



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



جامعة أكلي موهاند أولحاج - البويرة - Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -

Domaine : Science et technologie

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

Département de Génie Électrique

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master

Présenté par:

M^{lle}: MAACHE Lynda

M^{lle}: MECHEDOU Tinhinane

Thème

Estimation de la position d'une station mobile par le filtre de Kalman

Soutenu le : 29/09/2018

Devant le jury composé de :

Mr	M. AYAD	M.C.A	Président	(UAMOB)
Mr	S. MEDJEDOUB	M.A.A	Rapporteur	(UAMOB)
Mr	N. ALI MOHAD	M.C.B	Examineur	(UAMOB)
Mlle	A.DJELID	M.A.A	Examinatrice	(UAMOB)

Promotion 2017/2018

Résumé

Le présent mémoire a été élaboré dans le cadre du projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master. Ce travail consiste à implémenter des algorithmes en utilisant Matlab afin de simuler des approches permettant la localisation de mobile dans le réseau GSM.

Pour réaliser une estimation de mobile GSM, l'intérêt s'est porté sur les techniques de filtrage. Nous avons utilisé un filtre de kalman basé sur des mesures de TOA, et un filtre de kalman adaptatif à base de la logique floue pour représenter au mieux la dynamique de système dans les environnement LOS/NLOS.

Les approches proposées dans ce mémoire ont été validé en simulations.

Mots Clés: Localisation, GSM, TOA, Filtre de Kalman, Filtre de Kalman adaptatif, Logique Floue, LOS et NLOS.

Abstract

The present report was developed within the framework of the project of the end of studies for the obtaining of the diploma of Master's degree. This work consists in implementing algorithms by using Matlab to feign approaches allowing the location of mobile in the network GSM.

To realize an estimation of mobile GSM, the interest concerned to the techniques of filtering. We used a filter of kalman based on measures of TOA, and kalman filter adaptive with the fuzzy logic to represent at best the dynamics of system in LOS / NLOS environment.

The approaches proposed in this report were validated in simulations.

Keywords: Localization, GSM, TOA, Kalman Filter, Adaptive Kalman Filter Fuzzy Logic, LOS and NLOS.

Remerciements

Avant tout, nous remercions le dieu tout puissant de nous donner la force afin de mener à bien ce travail.

Il nous est offert ici, par ces quelques lignes, la possibilité de remercier les personnes qui ont contribué à faire ce mémoire.

Nous tenons tout particulièrement à remercier l'encadreur Mr S. MEDJEDOUB pour le savoir qu'il nous a inculqué, pour ses précieux conseils et orientations, et surtout pour le soutien qu'il nous a témoigné ; merci.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions. Nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail, notamment LES ENSEIGNANTS du département de Génie Électrique de l'Université de Bouira pour leur soutien et leur aide pendant la rédaction.

Nous vous exprimons notre gratitude et notre profond respect, pour tous cela nous vous disons « Merci ».

Nous remercions aussi nos familles et amis qui nous ont aidé, soutenue et qui nous ont offerts tous les moyens possibles à nos dispositions et pour toutes connaissances nécessaires pour établir ce travail.

Dédicaces

Nous dédions ce modeste travail :

A nos chers parents : pour leur indéfectible soutien, leurs encouragements durant toutes ces années : nous leur témoignons notre respect et notre affection.

A nos chers frères et sœurs : toujours présents et disponibles à nos côtés, que dieu vous protège.

A tous nos amis : dont la liste est tellement longue.

A toutes les personnes : qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

TABLE DES MATIERES

Résumé	i