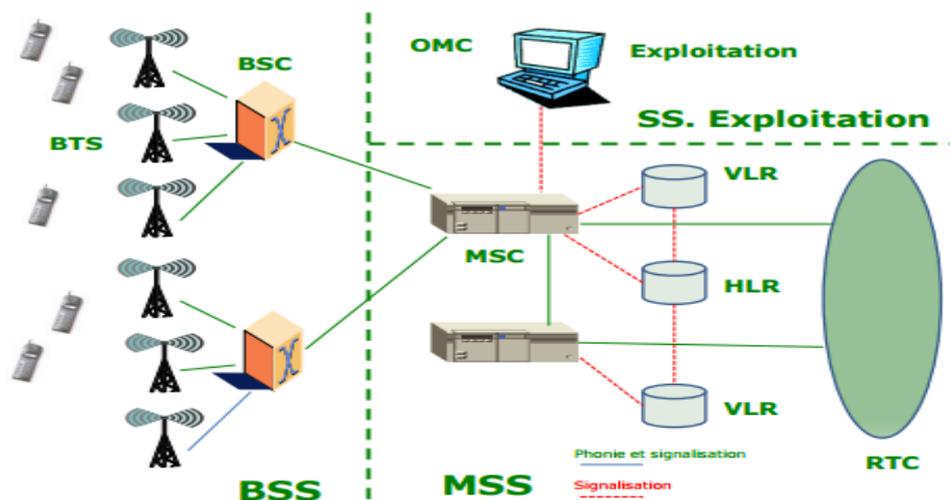


Figure 1. L'architecture d'un système GSM [8].

Le tableau suivant montre les différents composants de ces trois sous-systèmes et leurs fonctionnements [9].

Tableau 1. Les composants d'une architecture GSM [9].

Nom	Signification	Fonction
BTS	Base Transceiver Station	Station de base réceptionnant les appels entrant et sortant des ME.
BSC	Base Station Controller	Contrôleur des stations de base.
MSC	Mobile Switching Centre	Commutateur de réseau.
HLR	Home Location Register	Base de données sur l'identité et la localisation des abonnés.
AUC	Authentication Center	Centre d'authentification des terminaux sur le réseau.
VLR	Visitor Location Register	Base de données sur les visiteurs du réseau.
OMC	Operation and Maintenance Centre	Centre d'exploitation et de maintenance du réseau de l'opérateur. Ici nous avons regroupé l'ensemble des éléments de maintenance de la partie 1.5 OSS.
ME	Mobile Equipment	Terminal de l'abonné.
SIM	Sim Identity Module	Carte SIM identifiant l'abonné sur un réseau défini.

2.4. LMU (Location Measurement Unit)

Dans le réseau GSM, les stations de base ne sont pas synchronisées entre elles, or les méthodes de localisation temporelles nécessitent que les stations de base soient synchrones. Des éléments notés LMU (Location Measurement Unit) sont installés pour fournir une synchronisation entre ces différentes stations de base. Dans certains environnements, comme en rural, très peu de stations de base sont disponibles. Ceci rend très difficile une localisation très précise. Si une seule station de base est disponible, la meilleure localisation que l'on peut attendre, est celle à la cellule ou voir au secteur lié à cette station de base [10].

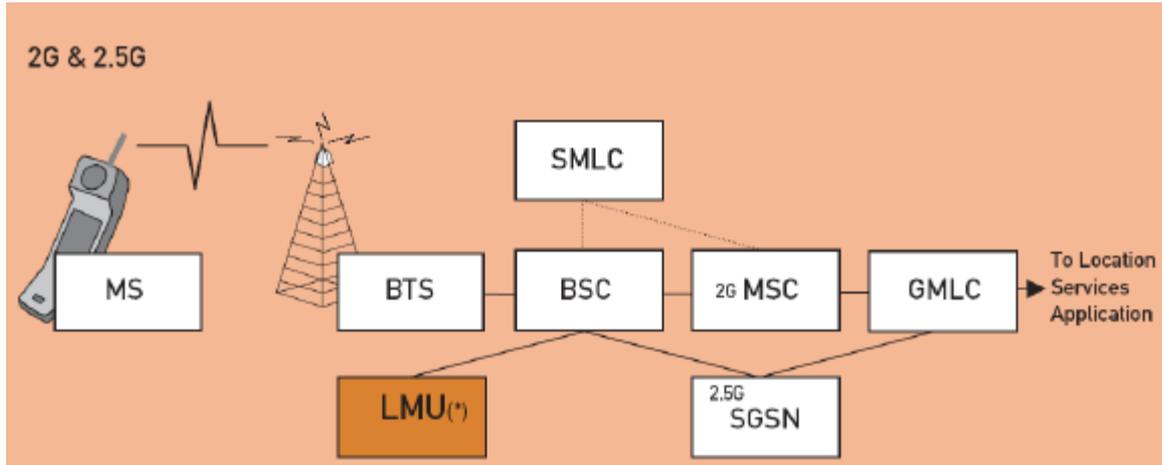


Figure 2. Structure du réseau GSM pour les applications de localisation [10].

Les LMU sont des éléments hardware supplémentaires rajoutés au réseau GSM pour réaliser des mesures précises de différences de temps entre les signaux provenant des différentes BTS. Le LMU mesure les différences de temps relatives entre chacune des BTS à partir des burst émis périodiquement et de façon prévisible. Les données remontant des LMU sont utilisées par le système pour déterminer la position du mobile. Le standard GSM définit deux modes de fonctionnement pour ces LMU. Il existe deux types de LMU (figure 3) :

- **Les LMU de type A:** les LMU de type A sont des LMU dont les échanges avec le réseau GSM s'effectuent par l'intermédiaire d'une interface radio sans fil.
- **Les LMU de type B:** les LMU de type B sont des LMU interrogeables par le BSC (Base Station Controller) à travers l'interface Abis. Ces deux types de LMU sont supportés par le standard GSM [11].

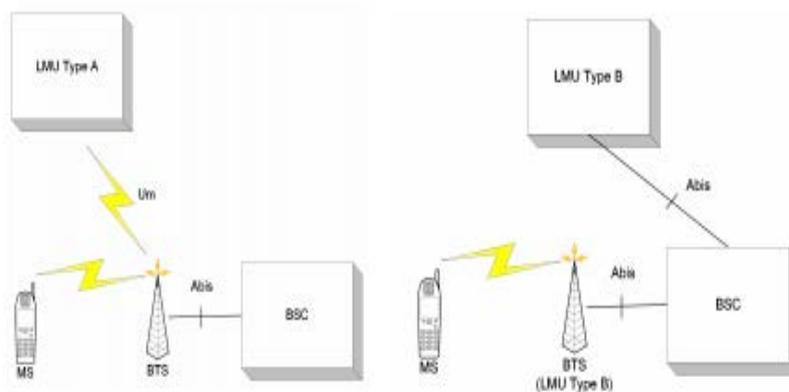


Figure 3. Classes de LMU [11].

3. Architecture d'un système de positionnement

Un schéma synoptique de base des blocs fonctionnels d'un système de positionnement est proposé dans la figure 4. Il se compose : d'un certain nombre de dispositifs de détection, d'un algorithme de positionnement et d'un système d'affichage. D'abord, les capteurs détectent les signaux transmis ou reçus par des points de référence, de positions connues, utilisant différentes technologies de détection : radio, infrarouge, ou ultrason...etc. La technique de détection convertit le signal reçu en métrique de positionnement telles que : temps d'arrivée (TOA), angle d'arrivée (AOA), temps différentiel d'arrivée (TDOA), ou la puissance du signal reçu (RSS). Etant donné un ensemble de points de référence connus, une position relative de la station mobile peut être dérivée grâce à ces métriques.

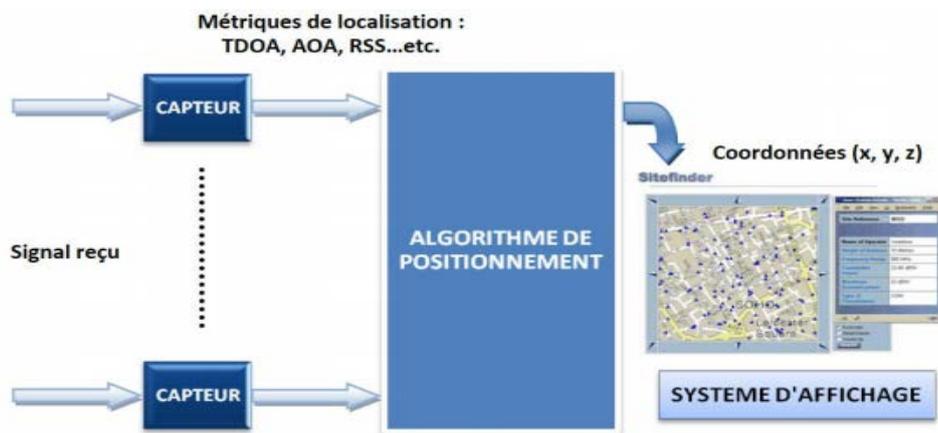


Figure 4. Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement [12].

Après, l'algorithme de positionnement traite la métrique et estime la position du mobile en utilisant différentes approches. Finalement, le système d'affichage convertit les informations sur la position en format approprié pour l'utilisateur. Un cadre général, pour la conception de système de positionnement et l'évaluation des performances, est exigé pour le succès et la croissance de cette technologie. Il existe quatre critères de choix pour les systèmes de positionnement qui sont : la performance, le coût, la complexité, la sécurité, et les besoins de l'application [12].

4. La localisation d'un système

La localisation consiste sur la capacité d'un système de communication pour déterminer la position géographique d'un terminal, tel que le téléphone portable. Ce procédé va permettre la production de services à haute valeur ajoutée pour les utilisateurs de mobiles pour réaliser un système de localisation implique une infrastructure contient un ensemble des capteurs

permettant d'acquérir les informations nécessaires sous diverses forme (acoustique, électrique, etc.) donc c'est une référence par rapport à laquelle la position de localiser.

D'autre part la localisation est une partie intelligente permettant de traiter les échantillons acquis et d'extraire l'information nécessaire pour déterminer la position de l'objet. Le traitement des données peut être effectué à un emplacement dédié du réseau ou au niveau de l'objet mobile souhaitant se localiser. Dans le premier cas le procédé appelé localisation alors que le deuxième connu par le nom de positionnement. Si l'information sur la position est calculée au niveau du réseau et retransmise à l'objet mobile ou l'inverse, les deux notions peuvent être inter-changées [2].



Figure 5. Principe de la localisation [2].

5. Les techniques utilisées pour la localisation d'un système

La position géographique d'un mobile peut être effectuée selon des différents procédés techniques permettant de localiser automatiquement le terminal. Une localisation manuelle est également possible. Dans ce procédé c'est l'utilisateur lui-même qui saisit sa position géographique sur son terminal. Compte tenu des avancées technologiques et du peu de praticité de ce principe, ce mode de localisation présente peu d'intérêt aujourd'hui. On observe deux catégories de moyens de localisation, la géolocalisation utilisant le positionnement par satellite et celle utilisant les réseaux de communication mobiles [13] [14].

La localisation en espace libre est dominée par le système GPS. Ce système a été développé par le département de la défense des états –unis au début des années 70 pour des applications militaires, l'objectif étant de permettre aux combattants de connaître leur positionnement sur le terrain avec une précision. Les spécifications concernant la sécurité et la

disponibilité sur toute la surface du globe ont conduit à l'implémentation d'un système passif de réception des signaux provenant d'une constellation de satellites, en 1990 le signal des satellites est devenu disponible pour le secteur public à des fins commerciales [2].

5.1. Les techniques de géolocalisation

5.1.1. La géolocalisation utilisant le positionnement par satellite

Dans ces systèmes l'objet mobile est localisé à l'aide de récepteurs des signaux satellitaires. Du fait que les satellites couvrent d'énormes zones géographiques, le positionnement par satellites peut déterminer l'emplacement d'une cible sur un continent tout entier, voire le monde entier. On peut citer le système américain GPS qui fonctionne avec au moins 24 satellites et qui permet ainsi une couverture mondiale, le système européen Galileo ou le système russe GLONASS (Global Navigation Satellite System) [14] [16].

Le principe de base du positionnement par satellite repose sur la trilatération spatiale. L'observation des signaux provenant des satellites permet de mesurer la distance entre le mobile et chacun des satellites observés. Connaissant la position de chaque satellite dans l'espace, on peut calculer la position du mobile [15] [17].

5.1.2. Les méthodes GNSS (Global Navigation Satellite System)

Cette méthode est basée sur la mise en œuvre d'un positionnement global par satellite. Aujourd'hui la localisation utilisant cette méthode est permise par le système GPS (Global Positioning System), technologie créée par le ministère de la Défense des Etats-Unis, qui permet de localiser un terminal GPS à l'aide d'une constellation de 24 satellites [15] [16].

Les satellites envoient des signaux vers le téléphone mobile qui les capte et détermine lui-même sa position en fonction du temps mis par les signaux des différents satellites pour parvenir au terminal. La précision de la location est très fine, de l'ordre de 10 à 20 mètres. Cependant, ce système présente deux inconvénients majeurs. La localisation n'est en effet pas possible lorsque le téléphone ne capte plus les ondes des satellites, ce qui est le cas à l'intérieur de bâtiments ou encore des rues étroites en milieu urbain. De plus, il suppose l'intégration d'une puce GPS, ce qui représente un surcoût non négligeable et peut être un frein conséquent pour une utilisation grand public. Un autre moyen de localisation de mobile est l'utilisation du réseau de communication mobile pour déterminer une position géographique du terminal [13] [18].

5.1.3. La géolocalisation utilisant les réseaux de communication mobile

La géolocalisation par GSM (téléphones mobiles de deuxième génération actuellement utilisés par la majorité des gens) est basée sur l'IMEI (International Mobile Equipment Identify) obtenu à partir de la carte SIM, qui est un code unique composé de 15 chiffres. Le numéro IMEI identifie l'appareil (le téléphone en lui-même), tandis que le numéro SIM identifie la carte SIM donc le numéro de téléphone demandé. Toutes les informations sont contenues dans la carte SIM. Lorsqu'un utilisateur s'identifie à un réseau mobile, son numéro IMEI est transmis au système de gestion de l'opérateur afin de pouvoir l'autoriser à utiliser les différentes options disponibles. Aujourd'hui la seule méthode couramment utilisée est Cell-Id, bien qu'elle soit moins précise elle ne demande aucune infrastructure supplémentaire à celle d'un réseau GSM classique. Il faut savoir qu'un réseau GSM est composé de plusieurs cellules et que chacune d'elle contient une BTS (Base Transceiver Station) qui prend en charge les communications radio des téléphones mobiles. Chaque BTS est relié ensuite à un BSC (Base Station Controller) qui pilote l'ensemble des BTS et gère le basculement d'un portable d'une cellule à une autre selon le principe de handover (choisit quelle est la cellule qui prendra en charge le mobile) [19] [20] [21].

5.2. La localisation en espace libre

5.2.1. Le GPS

Le positionnement par satellite, comme le GPS [12] [19], utilise la technique de radiolocalisation basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus [22] [23].

Le système mesure le temps nécessaire à un signal pour se propager d'un point de l'espace à un autre. Comme, dans le cas général, la vitesse du signal est connue avec une précision relative, cette mesure peut être facilement convertie en distance. Pour trouver une position en trois dimensions, le signal d'au moins quatre satellites est nécessaire. Si les distances entre les quatre satellites et le récepteur sont calculées, l'intersection des sphères ayant comme rayon la distance entre trois satellites est nécessaire pour prendre en compte les erreurs de synchronisation d'horloge et atteindre une meilleure précision au niveau du récepteur. Le système n'est pas bien adapté pour l'utilisateur en milieu urbain (particulièrement en canyon urbain) car, dans ce type d'environnement il est difficile d'avoir la visibilité directe simultanément sur quatre satellites. Notons que la précision du système classique est de l'ordre de 20 mètres [24].

6. Principales méthodes de mesure les différents critères de localisation

Il existe Plusieurs techniques de localisation existent. On trouve des méthodes d'identification de la cellule dans laquelle se trouve le mobile (méthode de Cell ID ou Cell Identification), puis des méthodes plus complexes basées sur des mesures temporelles (estimation de la distance entre chacune des stations de base et le mobile) comme TOA (Time Of Arrival) ou TDOA (Time difference Of Arrival). Enfin, l'utilisation des directions d'arrivée avec la méthode AOA (Angle Of Arrival) conduit aussi à l'identification de la position occupée par le mobile [6] [7].

Donc les techniques les plus utilisés pour la localisation sont : Identifiant de cellule (Cell ID-CID), l'angle d'arrivée (Angle of Arrival-AoA), intensité du signal reçu (Received Signal Strength-RSS), le temps d'arrivée (Time of Arrival-ToA) et la différence de temps d'arrivée (Time difference of Arrival-TDoA). Dans cette section, ces méthodes seront présentées avec ses avantages et ses inconvénients [6] [7].

6.1. Le système d'identification de cellule ou Cell ID

Cette méthode est la technique de localisation la plus facile et la moins coûteuse. Elle consiste à trouver la position géographique de la cellule de la station de base (BTS) pour connecter avec le téléphone mobile [25] [26].

Cette méthode simple d'identification va s'effectuer à partir de l'adresse de la BTS à laquelle le mobile est connecté. La BTS repère le mobile pour pouvoir prendre la communication, il y a l'identification de la carte SIM avant de démarrer la communication. Chaque cellule BTS sait donc quels portable sont dans son champ de fonctionnement, ces données sont automatiquement transmises à la BSC puisque que c'est le BSC qui décide quelle BTS est affecté à chaque mobile [25] [26].

Ces données sont ensuite transmises à une base de données, qui sait donc quelles cartes SIM sont dans le champ de chaque cellule. Or cette base de données sait aussi l'adresse exacte de chaque antenne. L'on peut donc connaître la localisation approximative d'une carte SIM. Mais la précision dépend de la taille des cellules, et peut être très faible dans de nombreux cas (le diamètre de la cellule GSM est compris entre 2km et 20km) [25] [26].

Cette technique n'est pas très précise et généralement liée à la densité du réseau. La précision est de l'ordre de 250 mètres en zone urbaine contre une dizaine de kilomètres en milieu rural. Ce système de localisation est très rapide, qui requiert deux ou trois secondes,

nécessite des modifications du réseau dont le coût est marginal par rapport au coût de déploiement du réseau de télécommunication [26].

6.1.1. Évolutive en fonction du trafic

- Réduction de la taille des cellules en cas de saturation du réseau (zones géographiques à forte densité de population : zone urbaine).
- Augmentation de la taille des cellules (zones géographiques à faible densité de population : zone rurale) [26].



Figure 6. Découpage en cellules [26].

6.2. Angles d'arrivée (AOA)

Historiquement, l'angle d'arrivée a été le premier paramètre exploité pour déterminer la position d'un mobile [26]. La technique basée sur l'estimation d'angles d'arrivée utilise des antennes directionnelles ou encore un réseau d'antennes aux stations de bases pour mesurer la direction d'arrivée du signal provenant du trajet direct, émis par le mobile. Cette technique est illustrée à la figure 7. Les directions du trajet direct forment, respectivement, un angle θ_1 et θ_2 avec un axe prédéfini aux stations de bases BS1 et BS2. Leur intersection donne la position exacte du mobile. Cependant, étant donné que les antennes de réception disposent d'une marge d'erreurs $\pm \theta$ alors chaque station de base localise le mobile plutôt dans un faisceau égale à la direction mesurée plus ou moins la marge d'erreur. Le mobile se trouve ainsi dans la région formée par l'intersection des deux faisceaux [25].

D'autres techniques statistiques de positionnement directes ou itératives sont utilisées pour déterminer plus précisément le mobile dans cette région. Plus le mobile est éloigné des stations de base, plus grande est la zone d'intersection. La précision de cette technique se dégrade donc au fur et à mesure que le mobile s'éloigne des stations de base. On remarque

aussi que lorsque le mobile se trouve sur la droite reliant les deux stations de base, il devient difficile de détecter sa position. Pour ces raisons, plus de deux stations de base sont généralement utilisées pour augmenter la précision de cette technique [26].

La technique de l'angle d'arrivée (angle of arrival-AoA) est basée sur l'exploitation des angles des signaux émis par le tag mobile à au moins deux tags de référence. La position du mobile est donnée par l'intersection des droites passant par chaque référence et d'angle les AoA calculés par rapport à une référence arbitraire. La dimension de chaque faisceau augmente avec la distance par rapport à l'émetteur, ce que résulte à des erreurs plus importantes, et si l'émetteur se trouve sur la même ligne des deux récepteurs, l'estimation de la position n'est plus possible et un autre récepteur supplémentaire est nécessaire pour réaliser la localisation [25] [26].

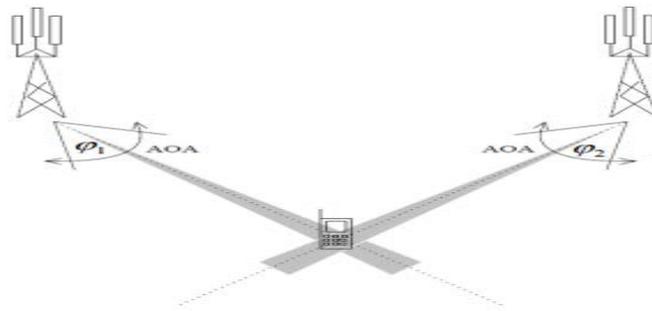


Figure 7. Localisation basée sur l'angle d'arrivée (AOA) [25].

La technique de radiolocalisation utilisant l'angle d'arrivée des signaux reçus donne des erreurs de localisation importantes en milieu interne. En effet, avec les obstacles généralement présents en milieu interne, on ne peut pas recevoir le signal direct aux stations de base. L'angle d'arrivée d'un trajet réfléchi est alors pris comme étant celui du trajet direct, ce qui introduit de larges erreurs. Même en cas de présence du trajet direct, de puissants trajets réfléchis peuvent causer des interférences avec le trajet direct et introduire d'importantes erreurs dans l'estimation de l'angle d'arrivée de ce dernier. D'autre part, l'utilisation d'antennes directionnelles fait que le suivi d'un mobile en mouvement devient difficile car cela nécessite de rediriger constamment les antennes afin de leur permettre une réception optimale du signal direct provenant du mobile [25].

Tout ceci fait que la technique de radiolocalisation utilisant l'angle d'arrivée des signaux n'est pas très utilisée dans les environnements internes, surtout lorsque le profil de propagation du signal par trajets multiples du milieu est très sévère [27].

6.3. Temps d'arrivée (ToA)

La technique de temps d'arrivée (time of arrival-ToA) est basée sur le principe que les ondes électromagnétiques se propagent à une vitesse c constante en espace libre (célérité de la lumière). A partir du temps (t) mis pour que le signal direct arrive de l'émetteur au récepteur et en sachant la vitesse de propagation, la distance (d) que sépare les capteurs est obtenue directement par l'équation (1) [28] :

$$d = c * t \quad (1.1)$$

Il existe deux classes de techniques : « l'aller simple » et « l'aller-retour ». La première catégorie exige une parfaite synchronisation entre l'émetteur et le récepteur et elle est utilisée dans le cas des réseaux cellulaires et des communications satellitaires. Elle consiste en envoyer dans le signal transmis l'instant de l'émission et la position du pont de référence de l'émetteur. Tandis que la seconde ne nécessite pas de synchronisation et le signal envoyé par le point de référence est renvoyé par l'objet désirant se localiser avec le temps qui a été utilisé pour traiter et retransmettre l'information [28] [29].

L'inconvénient majeur de cette technique est la nécessité d'une synchronisation temporelle efficace entre les points de référence et le récepteur. Un défaut de synchronisation résulte à des erreurs dans le calcul du temps pris par le signal et en conséquence conduit à des erreurs de localisation [28] [29].

6.4. Différentiel d'arrivée (TDoA)

Contrairement à la technique ToA, la technique TDoA (time difference of arrival en anglais) n'a pas besoin de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, mais il y a synchronisation entre plusieurs récepteurs avec des positions connues. Ces systèmes sont basés sur l'exploitation de la différence du temps d'arrivée entre les éléments de deux ou plusieurs paires de récepteurs. La TDoA entre les éléments d'un couple de récepteurs (ij) est exprimé sous la forme de la formule (2). Une façon d'accéder à la TDoA est de mesurer le retard des signaux arrivant au niveau de chaque récepteur et effectuer leur différence [30].

$$TDoA_{ij} = \tau_i - \tau_j = \frac{d_i - d_j}{c} = \frac{d_{ij}}{c} \quad (1.2)$$

Avec c la vitesse de propagation des ondes dans le milieu considéré et d la distance de chaque trajet. Pour chaque mesure TDoA, l'émetteur doit se trouver sur une hyperbole avec une différence de distance constante entre les deux unités de mesure. Une localisation 2D peut être estimée à partir des deux intersections de deux ou plusieurs mesures TDoA, comme

indiqué dans la figure 8. Deux hyperboles sont formées à partir de mesures de temps d'arrivée à partir des récepteurs A, B et C afin d'avoir le point d'intersection P [30] [31].

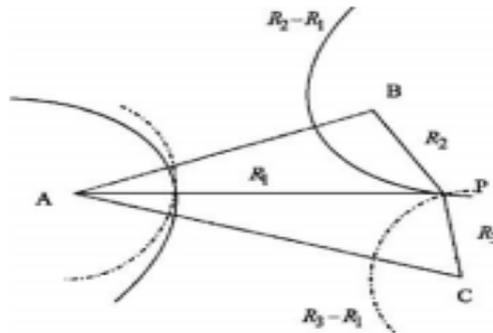


Figure 8. Localisation avec TDoA [30].

Comme généralement dans le cas des systèmes utilisant cette technique, les récepteurs ne sont pas synchronisés avec l'émetteur (comme la technique ToA) mais uniquement entre eux, la TDoA mesurée ainsi va inclure un offset qui sera en revanche identique à cause de la synchronisation entre les récepteurs. Une autre méthode d'estimation de la TDoA est la corrélation entre les signaux reçus aux différents récepteurs, cette méthode est aussi appelée de Cross-Corrélation Généralisée (CCG) [32].

En résumé, la valeur de TDoA qui est une valeur de différence de temps sur deux récepteurs distincts peut être calculée par deux techniques différentes :

1. Soustraction de temps d'arrivée (ToA) de chacun des capteurs.
2. Corrélation de deux signaux provenant des capteurs [30] [32].

Le principal inconvénient de cette méthode est que, dans les environnements avec la présence des multi-trajets les performances se dégradent considérablement [30] [32].

6.5. Indicateur de puissance de signal reçu (RSSI)

Le dernier paramètre utilisé est la puissance reçue. En effet, la caractéristique physique du canal radio nous renseigne sur la puissance du signal reçu (RSS: Received Signal Strength), celle-ci dépend de la puissance d'émission et de la distance qui sépare l'émetteur au récepteur. On peut donc à partir de l'atténuation du signal obtenir la distance qui sépare l'émetteur du destinataire. Un certain nombre de travaux estiment la puissance moyenne d'un signal pour une distance donnée aussi bien que la variabilité du signal. Dans un environnement bruité par un grand nombre d'interférences, il est difficile d'employer une telle information [19].

La méthode de l'indicateur de puissance de signal reçu appelé en anglais Received Signal Strength Indication (RSSI) est basée sur le calcul de la distance entre l'émetteur et le récepteur à partir de la puissance du signal reçu associée à un modèle de propagation dans l'environnement. En effet, la puissance du signal direct reçu par un récepteur est fonction de la distance d séparant l'émetteur et le récepteur. Elle est donnée par la formule (3) [33] :

$$\frac{p_r}{P_t} = G_r * G_t * PLF * \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \quad (1.3)$$

Où P_t et P_r est la puissance du signal émis et reçu respectivement, G_t et G_r sont les gains respectifs des antennes de l'émetteur et du récepteur et d est la distance entre les deux antennes, et le PLF est la « polarisation loss factor » qui quantifie les pertes par rapport au non alignement de polarisation de deux antennes. Il faut au moins trois récepteurs pour déterminer la position en 2D. Cette technique peut utiliser la méthode de trilatération pour déterminer l'emplacement de l'unité mobile, telle que représentée sur la Figure 9. Les cercles en pointillés indiquent des erreurs dans les mesures RSSI [21].

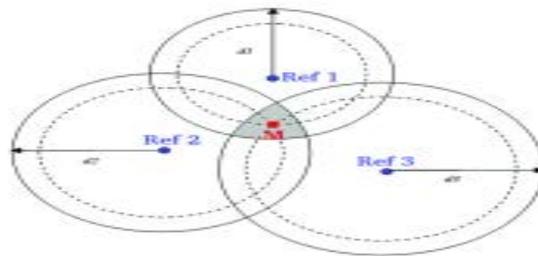


Figure 9. Localisation par trilatération à partir de trois mesures RSSI [2] [3] [4].

La méthode de RSSI est très utilisée pour les systèmes de localisation urbain, rural et aussi à l'intérieur. Le principal désavantage de l'utilisation du RSSI est l'imprécision de la localisation en présence de multi-trajets dans l'environnement. Par exemple, pour la géolocalisation indoor, il faut estimer les perturbations liées aux obstacles comme les murs, cloisons, vitres, équipements électromagnétiques, etc. Quand l'application est à l'extérieur les perturbations sont moindres et le calcul de l'atténuation est simplifié. Par conséquent, les algorithmes de positionnement basés sur le RSSI sont sensibles à l'estimation des paramètres de l'environnement. Pendant cette thèse, le RSSI a été choisi comme technique de localisation, et d'autres méthodes ont été appliquées pour réduire les effets des multi-trajets sur l'erreur de localisation [21] [33].

7. Synthèse des techniques de radiolocalisation

Un résumé des principales techniques de radiolocalisation et leurs principaux avantages et inconvénients est donné dans le Tableau 2 [34].

Tableau 2. Récapitulatif des techniques de radiolocalisation [34].

Techniques de radiolocalisation	Avantages	Inconvénients
RSS Puissance de signal reçu	<ul style="list-style-type: none"> - Coût d'implantation peu élevé. - Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation. - Algorithme de positionnement simple. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct. - Précision faible. - Performance mauvaise dans un canal ayant un profil de propagation par trajets multiples sévère.
AoA Angle d'arrivée	<ul style="list-style-type: none"> - Moins de stations de base fixes nécessaires. - Algorithme de positionnement simple. 	<ul style="list-style-type: none"> - 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.
TOA Temps d'arrivée	<ul style="list-style-type: none"> - Paramètres généralement bien estimés. - Algorithmes de positionnement simple. - Précision plus élevée en milieu confiné. 	<ul style="list-style-type: none"> - 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.
TDOA Différence des temps d'arrivée	<ul style="list-style-type: none"> - 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - 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.

Une autre façon de comparer ces systèmes est d'analyser la résolution de ces systèmes, et dans quelles échelles ils sont normalement employés. La figure 10 fait, un récapitulatif des techniques de localisation pour chaque environnement.

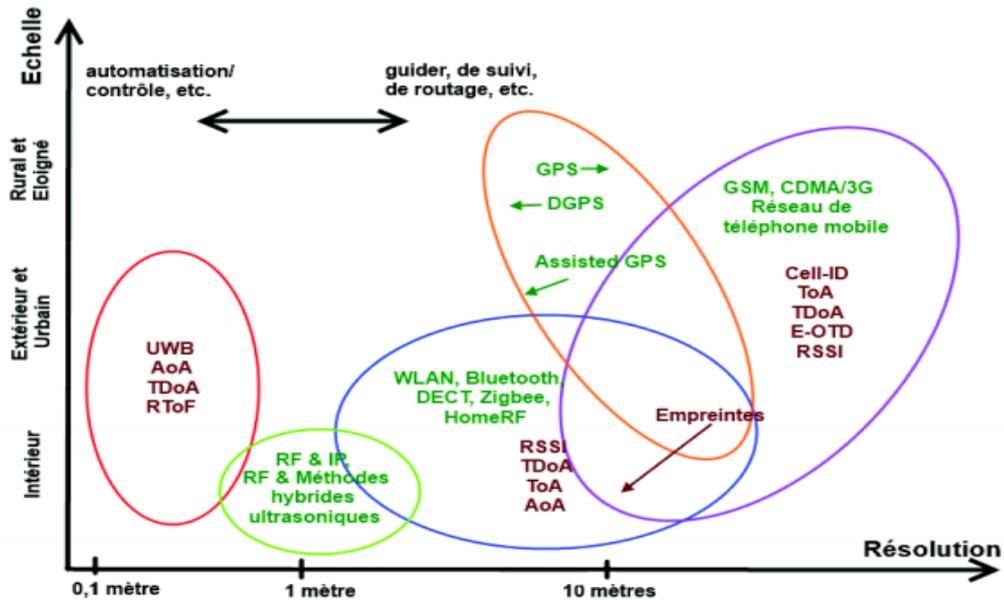


Figure 10. Echelle et résolution pour chaque méthode de radiolocalisation [34].

8. Estimation de la position

Après la collecte des paramètres, on leur applique des méthodes pour déterminer la position de la station mobile. Selon la présence d'une base de données (données de formation), deux types de techniques d'estimation de la position peuvent être envisagées [26] :

8.1. Méthodes par empreinte radio « Fingerprinting »

Ces techniques utilisent une base de données qui se compose des paramètres de signaux estimés à des positions connues. La position de la station mobile est alors estimée en comparant les paramètres des signaux qu'elle reçoit avec ceux de la base. Généralement, la base de données est obtenue par une formation (hors ligne) avant le début du positionnement en temps réel [26].

À la différence des techniques précédentes, cette technique requiert une étape de calibration. Le mot *fingerprinting* vient du terme '*fingerprint*' qui signifie empreinte digitale. Pour fonctionner, cette technique nécessite une base de données qui à certaines positions de l'environnement considéré associe un ensemble d'éléments caractérisant cette position. Ces éléments doivent permettre de différencier chacune des positions par rapport aux autres positions de l'environnement. Si cette condition n'est pas réalisée, dans ce cas les éléments considérés pour composer cette empreinte ne sont pas significatifs [26].

Les éléments pouvant être considérés pour composer ces empreintes sont par exemple la puissance du signal, la réponse impulsionnelle du canal, les directions d'arrivées, les temps d'arrivée. Une combinaison de plusieurs de ces éléments est envisageable [12].

8.2. Méthodes statistiques et géométriques (déterministes)

Ces techniques n'utilisent pas une telle base de données, et estiment la position de la station mobile directement à partir des paramètres estimés du signal [35].

Les méthodes déterministes appliquent des relations géométriques pour déterminer la position de la station mobile en utilisant les coordonnées des stations de base qui sont connues et les distances calculées à partir des paramètres radio. On suppose généralement que les stations de base, ainsi que le mobile, sont situés dans un plan bidimensionnel (2D) [35].

9. Algorithmes de localisation

Les algorithmes de localisation consistent sur plusieurs paramètres pour déterminer la position d'un objet (terminal) à l'aide des différents modèles d'équations soit linéaire ou non linéaire qui lient les paramètres des trajets aux coordonnées spatiales de deux parties (émission et réception) ou de vraisemblances avec les différents éléments d'une base de données [34].

9.1. Algorithme de localisation en scénarios LOS

9.1.1. La triangulation

L'algorithme de triangulation dans les scénarios LOS consiste sur l'estimation de la position d'un objet (mobile), les angles d'arrivée d'au moins deux sources [34] [36].

Pour deux stations de base Rx_1 et Rx_2 les angles d'indice, et en azimut des trajets provenant de mobile, avec les données α et β (les angles entre le mobile et les deux stations) ce sont présenté sur la figure suivante [36] :

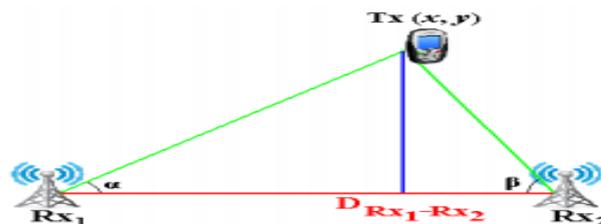


Figure 11. Le principe de triangulation [36].

Par construction géométrique, les coordonnées (x, y) de l'objet mobile Tx sont données par [36] :

$$\begin{cases} x = \frac{\tan(\beta)}{\tan(\alpha) + \tan(\beta)} D_{Rx_1-Rx_2} \\ y = \frac{\tan(\alpha) \tan(\beta)}{\tan(\alpha) + \tan(\beta)} D_{Rx_1-Rx_2} \end{cases} \quad (1.4)$$

9.1.2. La trilération

La trilération est une méthode permettant de déterminer une position relative du Tx en utilisant la géométrie des triangles d'une manière similaire à la triangulation [37]. Le procédé implique la connaissance de la distance de l'objet mobile par rapport à un ensemble de référence dont les positions sont connues. Trois points 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 [36]:

$$\begin{cases} x = \frac{x_2^2 + d_1^2 - d_2^2}{2x_2} \\ y = \frac{x_3^2 + y_3^2 + d_1^2 - d_3^2 - 2xx_3}{2y_3} \end{cases} \quad (1.5)$$

Le procédé est illustré dans la figure ci-dessous :

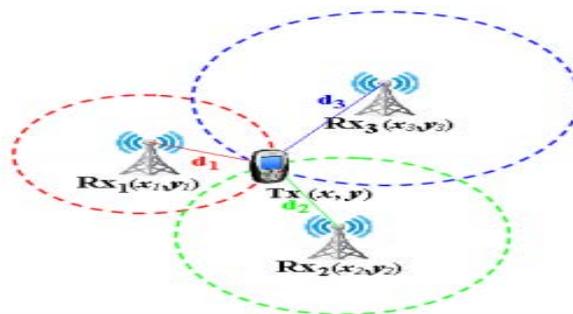


Figure 12. Le principe de trilération [37].

9.1.3. La multilateration

La multilateration 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 [32]. 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 [37]. ce procédé est illustrée dans la figure 13 :

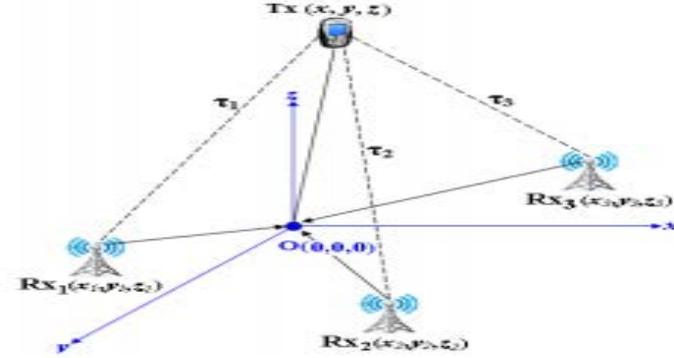


Figure 13. Le principe de multilateration [32].

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 :

$$\begin{cases} \tau_1 = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2}) \\ \tau_2 = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2}) \\ \tau_3 = \frac{1}{c} (\sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 + (z - z_3)^2}) \end{cases} \quad (1.6)$$

Pour chaque paire de récepteurs, connaissant la distance D qui les sépare, la TDOA appartient à une hyperbole dont l'équation est donnée par [38] :

$$\frac{x_T^2}{a^2} + \frac{y_T^2}{b^2} + \frac{z^2}{b^2} = 1 \quad (1.7)$$

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.

9.1.4. La méthode des moindres carrés

Les techniques de multilateration géométrique supposent que les mesures ne sont pas perturbées par le bruit. Les ambiguïtés d'estimation de la position introduites par la présence du bruit peuvent être contournées par l'utilisation de techniques heuristiques qui permettent

d'intégrer d'une façon plus aisée un nombre plus important de récepteurs et améliorer ainsi la précision. De plus, il est possible de combiner les informations différentes (TOA, AOA, TDOA) dans un seul ensemble d'équations afin d'améliorer la précision [39].

Si on dispose d'un ensemble de M échantillons au niveau de différents récepteurs perturbés par du bruit et organisés sous la forme : $r = [r_1, r_2 \dots r_M]^T$, on peut aboutir à l'estimation de la position par l'intermédiaire des méthodes statiques le vecteur r peut être exprimé sous la forme :

$$r = f(x, y) + \eta \quad (1.8)$$

Où $f(x, y) = [f_1(x, y) \ f_2(x, y) \ \dots \ f_M(x, y)]^H$ est un vecteur contenant les mesures non-perturbées par du bruit et $\eta = [\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_M]$ est un vecteur bruit de moyenne nulle. Sa matrice de covariance exprimée sous la forme: $k = E\{\eta\eta^H\}$.

Le problème à résoudre est de combiner les M échantillons de manière à minimiser les effets du bruit ce problème peut être résolu par la méthode des moindres carrés si on note: $q = [x, y]^H$, l'optimisation au sens des moindres carrés peut être exprimée sous la forme :

$$\hat{q} = \arg \min_q [r - f(q)]^H [r - f(q)] \quad (1.9)$$

Si la matrice de covariance du bruit K est connue, son inverse peut agir comme facteur de pondération permettant de mettre en évidence les mesures les moins affectées par le bruit, on exprime ainsi un problème au sens des moindres carrés pondérés [39] :

$$\hat{q} = \arg \min_q [r - f(q)]^H k^{-1} [r - f(q)] \quad (1.10)$$

La fonction de cout pouvant être exprimée en termes de la distance euclidienne entre les points ou les directions d'incidence est souvent non-linéaire. Des techniques numériques tel l'algorithme intérieur réfléchitif de newton permettent de résoudre ce type de problème [39]. Comme cette approche nécessite une puissance de calcul importante et peut conduire à des erreurs à cause d'une convergence vers des minimums locaux, une alternative consiste à linéariser f(q) autour d'un point de coordonnées connues $q_0 = [x_0 \ y_0]^H$ par un développement en série de Taylor qui conduit à un problème des moindres carrés linéaire.

9.1.5. La méthode de vraisemblance maximale

Une autre approche qui vise à éliminer les inconsistances du système d'équation non-linéaire causées par les erreurs d'estimation des paramètres est basée sur la vraisemblance maximale. On peut opter soit pour une approche directe, utilisant les équations non-linéaires,

soit pour une version approximative qui, dans une étape préliminaire, la linéarité des équations. Dans le cas de l'utilisation de la TOA comme paramètre du système d'équation, le vecteur des retards mesurés à un réseau de M récepteurs est exprimé sous la forme :

$$T = [t_1 \ t_2 \ \dots \ t_M]^T = T_0 + e \quad (1.11)$$

Où T_0 contient les vraies valeurs des retards et e modélise les erreurs additives de mesure ou d'estimation ses éléments sont considérés comme des variables gaussiennes indépendantes de moyenne nulle et variance σ^2 et sa matrice de covariance est donnée par :

$$Q = E\{ee^T\} = \text{diag}\{\sigma^2 \ \dots \ \sigma^2\} \quad (1.12)$$

Si on dénote par $\theta = [x_T \ y_T]^T$ la position de l'objet mobile et le vecteur des distances entre l'émetteur et les récepteurs par $r = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_M]^T$ la fonction de densité de probabilité de T en connaissant par θ est exprimée sous la forme :

$$f(T|\theta) = (2\pi)^{\frac{M}{2}} [\det(Q)]^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{J}{2}} \quad (1.13)$$

Où $J = [T - \frac{r(\theta)}{c}]^T Q^{-1} [T - \frac{r(\theta)}{c}]$. La valeur de θ qui minimise J représente l'estimation au sens de la vraisemblance maximale [40], des approches similaires existent pour les équations basées sur la TDOA ou AOA.

9.2. Algorithme de localisation en scénario NLOS

Les méthodes géométriques décrites précédemment ne permettent pas de distinguer le trajet direct des multi trajets. Dans le cas ou 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. Les méthodes qui exploitent la structure NLLOS sont plus rares.

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 [29]:

- 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.

Des 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'angle d'arrivée et de départ.

Une première approche d'exploitation des chemins NLOS a été donnée dans [41], l'estimation des paramètres n'est pas considérée, l'hypothèse de base suppose connues la distance d des trajets reliant l'émetteur au récepteur, leurs directions d'arrivée β et de départ α le trajet direct est supposé inexistant. Bien qu'il ne soit pas mentionné, la méthode utilise uniquement des trajets qui subissent une seule interaction avec l'environnement.

Un nombre de M_R stations de base, ayant des coordonnées connues, sont supposées recevoir le signal transmis par l'objet mobile à localiser. Les paramètres du trajet de plus forte amplitude sont utilisés dans une première étape afin de déterminer la région possible de l'objet mobile.

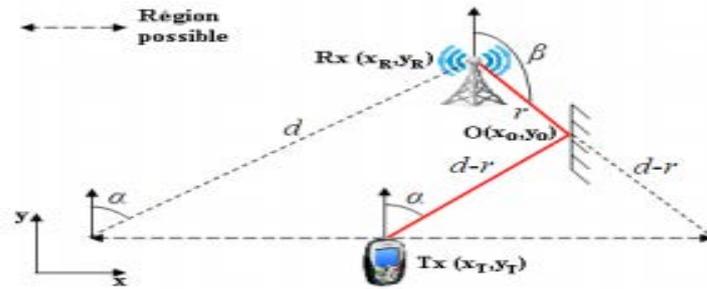


Figure 14. Détermination de la région possible de l'objet mobile [41].

Les coordonnées de l'obstacle $O(x_0, y_0)$ qui a généré le trajet sont nécessaires, elles sont supposées être données par :

$$\begin{cases} x_0 = x_R + r \sin(\beta) \\ y_0 = y_R + r \cos(\beta) \end{cases}, \quad r \in (0, d) \quad (1.14)$$

et les coordonnées de l'émetteur :

$$\begin{cases} x_T = x_0 + (d - r) \sin(\alpha) \\ y_T = y_0 + (d - r) \cos(\alpha) \end{cases}, \quad r \in (0, d) \quad (1.15)$$

L'utilisation de (1.14) et (1.15) conduit à exprimer la région où peut se trouver l'objet mobile par un segment de droite, l'équation de la droite qui le contient étant donnée par :

$$y_T = k(\alpha, \beta)x_T + b(\alpha, \beta, d) \quad (1.16)$$

Où $k(\alpha, \beta) = \frac{\cos(\alpha) + \cos(\beta)}{\sin(\alpha) + \sin(\beta)}$ et $b(\alpha, \beta, d) = -k(\alpha, \beta)(x_R - d \sin(\alpha)) + y_R - d \cos(\alpha)$.

La connaissance des paramètres de deux ou plusieurs trajets permet de retrouver la position de l'objet mobile donné par l'intersection des droites exprimées par (1.16).

L'intégralité des récepteurs disposant des paramètres d'au moins un trajet conduit à travers la méthode des moindres carrés à déterminer la position de l'objet mobile :

$$(x_T, y_T) = \arg \min_{(x_T, y_T)} \sum_{i=1}^{N_R} (k_i x_T + b_i - y_T)^2 \quad (1.17)$$

Pour améliorer les performances de la méthode précédente, la méthode de vraisemblance maximale est préférée à celle des moindres carrés. Elle permet d'estimer non seulement la position de l'objet mobile mais également les coordonnées des points d'impact sur les obstacles.

10. Conclusion

Les paramètres de localisation, telles que les AOAs, TOAs et les TDOAs doivent d'abord être mesurés avec précision avant d'être utilisés par un algorithme adéquat pour calculer une estimation de la position du MS. On conclue que le processus de calcul de l'estimation de la position comporte deux parties. La première partie consiste à estimer des paramètres de localisation et la deuxième partie consiste à utiliser des méthodes faisant appel à ces mêmes paramètres pour estimer la position de la station mobile. L'utilisation d'un type particulier de mesures définit une certaine technique.

Chapitre II

Le Filtre de Kalman étendu EKF-IMM

1. Introduction

Plusieurs techniques sont utilisées pour réduire l'effet de l'erreur de mesure du NLOS. Le filtre de Kalman est largement utilisé pour l'estimation de la position d'une MS. Cependant, pour le cas de ce filtre la transition LOS / NLOS entraînera une grande erreur dans l'estimation car les matrices de covariance estimées du bruit de mesure ne varient pas d'une manière adaptative pour correspondre à la vraie variation de la matrice de covariance. L'estimateur à modèles multiple interactifs (Interacting Multiple Models IMM) a démontré comme l'un des plus méthodes efficaces d'estimation dans un système dynamique hybride dans des conditions environnementales incertaines. Il peut estimer avec précision l'état d'un système dynamique avec plusieurs disponibles modes de commutation [42] [43] [44] [46].

Dans ce chapitre nous allons introduire en détail la technique IMM. Le canal de transmission entre la BS et la MS avec la condition LOS ou NLOS est traité comme un système à mode de commutation, considéré comme un processus de Markov à deux états. Au même temps, la fusion de données des mesures RSS et TOA est également utilisée avec l'estimateur IMM. Le filtre de Kalman étendu, est utilisé pour traiter l'estimation de la position du mobile puisque le modèle mathématique de RSS est non linéaire [42] [43] [44] [46].

2. Historique du filtre de kalman

Rudolf Kalman, né en 1930, poursuivit des études dans les domaines de l'électronique et de l'automatique et soutenu une thèse en 1957 sur le comportement des solutions des équations récurrentes du second degré. A partir de 1955, il travailla dans différentes entreprises en tant qu'automaticien. En 1958, alors qu'il travaillait au research institute for advanced studies à Baltimore, il eut l'idée originale d'employer le formalisme des équations d'état au filtre de Wiener, ce qui lui permit de construire l'estimateur que nous connaissons aujourd'hui [43].

En 1960, alors que Kalman visitait la NASA, un des responsables, F.Schmidt comprit la possibilité d'appliquer les résultats de Kalman pour le projet « Apollo » pour l'estimation et la commande de la trajectoire Schmidt travailla sur le sujet et on peut dire que ce fut la première réelle implantation du filtre [42] [43].

L'application du filtre de Kalman (estimateur linéaire) pour l'estimation de la position d'un objet nécessite, assez souvent, la linéarisation des équations d'un système non linéaire cette étape supplémentaire conduit à définir ce que l'on appelle, aujourd'hui, le filtre de Kalman étendu [58] [59].

Les applications du filtre de Kalman sont nombreuses dans les métiers de l'ingénieur. Le filtre de Kalman permettant de donner une estimation de l'état de système à partir d'une information a priori sur l'évolution de l'état (modèle) et de mesures réelles, il sera utilisé pour estimer des conditions initiales inconnues (balistique), prédire des trajectoires de mobiles (trajectographie), localiser un engin (navigation, radar,...) [58] [59].

3. Rappel sur Le filtrage

Le terme «filtrage optimal» désigne la méthodologie utilisée pour estimer l'état d'un système variable dans le temps, d'où nous observons des mesures bruyantes indirectes. L'état se réfère à l'état physique, qui peut être décrit par des variables dynamiques, telles que la position, la vitesse et l'accélération d'un objet en mouvement. Le bruit dans les mesures signifie qu'il y a un certain degré d'incertitude. Le système dynamique évolue en fonction du temps, et il y a aussi du bruit dans la dynamique du système, du bruit de traitement, ce qui signifie que le système dynamique ne peut pas être modélisé de manière entièrement déterministe. Dans ce contexte, le terme «filtrage» signifie essentiellement le processus de filtrage du bruit dans les mesures et la fourniture d'une estimation optimale de l'état compte tenu des mesures observées et des hypothèses sur le système dynamique. Cette boîte à outils fournit des outils de base pour estimer l'état d'un système dynamique linéaire, le filtre de Kalman, ainsi que le filtre Kalman étendu (EKF), peuvent être utilisés pour estimer l'état des systèmes dynamiques non linéaires. De même, les contreparties plus lisses des filtres sont fournies. Le lissage Consiste à déterminer à chaque instant une estimation qui s'accorde le mieux avec les nouvelles et anciennes observations. L'estimation consiste donc à calculer le vecteur d'état qui intervient dans un système d'équations constituant le modèle d'évolution d'un processus physique. Le problème donc est de déterminer la loi de probabilité de l'état d'un système dynamique étant donné que les observations sont partiellement bruitées [55] [56] [57].

Le problème peut se présenter soit en temps discret soit en temps continu. En général, le système peut être décrit de manière naturelle en temps continu alors que les observations sont fournies en temps discret. En règle générale, on peut estimer deux catégories de variables :

- Les quantités invariantes dans le temps (scalaire, vecteur, ou matrice).
- L'état du système dynamique (généralement un vecteur).

Le processus d'estimation d'état peut être schématisé comme suit :

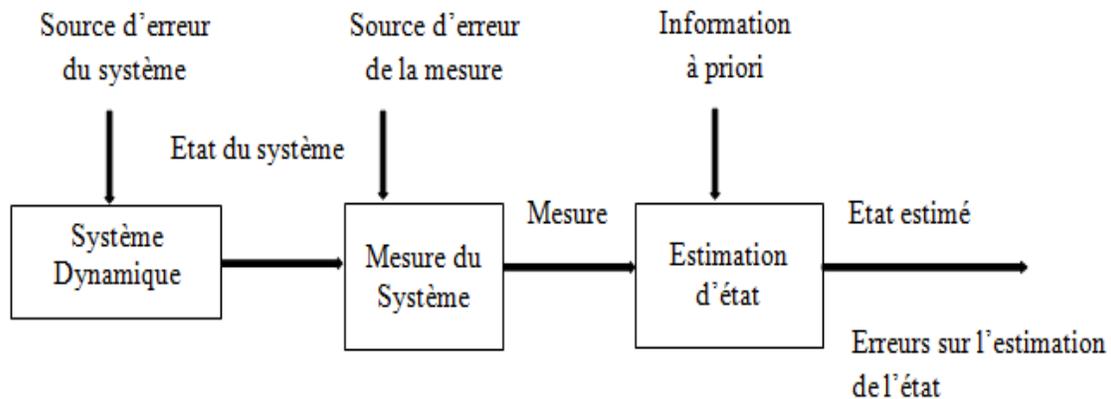


Figure 15. Synoptique du processus d'estimation [55] [56] [57].

Nous ne disposons pas d'accès au deux premiers blocs, car ils sont considérés comme une boîte noire. L'unique variable qui est à notre disposition c'est l'observation (mesure) entachée d'erreurs [55] [56] [57].

4. Filtre de Kalman étendu

Dans la plupart des applications d'intérêt, les équations de la dynamique du système et de l'observation sont non linéaires. L'estimateur le plus utilisé pour les systèmes non linéaires est le filtre Kalman étendu (Extended Kalman Filter: EKF). L'EKF applique le filtre de Kalman aux systèmes non linéaires en linéarisant simplement tous les modèles non linéaires afin que les équations linéaires traditionnelles de filtre de Kalman puissent être appliquées. Cependant, dans la pratique, l'utilisation de l'EKF comporte deux inconvénients bien connus:

- La linéarisation peut produire des filtres hautement instables si les hypothèses de linéarité locale sont violées.
- La dérivation des matrices jacobienne est non triviale dans la plupart des applications et entraînent souvent d'importantes difficultés de mise en œuvre [59] [60] [61].

4.1. Formulation du filtre de Kalman

Soit l'équation d'état du système :

$$x(k + 1) = F(k)x(k) + v(k). \quad (2.1)$$

En supposant que le bruit de système $v(k)$ est blanc gaussien, de moyenne nulle et indépendante $x(k)$ précédents, l'état prédit $\hat{x}(k + 1|k)$ est donné par :

$$\hat{x}(k + 1|k) = F(k)\hat{x}(k|k) \quad (2.2)$$

Avec une matrice de covariance donnée par :

$$p(k + 1|k) = F(k)p(k|k)F(k)^T + Q(k) \quad (2.3)$$

Où $\hat{x}(k|k)$ est l'état estimé à l'instant k de l'état $x(k)$. L'erreur d'estimation est définie par :

$$\tilde{x}(k) = x(k) - \hat{x}(k|k) \quad (2.4)$$

Il s'agit donc de minimiser la quantité :

$$p(k|k) = E[(x(k) - \hat{x}(k|k))(x(k) - \hat{x}(k|k))^T] \quad (2.5)$$

$p(k|k)$ est appelée matrice de covariance de l'erreur d'estimation. Le filtre de Kalman est donc un filtre à variance minimale.

La mesure prédite est donnée par:

$$z(k + 1|k) = H(k + 1)\hat{x}(k + 1|k) \quad (2.6)$$

La différence entre la valeur mesurée $z(k + 1)$ et la valeur prédite $z(k + 1|k)$ fournit une indication sur l'erreur d'estimation, nommée innovation, elle est définie par :

$$\tilde{z}(k + 1) = z(k + 1) - z(k + 1|k) \quad (2.7)$$

D'après Bar-shalom, lorsque le filtre est consistant, l'innovation $\tilde{z}(k + 1)$ est un bruit blanc de valeur moyenne nulle, l'estimé de l'état $x(k + 1)$ est donnée par l'équation suivante :

$$\hat{x}(k + 1|k + 1) = \hat{x}(k + 1|k) + K(k + 1)[z(k + 1) - z(k + 1|k)] \quad (2.8)$$

Cette relation exprime le fait que la nouvelle estimation du vecteur d'état à l'instant $k+1$ est une mise à jour de l'estimation à l'instant k . Cette mise à jour tient compte de l'écart entre la mesure effective et la mesure prédite.

Il faut donc déterminer le paramètre $K(k + 1)$ pour la mise à jour de sorte que l'erreur au sens des moindres carrés entre le vecteur d'état et son estimé soit minimale. Le paramètre $K(k + 1)$ est appelé gain du filtre de Kalman. On montre que le gain de Kalman $K(k + 1)$ est donné par :

$$K(k + 1) = p(k + 1|k)H(k + 1)^T S(k + 1)^{-1} \quad (2.9)$$

Où $s(k + 1)$ est la matrice de covariance de l'innovation, elle est définie par :

$$s(k + 1) = H(k + 1)p(k + 1|k)H(k + 1)^T + R(k + 1) \quad (2.10)$$

La matrice de covariance de l'erreur d'estimation est donnée par :

$$p(k + 1|k + 1) = p(k + 1|k) - K(k + 1)S(k + 1)K(k + 1)^T \quad (2.11)$$

La figure 16 résume un cycle de calcul de l'état estimé d'un système linéaire par le filtre de Kalman [58] [59] [60] [61].

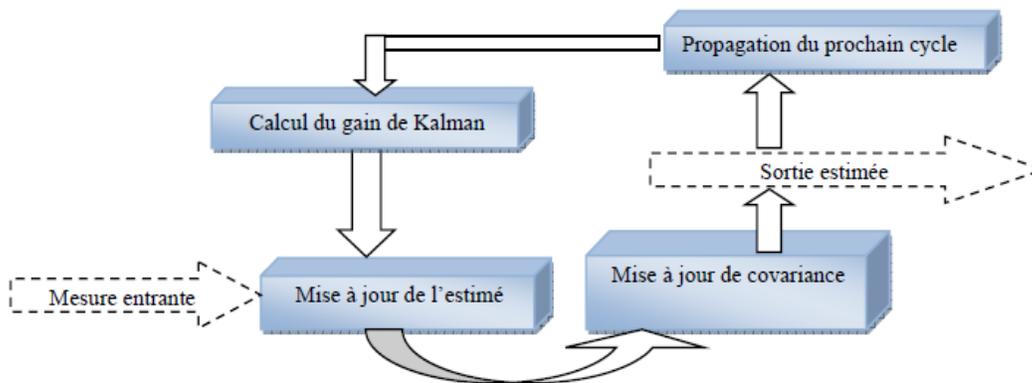


Figure 16. Un cycle de calcul de l'état estimé d'un système linéaire par le filtre de Kalman [61] [62].

5. L'IMM (Interacting Multiples Models)

Une estimation précise de l'état des cibles avec une dynamique changeante peut être réalisée grâce à l'utilisation de plusieurs modèles de filtre. L'algorithme IMM fournit une structure pour gérer efficacement plusieurs modèles de filtre. La conception d'un IMM nécessite la sélection du nombre et du type de modèles de filtre et la sélection de chacun des paramètres de filtre [58] [59] [60] [61].

L'IMM est le plus utilisé dans les applications de poursuite d'une cible manouvrante, en raison du bon compromis qu'il réalise entre performance et complexité. Il est approprié aux problèmes de poursuite d'une cible à l'aide de plusieurs capteurs. Il consiste à utiliser un ensemble fini de modèles pouvant décrire tous les mouvements possibles que peut effectuer une cible. Un ensemble de modèles fonctionnant en parallèle et interagissant entre eux est utilisé pour décrire voir même les mouvements dont le modèle n'est pas disponible. Les modèles utilisés peuvent avoir différentes structures de forme récursive et modulaire avec une charge de calcul fixe. Chaque cycle contient trois étapes essentielles: interaction (mixage), filtrage, et mélange. A l'instant k , l'initialisation de l'ensemble des filtres, chacun correspondant à un modèle particulier, est effectuée en mixant les estimées fournies par les différents filtres à l'instant précédent. Les différents filtres opèrent en parallèle délivrant chacun l'état prédit et l'état estimé et leurs covariances. L'état estimé global est alors obtenu en pondérant les états estimés individuels par les probabilités des différents modèles. La covariance de l'état estimé global est également évaluée en utilisant ces probabilités [58] [59] [60] [61].

Dans cette approche, un ensemble de modèles est utilisé pour décrire le mouvement d'une cible. La transition d'un modèle à un autre peut avoir lieu à n'importe quel instant en suivant une chaîne de Markov [58] [59] [60] [61].

6. L'estimation de la position à base du filtre IMM-EKF

L'IMM basé sur le filtre de Kalman (EK-IMM) est utilisé pour l'estimation de la position d'une MS avec la fusion de données entre la mesure du TOA et la mesure de la RSS dans un environnement sans fil. Le filtre Kalman étendu est utilisé pour l'estimation non linéaire. L'IMM est utilisé comme un basculement entre les états LOS et NLOS, qui

sont considérés comme un processus de Markov avec deux modes interactifs [44] [45] [46].

7. Modèle de mesure

L'estimation de la position de la MS est considérée dans un environnement microcellule de propagation radio, comme le montre la figure 17. Une transition LOS / NLOS se produit lorsqu'une MS arrive au coin de la rue. La transition est modélisée en tant que système de mode de commutation. Un processus de Markov à deux états de la Figure 19 est utilisé pour décrire le système de commutation [53] [54].

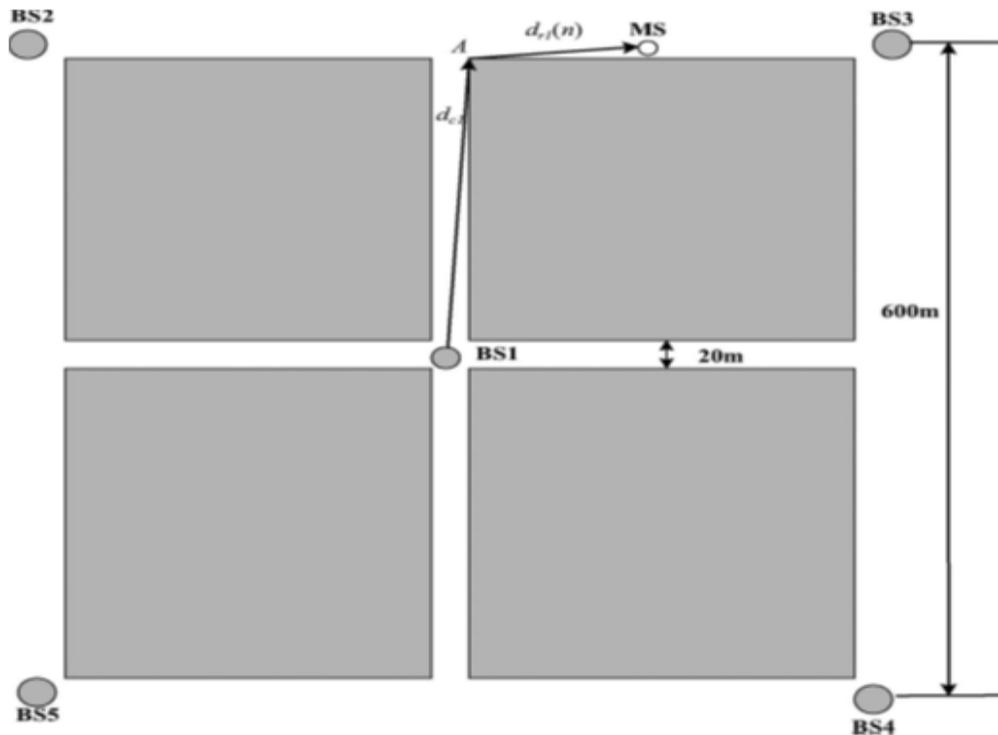


Figure 17. Environnement de propagation dans la région urbaine [53] [54].

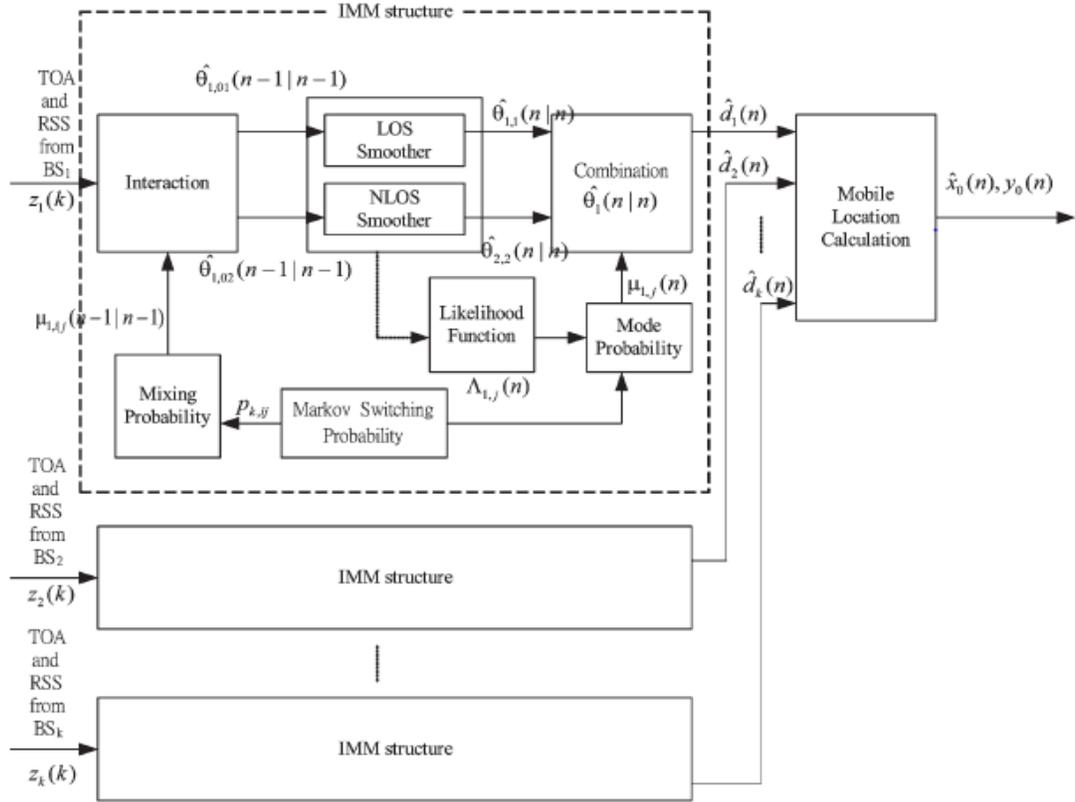


Figure 18. L'architecture EKF-IMM utilisée de l'estimateur de localisation mobile [53].

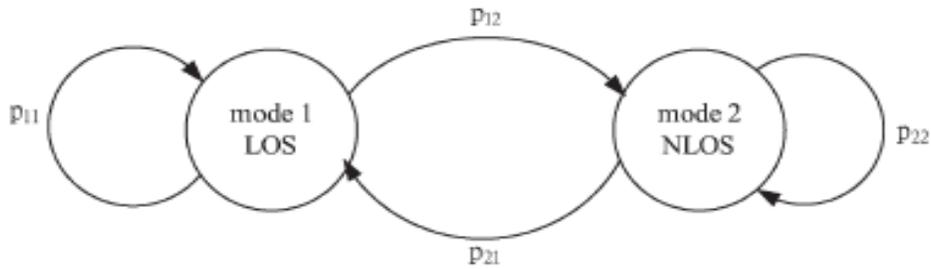


Figure 19. Modèle de changement de Markov [53] [54].

7.1. Modèle de système

On suppose qu'il existe des K BSs pour détecter le signal reçu de MS dans un environnement de propagation radio micro cellulaire urbain. $(X_0(n), Y_0(n))$ est la coordonnée de la MS à l'instant n . La mesure de la distance $r_k(n)$ correspondant au TOA

entre la BS_K et la MS au moment n sous la condition LOS peut être modélisée comme [42] :

$$r_k(n) = d_k(n) + w_{dk}(n), \quad k = 1, \dots, K \quad (2.12)$$

Où $d_k(n)$ est la distance réelle entre les BS_K et la MS correspondantes à l'instant n , et $w_{dk}(n)$ est le bruit de mesure du TOA, modélisé comme un bruit blanc additif Gaussien blanc (Additif White Gaussien Noise: AWGN) de moyen zéro et d'une variance σ_m^2 . Lorsque la propagation NLOS se produit, la distance réelle $d_k(n)$ est la somme des deux distances: de la BS_K au coin et du coin à la MS. La mesure de la distance $r_k(n)$ correspondant aux mesures du TOA entre BS_K et MS au moment n sous la condition NLOS peut être modélisée comme :

$$r_k(n) = d_k(n) + w_{dk}(n) = d_{ck} + d_{rk}(n) + w_{dk}(n), \quad k = 1, \dots, K \quad (2.13)$$

Où d_{ck} et $d_{rk}(n)$ représentent les distances de BS_K au coin et du coin à la MS [42].

7.1.1. Puissance reçue entre BS et MS sous la condition LOS / NLOS

La mesure de puissance $p_k(n)$ correspondant à la RSS entre la BS_K et la MS à l'instant n sous la condition LOS peut être modélisée comme [47] [48] :

$$p_k(n) = 10 \log[d_{ck}^a(n)(1 + d_k(n)/g)^b] + w_{pk}(n), \quad k = 1, \dots, K \quad (2.14)$$

Où $w_{pk}(n)$ est le bruit de mesure du RSS modélisé comme AWGN d'une moyenne nulle et variance σ_p^2 , g est le point de rupture avec une portée de 150 à 300 m, et les paramètres a et b déterminent les pentes avant et après le point de rupture, respectivement.

La mesure de puissance $p_k(n)$ correspondant aux données RSS entre BS_K et MS à l'instant n sous la condition NLOS peut être modélisée comme [47] [48] :

$$p_k(n) = 10 \log \left[d_{ck}^a \left(1 + \frac{d_{ck}}{g} \right)^b (d_k(n) - d_{ck})^a \times \left(1 + \frac{(d_k(n) - d_{ck})}{g} \right)^b \right] + w_{pk}(n), \quad k = 1, \dots, K. \quad (2.15)$$

7.1.2. Fusion des données de temps d'arrivé et la puissance reçus

Pour améliorer les performances, les mesures du TOA et la RSS sont utilisées simultanément pour l'estimation de localisation.

Pour simplifier, ces mesures sont formulées sous la forme vectorielle suivante.

- Pour le cas LOS:

$$z_k(n) = \begin{bmatrix} p_k(n) \\ r_k(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 \log \left[d_k^a(n) \left(1 + \frac{d_k(n)}{g} \right)^b \right] \\ d_k(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{pk}(n) \\ w_{dk}(n) \end{bmatrix}, \quad k = 1, \dots, K \quad (2.16)$$

- Pour le cas NLOS :

$$z_k = \begin{bmatrix} p_k(n) \\ r_k(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 \log \left[d_{ck}^a (1 + d_{ck} g)^b (d_k(n) - d_{ck})^a \left(1 + \frac{(d_k(n) - d_{ck})}{g} \right)^b \right] \\ d_k(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{pk}(n) \\ w_{dk}(n) \end{bmatrix}, \quad k = 1, \dots, K \quad (2.17)$$

Les équations (2.16) et (2.17) s'appellent les modèles multiples et les mesures de fusion de données dans cette méthode. Les bruits de mesure $w_{pk}(n)$ et $w_{dk}(n)$ sont supposés indépendants. Les techniques de fusion de données exploitent les mesures indépendantes pour créer des estimateurs qui ont une précision supérieure à celles basées sur une mesure unique. Étant donné que les mesures dans (2.16) et (2.17) sont non linéaires avec les conditions de LOS et de NLOS, le schéma d'estimation IMM-EKF est utilisé pour traiter l'estimation non linéaire [47] [48].

7.1.3. Modèle d'espace d'état

À partir des modèles de mesure de la distance dans (2.16) et (2.17), nous supposons que trois BS sont utilisées pour détecter le signal de la MS (c'est-à-dire $K = 3$). Un vecteur d'état selon BS_K est Défini par :

$$\theta_k(n) = [d_k(n) \quad \dot{d}_k(n)]^T, \quad k = 1, \dots, K \quad (2.18)$$

Où $\dot{d}_k(n)$ est la vitesse de la MS selon BS_K . Le modèle d'espace d'état du signal MS peut être exprimé comme des équations dynamiques à deux modes non linéaires suivantes :

- Pour le cas LOS:

$$\theta_k(n+1) = F\theta_k(n) + Cv_k(n), \quad k = 1, \dots, K$$

$$z_k(n) = \begin{bmatrix} p_k(n) \\ r_k(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 \log \left[d_k^a(n) \left(1 + \frac{d_k(n)}{g} \right)^b \right] \\ d_k(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{pk}(n) \\ w_{dk}(n) \end{bmatrix}. \quad (2.19)$$

- Pour le cas NLOS:

$$\theta_k(n+1) = F\theta_k(n) + Cv_k(n), \quad k = 1, \dots, K$$

$$z_k = \begin{bmatrix} p_k(n) \\ r_k(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 \log \left[d_{ck}^a \left(1 + \frac{d_{ck}}{g} \right)^b (d_k(n) - d_{ck})^a \left(1 + \frac{(d_k(n) - d_{ck})}{g} \right)^b \right] \\ d_k(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{pk}(n) \\ w_{dk}(n) \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} T_s^2/2 \\ T_s \end{bmatrix}. \quad (2.21)$$

T_s est la période d'échantillonnage, et $v_k(n)$ est le bruit de conduite du processus en raison de l'accélération de la MS. Notez que le terme $d_k(n)$ dans (2.17) défini dans (2.13) est différent de celui de (2.16) défini dans (2.12). Le problème de mesure de portée sera réduit au problème d'estimation d'état non linéaire du système à deux modes présenté dans (2.19) et (2.20) [47] [48].

8. IMM-EKF

8.1. Estimation de la distance par l'IMM-EKF

Il existe deux équations d'état dynamiques pour modéliser le signal du mobile dans (2.19) et (2.20). La transition LOS / NLOS est modélisé en tant que processus de Markov à deux états. L'état $\theta_k(n)$ pour la k^{th} BS est estimé simultanément par deux EKF en parallèles sur la base des modes correspondants (c'est-à-dire les filtres LOS et NLOS). Les probabilités du mode de la condition actuelle peuvent être calculées et mis à jour par une fonction de vraisemblance via les erreurs d'estimation respectives. Ensuite, l'algorithme IMM-EKF combine les résultats d'estimation des deux EKF en parallèles, en

tenant compte de leurs probabilités de mode correspondantes. Dans la prochaine itération, les probabilités de mixage sont calculées et ensuite mélangent les résultats d'estimation précédents des deux EKF, pour estimer l'état a priori mixte de l'EKF correspondant. La fusion de données des mesures TOA et RSS est utilisée pour améliorer les performances du IMM-EKF. L'architecture de la méthode est illustrée à la figure 18, qui se compose de trois étapes majeures: interaction (mixage), filtrage et combinaison. L'algorithme est décrit dans ce qui suit [45] [53] [54].

8.1.1. Interaction (Mixage)

Pour décrire l'interaction de l'IMM, d'abord les termes suivants sont définis: $\forall k \in [1 \text{ pour BS1, } 2 \text{ pour BS2 et } 3 \text{ pour BS3}], i, j \in [1 \text{ pour le filtre LOS, } 2 \text{ pour le filtre NLOS}]$.

Les états à mode multiple, issus de l'estimation précédente, sont mélangés à ce stade. Si le mode actuel peut être précisément estimé, l'erreur d'estimation sera réduite pendant le changement de mode.

Nous supposons que toutes les probabilités de transition sont bien connues. La probabilité de mélange du mode i au mode j peut être exprimée par:

$$\mu_{k,ij}(n-1|n-1) = (1/\bar{c}_{k,j})p_{k,ij}\mu_{k,i}(n-1) \quad (2.22)$$

Où $p_{k,ij}$ est la probabilité de transition de Markov du mode i au mode j pour BS_K , $\mu_{k,i}(n-1)$ est la probabilité de BS_K en mode i au temps $n-1$ et $\bar{c}_{k,j}$ est un facteur de normalisation pour BS_K est défini comme :

$$\bar{c}_{k,j} = \sum_i p_{k,ij}\mu_{k,i}(n-1). \quad (2.23)$$

L'estimation d'état à priori mixée $\hat{\theta}_{k,0j}(n-1|n-1)$ et la matrice de covariance $P_{k,0j}(n-1|n-1)$ pour le filtre du $j^{ème}$ mode (filtre LOS ou NLOS) de BS_K au temps $n-1$ peut être obtenu par :

$$\hat{\theta}_{k,0j}(n-1|n-1) = \sum_i \hat{\theta}_{k,i}(n-1|n-1)\mu_{k,ij}(n-1|n-1) \quad (2.24)$$

$$P_{k,0j}(n-1|n-1) = \sum_i \left\{ P_{k,i}(n-1|n-1) + [\hat{\theta}_{k,i}(n-1|n-1) - \hat{\theta}_{k,0i}(n-1|n-1)] \right. \\ \left. \times [\hat{\theta}_{k,i}(n-1|n-1) - \hat{\theta}_{k,0i}(n-1|n-1)]^T \right\} \times \mu_{k,ij}(n-1|n-1) \quad (2.25)$$

$\hat{\theta}_{k,i}(n-1|n-1)$ et $P_{k,i}(n-1|n-1)$ sont la matrice d'estimation d'état et de covariance pour le filtre du i ème mode au temps $n-1$, respectivement. $\hat{\theta}_{k,i}(n-1|n-1)$ et $P_{k,i}(n-1|n-1)$ sont fournis par l'étape du mode précédent par l'EKF [53] [54].

8.1.2. Filtre de mode

$\forall k \in [1 \text{ pour BS1}, 2 \text{ pour BS2 et } 3 \text{ pour BS3}]$, $j \in [1 \text{ pour le filtre LOS}, 2 \text{ pour le filtre NLOS}]$. L'estimation d'état non linéaire est introduite, et la probabilité de mode est mise à jour à ce stade. De (2.19), (2.20), et l'algorithme de EKF, nous pouvons obtenir :

$$\hat{\theta}_{k,j}(n|n-1) = F \hat{\theta}_{k,0j}(n-1|n-1) \forall j \in [1,2], k \in [1,2,3] \quad (2.26)$$

$$\hat{\theta}_{k,j}(n|n) = \hat{\theta}_{k,j}(n|n-1) + K_{a,k,j}(n) e_{k,j}(n) \quad (2.27)$$

Où :

$$e_{k,j}(n) = z_{k,j}(n) - h_{k,j}(\hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)), \quad j = 1,2 \quad (2.28)$$

$h_{k,j}(\hat{\theta}_{k,j}(n|n-1))$ pour $j=1, 2$, sont exprimés en (2.29) et (2.30). $\hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)[1,1]$ représente l'élément à la première ligne et la première colonne de l'état $\hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)$. L'équation (2.28) désigne le processus d'innovation de l'erreur de prédiction de la distance selon le filtre du $j^{\text{ème}}$ mode. $K_{a,k,j}(n)$ est le gain du EKF correspondant, qui est utilisé pour minimiser la covariance $E\{e_{k,j}(n)e_{k,j}^T(n)\}$ de l'erreur de prédiction de la distance. La matrice de covariance de l'erreur de prédiction $P_{k,j}(n|n)$, le gain de Kalman $K_{a,k,j}(n)$ et la matrice de covariance de l'erreur d'estimation de la distance $P_{k,j}(n|n-1)$, sont obtenus à partir des équations suivantes (2.30), (2.31), et (2.32) respectivement [49] [50]:

$$h_{k,1}(\hat{\theta}) = \left[\begin{array}{c} 10 \log \left[\left(\hat{\theta}_{k,1}(n|n-1)[1,1] \right)^a \left(1 + \frac{\hat{\theta}_{k,1}(n|n-1)[1,1]^b}{g} \right) \right] \\ \hat{\theta}_{k,1}(n|n-1)[1,1] \end{array} \right] \quad (2.29)$$

$$h_{k,2}(\hat{\theta}) = \left[\begin{array}{c} 10 \log \left[d_{ck}^a(n) \left(1 + \frac{d_{ck}}{g} \right)^b (\hat{\theta}_{k,2}(n|n-1)[1,1] - d_{ck})^a \left(1 + \frac{(\hat{\theta}_{k,2}(n|n-1)[1,1] - d_{ck})}{g} \right)^b \right] \\ \hat{\theta}_{k,2}(n|n-1)[1,1] \end{array} \right] \quad (2.30)$$

$$P_{k,j}(n|n-1) = F P_{k,0j}(n-1|n-1) F^T + \sigma_v^2 C C^T \quad (2.31)$$

$$K_{a,k,j}(n) = P_{k,j}(n|n-1) H_{k,j} \times [H_{k,j} P_{k,j}(n|n-1) H_{k,j}^T + Q_k]^{-1} \quad (2.32)$$

$$P_{k,j}(n|n) = [I - K_{a,k,j}(n) H_{k,j}] P_{k,j}(n|n-1) \quad (2.33)$$

Où

$$H_{k,j} = \left. \frac{\partial h_{k,j}(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta = \hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)}, j = 1, 2. \quad (2.34)$$

$H_{k,j}$ Pour $j = 1, 2$ sont exprimés en (2.35) et (2.36).

σ_v^2 dans (2.31) est la variance du bruit de conduite du processus, et Q_k dans (2.32) est la matrice de covariance du vecteur d'erreur de mesure $[w_{pk}(n) w_{dk}(n)]^T$. Les matrices de covariance d'erreur de la prédiction et de l'estimation de la distance selon le filtre EKF apparié par mode de BS_K sont définies comme suit:

$$\begin{aligned} P_{k,j}(n|n-1) &= E \left\{ [\theta_k(n) - \hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)] \times [\theta_k(n) - \hat{\theta}_{k,j}(n|n-1)]^T \right\} \\ P_{k,j}(n|n) &= E \left\{ [\theta_k(n) - \hat{\theta}_{k,j}(n|n)] \times [\theta_k(n) - \hat{\theta}_{k,j}(n|n)]^T \right\} \end{aligned} \quad (2.37)$$

Avec :

$$H_{k,1} = \begin{bmatrix} 10[ad^{-1} + b(1 + d/g)^{-1}/g]/\ln 10 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \text{ for } d = \hat{\theta}_{k,1}(n|n-1)[1,1] \quad (2.35)$$

$$H_{k,2} = \begin{bmatrix} 10[a(d - d_{ck})^{-1} + b(1 + (d - d_{ck})/g)^{-1}/g]/\ln 10 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \text{ for } d = \hat{\theta}_{k,2}(n|n-1)[1,1] \quad (2.36)$$

En outre, la covariance $E\{e_{k,j}(n)e_{k,j}^T(n)\}$ de l'erreur de prédiction de la plage homogène est exprimée comme :

$$E\{e_{k,j}(n)e_{k,j}^T(n)\} = S_{k,j}(n) = H_{k,j} P_{k,j}(n|n-1) H_{k,j}^T + Q_k \quad (2.38)$$

La fonction de vraisemblance $\Lambda_{k,j}(n)$ et la probabilité de mode $\mu_{k,j}(n)$ pour l'EKF du $j^{\text{ème}}$ mode de BS_K , peuvent être mises à jour par :

$$\Lambda_{k,j}(n) = N(e_{k,j}(n); 0, S_{k,j}(n)) \quad (2.39)$$

$$\mu_{k,j}(n) = \frac{1}{c_k} \Lambda_{k,j}(n) \sum_i p_{k,ij} \mu_{k,i}(n-1) = \frac{1}{c_k} \Lambda_{k,j}(n) \bar{c}_{k,j} \quad (2.40)$$

Où $N(e_{k,j}(n); 0, S_{k,j}(n))$ désigne la fonction de densité gaussienne de $e_{k,j}(n)$ avec moyenne nulle et covariance $S_{k,j}(n)$ et C_k est un facteur de normalisation donné par :

$$c_k = \sum_j \Lambda_{k,j}(n) \bar{c}_{k,j} \quad (2.41)$$

La signification physique de (2.39) est que la fonction de vraisemblance du filtre EKF du j ème mode est faible si la valeur absolue de l'erreur d'estimation $|e_{k,j}(n)|$ est grande, et vice versa. Les probabilités de mode mises à jour dans (2.40) sont basées sur les probabilités de transition de Markov et la pondération de la fonction de vraisemblance $\Lambda_{k,j}(n)$ pour le filtre EKF du j ème mode [51] [52].

8.1.3. Combinaison (mélange)

Pour que le filtre de Kalman fonctionne, une prédiction doit être faite. En faisant une prédiction en utilisant le vecteur d'état $\hat{\theta}_k(n|n)$, une transition possible entre les états i et j serait ignorée.

Pour résoudre ce problème, un nouveau vecteur d'état $\hat{\theta}_k(n|n)$ est mélangé. Ce nouveau vecteur d'état consiste des vecteurs d'état de tous les modèles utilisés et sont pondérés par leur probabilité de transition [53] [54].

Ce processus est répété pour chaque modèle, produisant un vecteur d'état pour chaque modèle. Similaire au mélange des vecteurs d'état, la matrice de covariance et les probabilités sont mélangées. D'une manière plus générale, le processus de mélange peut être décrit par les relations indiquées ci-dessous [53] [54].

$\forall k \in [1 \text{ pour BS1, } 2 \text{ pour BS2 et } 3 \text{ pour BS3}], j \in [1 \text{ le filtre LOS, } 2 \text{ pour le filtre NLOS}]$. L'estimation de vecteur d'état et la matrice de covariance d'erreur de l'estimation de la distance pour BS_K peuvent être obtenues en combinant les résultats de leurs filtres adaptés au mode en fonction des probabilités de mode respectives. Ils peuvent être exprimés comme suit:

$$\hat{\theta}_k(n|n) = \sum_j \hat{\theta}_{k,j}(n|n) \mu_{k,j}(n) \quad (2.42)$$

$$P_k(n|n) = \sum_j \left\{ P_{k,j}(n|n) + \times [\hat{\theta}_{k,j}(n|n) - \hat{\theta}_k(n|n)]^T \right\} \mu_{k,j}(n) \quad (2.43)$$

La probabilité de mode $\mu_{k,j}(n)$ est très importante pour l'estimation de localisation de la MS. C'est une pondération de l'interaction et la combinaison de l'estimation de l'état pour IMM-EKF utilisé. Enfin, l'estimation de la distance de la MS pour chaque BS_K peut être obtenue à partir du vecteur d'état estimé $\hat{\theta}_k(n|n)$. De (2.18), il peut être exprimé comme :

$$\hat{d}_k(n) = [1 \quad 0] \hat{\theta}_k(n|n), \quad k = 1,2,3. \quad (2.44)$$

L'emplacement de la MS peut être calculé à partir de $d_k(n)$ dans (2.44) par l'estimation précise des distances entre les BS_K et la MS. Une méthode pour calculer l'emplacement mobile est introduite dans la partie suivante [53] [54].

8.1.4. Calcul de la position du mobile

Les résultats de l'estimation à l'aide du l'IMM-EKF sont les distances estimées entre les trois BS individuelles et la MS. Ces distances estimées dans (2.44) peuvent être utilisées pour obtenir l'emplacement de la station $(X_0(n), Y_0(n))$. 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 (2.45) - (2.47), expriment la relation entre l'emplacement MS $(X_0(n), Y_0(n))$ et les distances estimées $d_1(n)$, $d_2(n)$ et $d_3(n)$.

Un seul cas est adopté pour chaque équation. Cela dépend de la probabilité de mode correspondante pour BS_K , le cas LOS est adopté si $\mu_{k,1}(n) > \mu_{k,2}(n)$ et vice versa. Chaque équation représente un cercle, et la BS_K est le centre du cercle. L'emplacement

MS $(X_0(n), Y_0(n))$ se trouve à l'intersection de trois cercles. En combinant (2.45) et (2.46), les termes de second ordre $x_0^2(n)$ et $y_0^2(n)$ peuvent être éliminés pour obtenir les équations de premier ordre suivantes [49] :

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 = \hat{d}_1^2(n) = d_1^2(n), & \text{for LOS} \\ (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 \approx d_{c1}^2 + (\hat{d}_1(n) - d_{c1})^2 = d_1^2(n), & \text{for NLOS} \end{cases} \quad (2.45)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 = \hat{d}_2^2(n) = d_2^2(n), & \text{for LOS} \\ (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 \approx d_{c2}^2 + (\hat{d}_2(n) - d_{c2})^2 = d_2^2(n), & \text{for NLOS} \end{cases} \quad (2.46)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 = \hat{d}_3^2(n) = d_3^2(n), & \text{for LOS} \\ (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 \approx d_{c3}^2 + (\hat{d}_3(n) - d_{c3})^2 = d_3^2(n), & \text{for NLOS} \end{cases} \quad (2.47)$$

$$(x_2 - x_1)x_0(n) + (y_2 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_2^2(n) - x_1^2 + x_2^2 - y_1^2 + y_2^2}{2} \quad (2.48)$$

De même, les deux autres équations de premier ordre peuvent être obtenues en combinant (2.45) et (2.47), ainsi que (2.46) et (2.47), c'est-à-dire :

$$(x_3 - x_1)x_0(n) + (y_3 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_3^2(n) - x_1^2 + x_3^2 - y_1^2 + y_3^2}{2} \quad (2.49)$$

$$(x_3 - x_2)x_0(n) + (y_3 - y_2)y_0(n) = \frac{d_2^2(n) - d_3^2(n) - x_2^2 + x_3^2 - y_2^2 + y_3^2}{2} \quad (2.50)$$

Nous pouvons obtenir 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 des combinaisons de (48) - (50). Prenant la moyenne des trois points d'intersection :

$$x_0(n) = \frac{x_0^{(1)}(n) + y_0^{(2)}(n) + y_0^{(3)}(n)}{3} \quad (2.51)$$

$$y_0(n) = \frac{y_0^{(1)}(n) + y_0^{(2)}(n) + y_0^{(3)}(n)}{3} \quad (2.52)$$

L'emplacement MS estimé $(x_0(n), y_0(n))$ est obtenu [49].

9. Conclusion

Dans ce chapitre, Nous avons étudié l'application d'un filtre IMM avec la fusion des données (entre le temps d'arrivé (TOA) et la puissance reçus (RSS)) pour l'estimation de la localisation mobile dans un environnement sans fil. Le filtre Kalman étendu est utilisé pour l'estimation non linéaire. Ensuite L'IMM est utilisé comme un commutateur entre les états LOS et NLOS, qui sont considéré comme un processus de Markov avec deux modes interactifs. Nous avons traité aussi le modèle de système utilisé et son équation relative en espace d'état.

Chapitre III

Résultats de simulation

1. Introduction

Dans ce chapitre on va discuter les résultats de simulation de l'estimateur IMM-EKF déjà discuté dans le chapitre 2 pour l'estimation de la position d'un mobile avec la fusion de données du TOA et de la RSS dans un environnement sans fil. La performance dépend fortement de l'environnement dans lequel se trouve le mobile. Dans notre cas, c'est un environnement de propagation radio urbain (voir la figure 17) pour toutes les simulations qui sont générées par le logiciel MATLAB.

2. Les données de simulation

Le véhicule est supposé avoir une vitesse constante de 18 km/h et se déplacer selon la trajectoire de la figure 17. Donc la trajectoire du véhicule sur le plan x-y est indiquée comme suit:

$$x_0(t) = x_0(0) + v_x(t) \quad (3.1)$$

$$y_0(t) = y_0(0) + v_y(t) \quad (3.2)$$

Où les coordonnées (v_x, v_y) représente la vitesse du véhicule dans les deux directions x, y , et $(x_0(0), y_0(0))$ représente la coordonnée initiale de la MS. Ensuite nous supposons que la vitesse v du véhicule reste constante ($v^2 = v_x^2 + v_y^2$) avec $v_x = 5m/s$ ou $v_y = 5m/s$, avec $x_0(0) = 0m$ et $y_0(0) = 50m$. La longueur de trajet de simulation, l'intervalle d'échantillonnage et le temps d'observation total sont respectivement de 500 m, 0,2 s et 100 s. Les données de mesure sont générées par la distance réelle et la puissance réelle.

Les positions des BS et les coordonnées du coin sont déjà connues. Le bruit de mesure est ajouté à la distance pour générer les données de mesure de la distance. Ce bruit de mesure est supposé AWGN avec une moyenne nulle et un écart type $\sigma_m = 15m$ [63]. Le bruit de mesure en puissance est supposé aussi un AWGN avec une moyenne nulle et un écart type $\sigma_p = 2 dB$ [62]. Les bruits sont supposés indépendants.

Lorsque la MS se déplace dans un coin de rue, la transition LOS / NLOS se produit pour chaque BS [47], [48]. Les coordonnées des BSs sont supposées être $BS_1(0,0)$, $BS_2(-300,300)$, $BS_3(300,300)$ dans la figure17. La MS se déplace dans un coin de la rue et tourne à droite. Cela provoque la transition LOS / NLOS de l'environnement de propagation. Il existe trois BS pour détecter le signal de la MS.

σ_v^2 dans (2.31) représente la variance du bruit de l'accélération du véhicule (MS). Dans cette simulation on peut choisie la valeur $\sigma_v^2 = 1m/s$. La valeur initiale de la matrice de

covariance de l'erreur d'estimation de la distance pour $j = 1, 2$ en (2.37) est attribuée à $P_{k,j}(n|n) = 3I$ pour chaque BS. La matrice de probabilité de transition de Markov à deux états de commutation de mode pour le schéma utilisé est donné par:

$$\begin{bmatrix} p_{k,11} & p_{k,12} \\ p_{k,21} & p_{k,22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.995 & 0.005 \\ 0.005 & 0.995 \end{bmatrix} \quad \text{avec } k = 1,2,3$$

Pour toutes les BSs ce choix dépend du fait que le mode LOS ou NLOS de chaque BS est modifié pour chaque 200 échantillons dans le cas de simulation de transition LOS / NLOS. Les probabilités de mode initial sont données par $\mu_{k,1}(0) = \mu_{k,2}(0) = 0.5$ avec $k = 1,2,3$.

3. L'emplacement mobile et l'environnement de propagation

L'environnement est montré dans la figure 17. Ce modèle est largement utilisé pour la simulation d'un réseau cellulaire dans la région urbaine [49].

4. Résultats de la simulation

4.1. La trajectoire de la MS

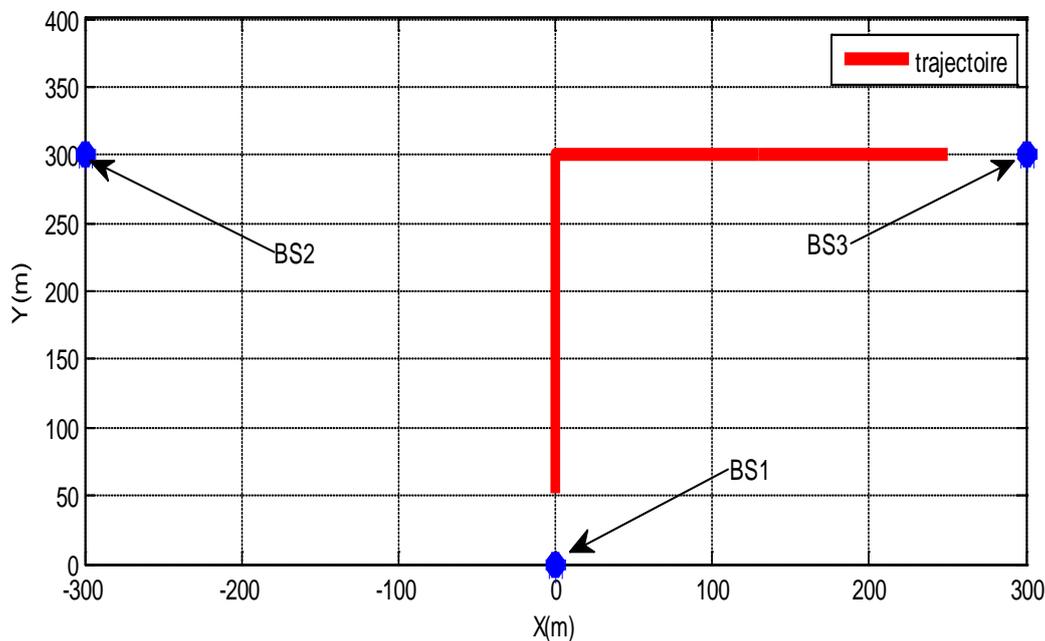


Figure 20. La trajectoire de la MS.

La MS se déplace de la coordonnée (0m, 50m) vers le coin de coordonnée (300m, 0), puis il tourne à droite et continue à se déplacer jusqu'à la coordonnée (300m, 300m).

4.2. Estimation de la distance pour BS1

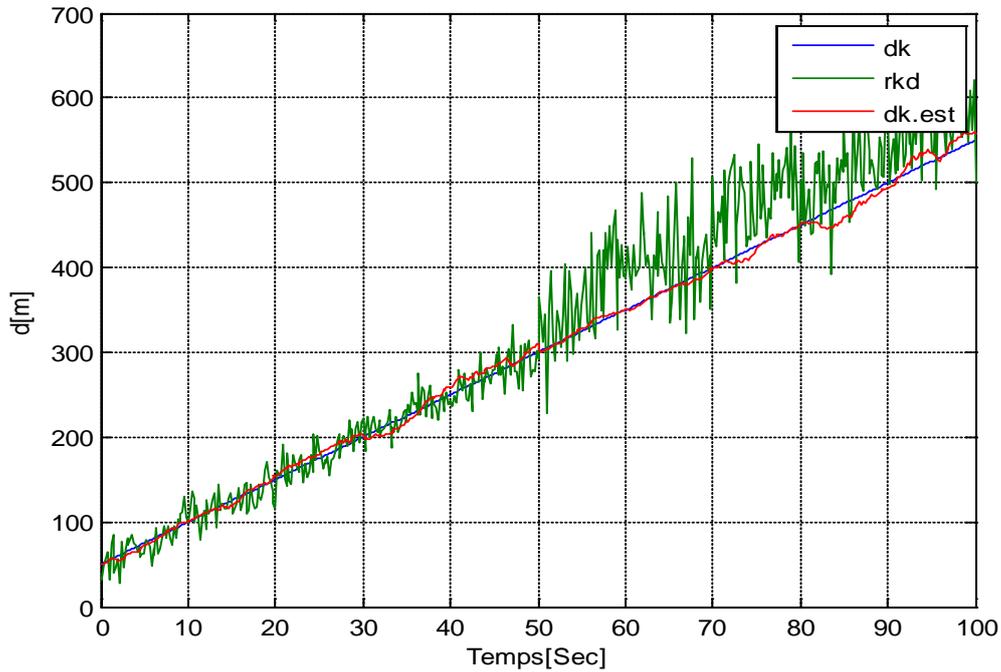


Figure 21. Distance estimée par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS1 et MS.

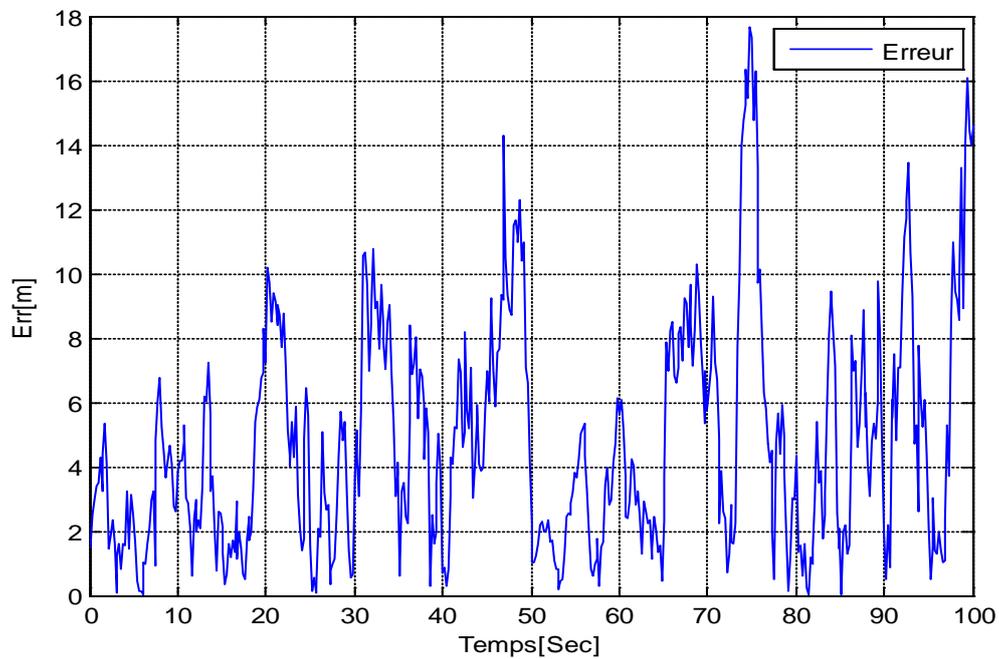


Figure 22. L'erreur d'estimation de la distance entre BS1 et MS.

4.3. Estimation de la distance pour BS2.

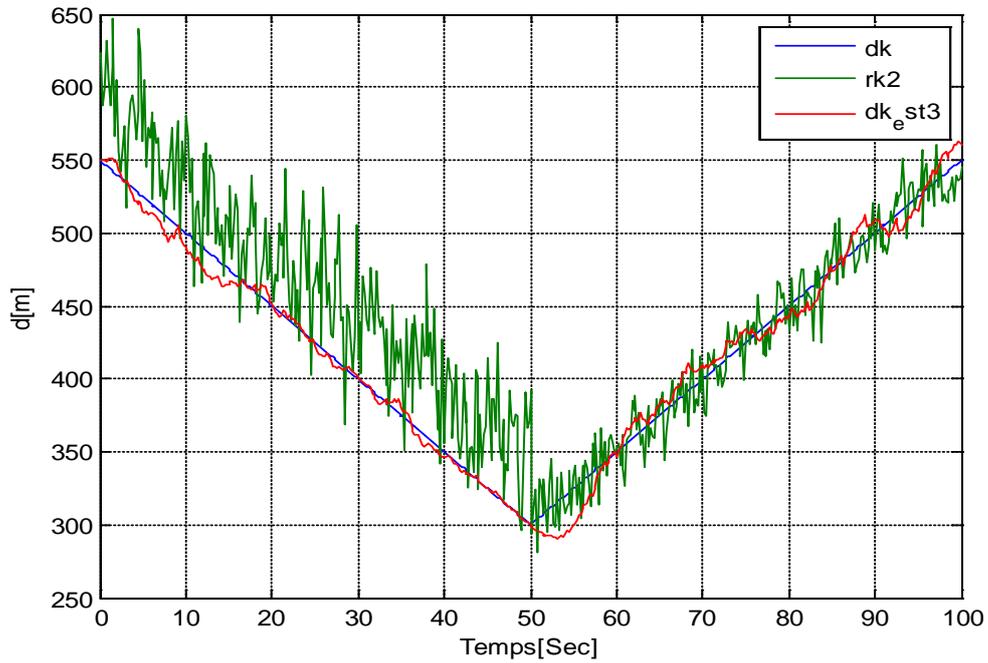


Figure 23. Distance estimée par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS2 et MS.

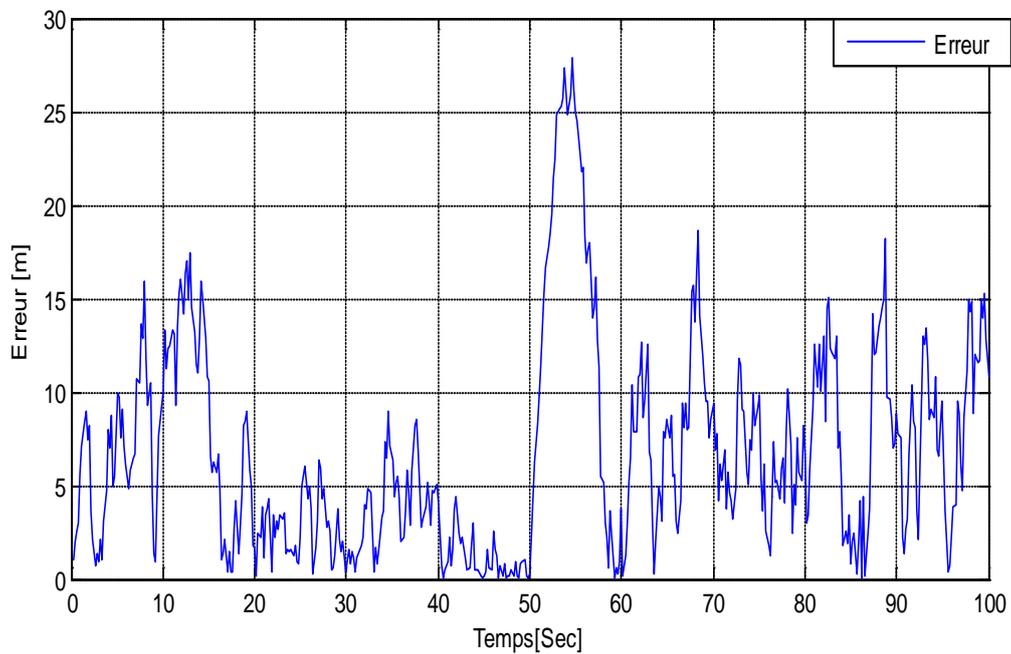


Figure 24. L'erreur d'estimation de la distance entre BS2 et MS.

4.4. Estimation de la distance pour BS3.

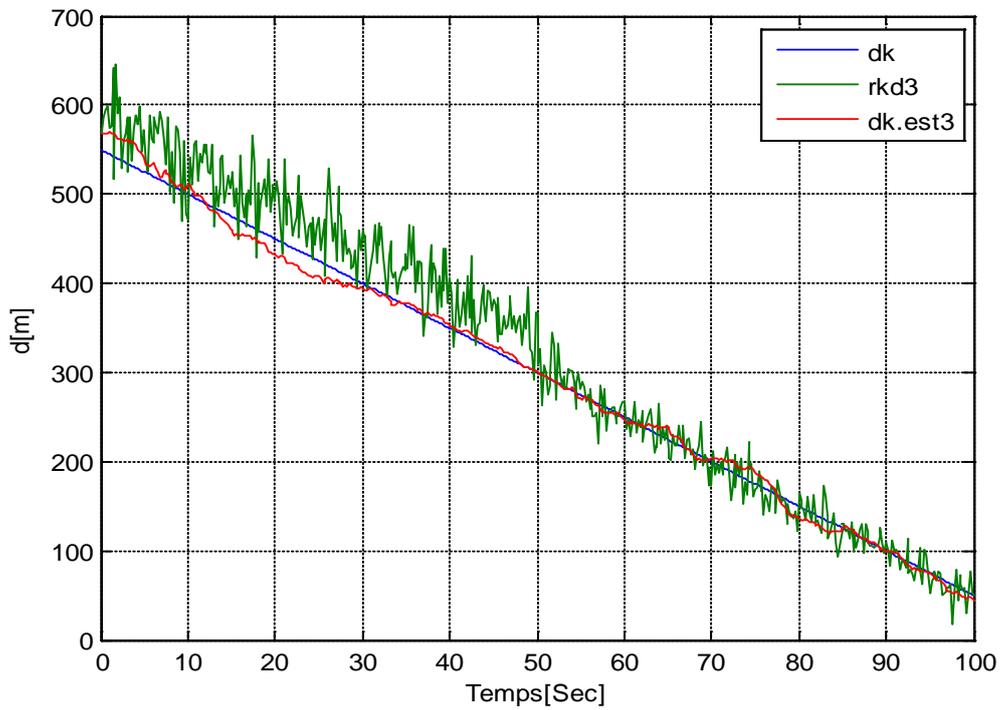


Figure 25. Distance estimé par la fusion de données de (TOA) et (RSS) entre BS3 et MS.

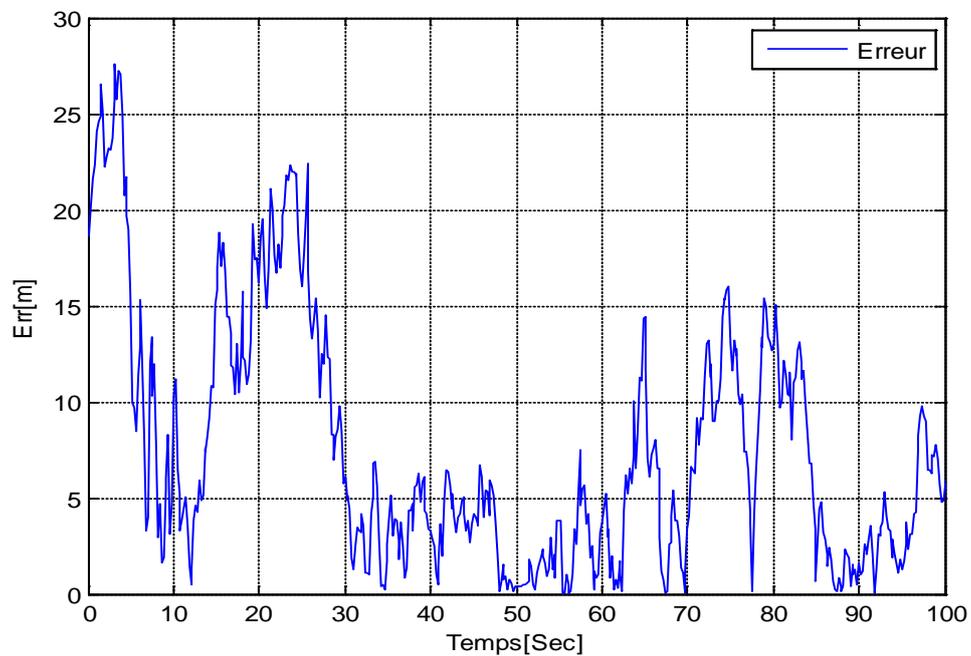


Figure 26. L'erreur d'estimation de la distance entre BS3 et MS.

➤ **Discussion :**

Les résultats de simulation obtenus sont présentés aux figures 21, 22, 23, 24 et 25, 26. Pour les figures 21, 23 et 25, elles contiennent la distance réelle, la distance mesurée et la distance estimée pour les trois BS respectivement, sous la condition LOS et NLOS. La propagation en NLOS provoque une erreur d'estimation par rapport à la condition LOS qui peut dépasser 150 m, mais l'utilisation de la technique IMM-EKF a peut efficacement minimise l'effet NLOS avec une erreur que ne dépasse pas les 30m.

4.5. Estimation de la trajectoire de la MS

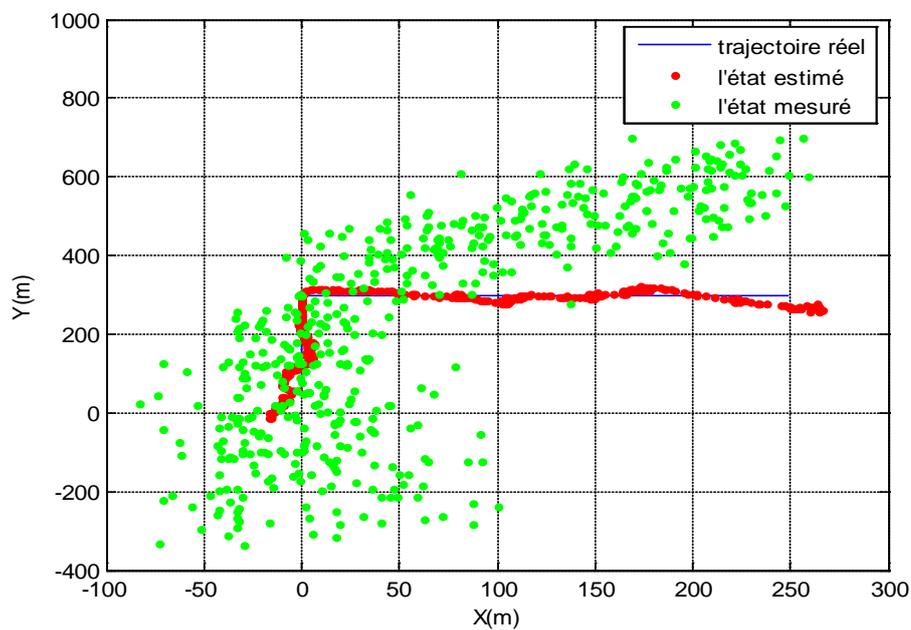


Figure 27. Estimation de la trajectoire de la MS par la fusion de données.

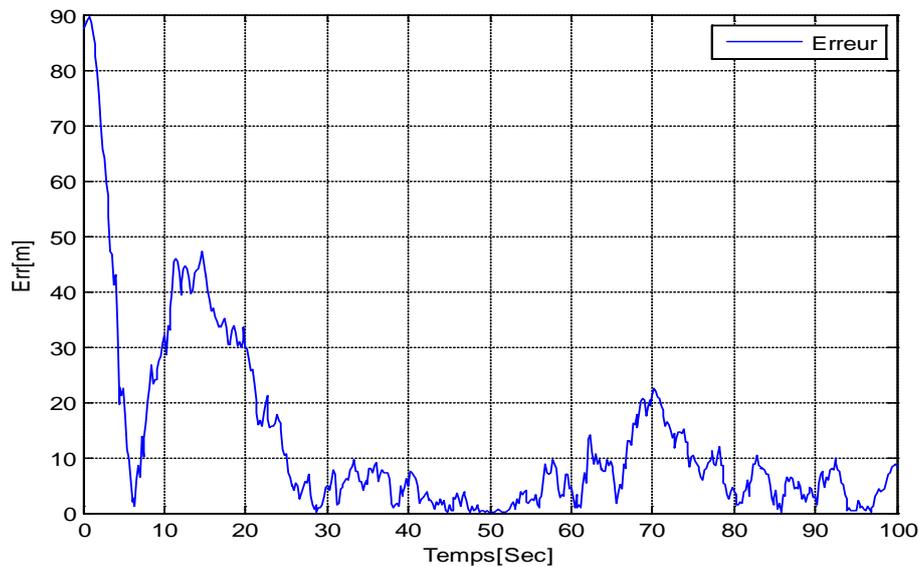


Figure 28. Erreur d'estimation de la trajectoire de la MS par fusion de données.

➤ **Discussion :**

Dans cette simulation on a combiné les trois BS (l'intersection des cercles des trois BS) pour obtenir la trajectoire estimée de la MS. Le filtre IMM-EKF donne de bons résultats en termes de précision de localisation avec une erreur moyenne quadratique de 45m.

On constate aussi que l'erreur au début de la localisation est importante (90m). Cela est dû aux conditions initiales mal choisies.

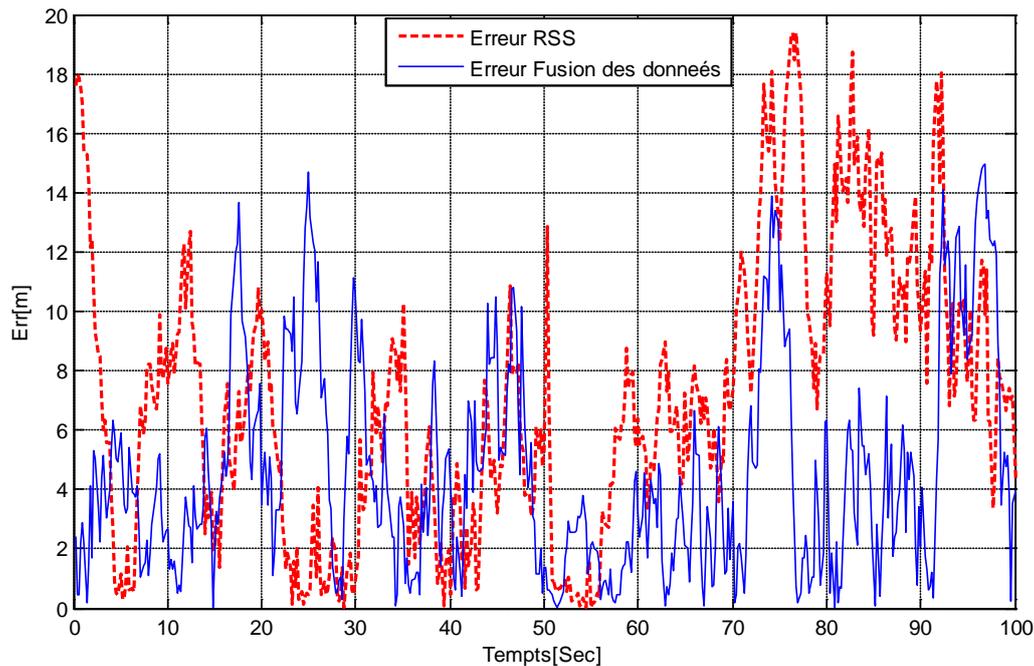


Figure 29. Comparaison des erreurs de localisation de la MS provenant de source de mesure différentes (fusion de données et la RSS) pour une seule BS (BS1).

➤ **Discussion :**

La performance de la méthode proposée est comparée à d'autres méthodes, les méthodes comparées peuvent être séparées en deux catégories, la première concerne la fusion de données et, la deuxième avec une seule source (RSS) pour un seul BTS (BTS1).

On constate que l'estimation de la distance de la MS est améliorée par la fusion de données. Donc l'erreur d'estimation sous la condition LOS et NLOS avec la fusion de données est légèrement meilleure que l'estimation par la RSS.

5. Conclusion

Dans ce chapitre on a discuté les résultats de simulation d'un IMM-EKF utilisé pour la localisation d'une MS. Ces résultats montrent l'efficacité de cet estimateur à réduire l'erreur de positionnement surtout dans la condition NLOS. Ces résultats ont montré aussi la sensibilité de l'IMM-EKF aux conditions initiales. On a constaté aussi que l'introduction de la fusion de données à la phase de mesure a amélioré légèrement les performances du système.

Conclusion générale

Le principe objectif de ce mémoire est de traiter le sujet de la localisation d'une station mobile dans un réseau GSM en présence des erreurs NLOS à basse d'un estimateur de type IMM-EKF situé dans un environnement de propagation urbain, avec l'utilisation de la fusion de données des mesures de du temps d'arrivé (TOA) et les mesures de la puissance du signal reçu (RSS).

Nous avons ainsi décrit dans un premier temps les techniques de localisation d'une façon générale et particulièrement celles utilisées dans le réseau GSM. Par la suite on à discuté en détail le model mathématique de l'environnement de propagation dans le cas LOS et le cas NLOS en se basant sur les deux grandeurs : le TOA et la RSS.

Nous avons aussi fait un point sur l'estimation par le filtre de Kalman et on a donné les étapes détaillées de l'estimateur IMM-EKF pour la localisation d'une MS. L'estimation de la position via l'IMM-EKF et la fusion de données des mesures TOA et RSS dans un environnement sans fil a été formulée comme un problème d'estimation d'état non linéaire.

En combinant le filtrage étendu de Kalman avec le schéma IMM pour une estimation de la portée entre la station de base et la station mobile, l'estimateur IMM-EKF, en association avec la fusion de données, a peut atténuer efficacement l'effet NLOS sur l'erreur de la position. En outre, la performance de l'IMM-EKF est meilleure avec la fusion de données que celle avec une seule mesure utilisée (TOA ou RSS).

L'estimateur IMM-EKF souffre de quelques points négatifs tels que leur grande sensibilité aux conditions initiales, la matrice de covariance de bruit n'est pas adapté au changement brusque de la puissance de bruit et le temps de calcul élevé. Ces problème peuvent être étudiés dans des futures travaux.

Références bibliographiques

- [1] A. BENSKY, ‘wireless positioning technologies and applications’. ARTECH Ed, Norwood, MA, USA, 2007.
- [2] Aziz Benlarbi-Delai, “Radiolocalisation a courtes et moyennes distances par interferometrie microondes. Problemes inverses et nouvelle instrumentation.” Habilitation à diriger des recherches en sciences physiques, Université des Sciences et Technologies de Lille, Mars 2002.
- [3] K. Pahlavan, and Xinrong Li, “Indoor Geolocation Science and Technogy”, IEEE Communications Magazine, February 2002.
- [4] Xinrong Li, “Super-Resolution TOA Estimation with Diversity Techniques for Indoor Geolocation Applications”, A Dissertation Submitted to the Faculty of the Worcester Polytechnic Institute for PHd, April 2003.
- [5] James Caffery and Gordon Stuber, “Overview of Radiolocation in CDMA Cellular Systems”, IEEE Communications Magazine, April 1998.
- [6] Y. Zhao, ‘Standardization of Mobile Phone Positioning for 3G Systems’. IEEE Communications Magazine, pages 108–116, Juillet 2002.
- [7] B. DENIS, ‘Exploitation des Capacités de Radiolocalisation des Transmissions Ultra-Large Bande dans les Réseaux Sans-Fil’. Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, 2005.
- [8] Michèle Germain, LES RÉSEAUX DE TÉLÉPHONIE MOBILE, 2014.
- [9] C. DEMOULIN, M. VAN DROOGENBROECK. Principes de base du fonctionnement du réseau GSM. Revue de l'AIM, pages 3.18, N04, 2004.
- [10] Frédéric Evennou. Techniques et technologies de localisation avancées pour terminaux mobiles dans les environnements indoor. Traitement du signal et de l'image. Université Joseph-Fourier- Grenoble I, 2007.
- [11] 3GPP SA2-SMG12 Meeting LCS. Technical report, 3GPP, 1999.
- [12] M. SADOK, ‘Poursuite d’un Mobile dans un Réseau UMTS-FDD’. Mémoire de Magister, Université de l’USTO-MB, 2009.
- [13] Laurent Cuzin, La mise en place de services géolocalisés destinés aux particuliers face à la protection des données personnelles, Mémoire de DESS, Université René Descartes Paris V, Juin 2004.
- [14] A. KÜPPER, ‘Location-based Services’. JOHN WILEY & SONS LTD Ed, England, 2005.

- [15] Patrick AMOUZOU et Pascal FERNANDEZ, Géolocalisation des mobiles et traitement des données personnelles, Legalis.net 2002-I.
- [16] Alkan, R.M. ; Karaman, H. ; Sahin, M., “GPS, GALILEO and GLONASS satellite navigation systems& GPS modernization”, Proceedings of 2nd International Conference on Recent Advances in Space Technologies, 2005. RAST 2005.
- [17] China to build global satellite navigation system. People’s Daily, Apr. 16, 2007.
- [18] Gao, G.X. ; Enge, P. “How Many GNSS Satellites are Too Many?”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Volume: 48, Issue: 4. Digital Object Identifier: 10.1109/TAES.2012.6324666 Publication Year: 2012, Page(s): 2865-2874.
- [19] H. BENOUDNINE, ‘Poursuite Adaptative Multicibles : Applications Radars et Réseaux sans fil mobiles’. Doctorat Es-Sciences en Electronique, Université des Sciences et de Technologie, (USTO) Mohamed Boudiaf, 2008.
- [20] R. MANNINGS, ‘Ubiquitous Positioning’. ARTECH Ed, 2008.
- [21] A. Roxin, J. Gaber, M. Wack and A. Nait-Sidi-Moh – “Survey of Wireless Geolocation Techniques”, IEEE Globecom Workshops, 1-9, 2007.
- [22] Goran M. Djuknic and Robert E. Richton, “Geolocation and Assisted-GPS”, Bell Laboratoires, Lucent Technologies, IEEE Computer, February 2001.
- [23] E. D. Kaplan, Understanding GPS: Principles and Applications, Artech House, Boston, 1996.
- [24] Kaveh Pahlavan, Xirong Li, J. P. Mekla - “Indoor geolocation science and technology”, IEEE Communication Magazine, Vol.40, No. 2. pp. 112-118, February 2002.
- [25] Paul Stefanut, “Application des algorithmes de haute résolution à la localisation de mobiles en milieu confiné”, Th. Micro et nano technologies, acoustique et télécommunications, Lille, 2010.
- [26] M. SIMIC et P. PEJOVI, ‘Positioning in Cellular Networks’. Université de Belgrade, Serbia, 2009.
- [27] W. GILLES, ‘Radiolocalisation en milieu confiné non stationnaire’. Mémoire présenté pour l’obtention du grade de Maître des sciences, université de Laval, Mai 2005.
- [28] Taponecco, L. ; D’Amico, A.A. ; Mengali, U. “Joint TOA and AOA Estimation for UWB Localization Applications”, IEEE Transactions on Wireless Communications, Volume: 10, Issue: 7, Publication Year: 2011, Page(s): 2207 – 2217.
- [29] Ismail Guvenc, Chia-Chin Chong - “A Survey on TOA Based Wireless Localization and NLOS Mitigation Techniques”, IEEE Communications surveys and Tutorials, Vol. 11, Nr. 3, 3rd Quarter, 2009.

- [30] Sinan Gezici - “A Survey on Wireless Position Estimation”, *Wireless Personal Communications*, Volume 44, pp. 263 - 282, No. 3, October 2007.
- [31] C. Drane, M. Macnaughtan, and C. Scott, “Positioning GSM telephones,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 36, no. 4, pp. 46–54, 59, Apr. 1998.
- [32] Hui Liu, H. Darabi, P. Banerjee, Jing Liu - “Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, Vol. 37, No. 6, pp. 1067 - 1080, November 2007.
- [33] T. S. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, Prentice Hall PTR, Second Edition 2002.
- [34] Azzedine Boukerche, “Algorithms And Protocols For Wireless Sensor Networks”, Wiley, ISBN: 978-0-471-79813-2, 11-2008.
- [35] S. GEZICI, ‘A Survey on Wireless Position Estimation’. *Wireless Personal Communication* vol. 44, pp. 263-282, 2008.
- [36] Doina Bucur - “Location Sensing in Ubiquitous Computing”, presentation for the ActivityBasedComputing group at DAIMI, Department of Computer Science, DAIMI Faculty of Science, University of Aarhus April, 2006.
- [37] A. Srinivasan, J. Wu - “A Survey on Secure Localization in Wireless Sensor Networks”, *Encyclopedia of Wireless and Mobile Comm*, CRC Press, Taylor and Francis Group, 2007.
- [38] Michael Bocquet – “Contribution à la mise en place d’une plateforme de communication et de localisation en technologie ultra large bande en gamme millimétrique”, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Décembre 2007.
- [39] David Munoz, Frantz Bouchereau, César Vargas, Rogerio Enriquez-Caldera – “Position Location Techniques and Applications”, Academic Press, Burlington, MA, 2009.
- [40] Chan Yiu-Tong, Hang, Yau Chin, H. Pak-chungching – “Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 55, No. 1, pp. 10 – 16, January 2006.
- [41] Honglei Miao, Kegen Yu and Markku J. Juntti - “Positioning for NLOS Propagation : Algorithm Derivations and Cramer-Rao Bound”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics Speech Signal Processing*, Vol, 4, pp, 1045-1048, June 2006.
- [42] M. McGuire, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, “Data fusion of power and time measurements for mobile terminal location,” *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 4, no. 2, pp. 142–153, Mar./Apr. 2005.

- [43] S. S. Woo, H. R. You, and J. S. Koh, "The NLOS mitigation technique for position location using IS-95 CDMA networks," in Proc. IEEE Veh. Technol. Conf., Sep. 2000, vol. 6, pp. 2556–2560.
- [44] B. L. Le, K. Ahmed, and H. Tsuji, "Mobile location estimator with NLOS mitigation using Kalman filtering," in Proc. IEEE Wireless Commun. Netw. Conf., Mar. 2003, vol. 3, pp. 1969–1973.
- [45] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 33, no. 8, pp. 780–783, Aug. 1988.
- [46] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, and J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: A survey," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 34, no. 1, pp. 103–123, Jan. 1998.
- [47] J. F. Liao and B. S. Chen, "Robust mobile location estimator with NLOS mitigation using interacting multiple model algorithm," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 5, no. 11, pp. 3002–3006, Nov. 2006.
- [48] J. Caffery, Jr. and G.L. Stüber, "Subscriber location in CDMA cellular networks," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 47, no. 2, pp. 406–416, May 1998.
- [49] G. L. Stuber, Principles of Mobile Communication. New York: SpringerVerlag, 2001.
- [50] X. Shen, J. Mark, and J. Ye, "Mobile location estimation in cellular networks using fuzzy logic," in Proc. IEEE Veh. Technol. Conf., Sep. 2000, vol. 5, pp. 2108–2114.
- [51] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Performance prediction of the interacting multiple model algorithm," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 29, no. 3, pp. 755–771, Jul. 1993.
- [52] S. Haykin, Adaptive Filter Theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice–Hall, 2002.
- [53] J. M. Mendel, Lessons in Estimation Theory For Signal Processing. Englewood Cliffs, NJ: Prentice–Hall, 1995.
- [54] Bor-Sen Chen, Fellow, IEEE, Chang-Yi Yang, Feng-Ko Liao, and Jung-Feng Liao, "Mobile Location Estimator in a Rough Wireless Environment Using Extended Kalman-Based IMM and Data Fusion," IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY, VOL. 58, NO. 3, MARCH 2009.
- [55] Jung-Feng Liao and Bor-Sen Chen, Fellow, IEEE, "Robust Mobile Location Estimator with NLOS Mitigation using Interacting Multiple Model Algorithm," IEEE TRANSACTIONS ON WIRELESS COMMUNICATIONS, VOL. 5, NO. 11, NOVEMBER 2006.
- [56] C. A. Bozzo, 'Le filtrage optimal et ses applications aux problèmes de poursuite', Tome III, 1983.

- [57] Blackman, S. S., and Popoli, R. F. 'Design and Analysis of Modern Tracking Systems'. Boston, MA: Artech House, 1999 [CB83_1] C. A. Bozzo, 'Le filtrage optimal et ses applications aux problèmes de poursuite', Tome II, 1983.
- [58] C. A. Bozzo, 'Le filtrage optimal et ses applications aux problèmes de poursuite', Tome III, 1983. Filtrekalm optimal.
- [59] Y. T. Chan, A. G. C. Hu and J. B. Plant, 'A Kalman filter based tracking scheme with input estimation', IEEE Trans. Aerospace and electronic Systems, Vol. 15, 1979, pp. 237-244.
- [60] X. Rong LI, Fellow, Vesselin P. Jilkov, 'Survey of Maneuvering Target Tracking. Part V: Multiple-Model Methods' IEEE Transaction on aerospace and electronic systems vol. 41, NO. 4 OCTOBER 2005.
- [61] Bar-Shalom, Y., Li, X. R., and Kirubarajan, T. 'Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software' 2001 John Wiley & Sons, Inc. ISBNs: 0-471-41655-X (Hardback) 0-471-22127-9 (Electronic) , New York, 2001
- [62] S. Blackman and R. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems (Artech House Radar Library). Artech House, 1999.
- [63] S. Merigeault, M. Batarriere, and J. Patillon, "Data fusion based on neural network for the mobile subscriber location," in Proc. IEEE Fall Veh. Technol. Conf., Sep. 2000, pp. 536–541
- [64] F. Gustafsson and F. Gunnarsson, "Mobile positioning using wireless networks: Possibilities and fundamental limitations based on available wireless network measurements," IEEE Signal Process. Mag., vol. 22, no. 4, pp. 41–53, Jul. 2005.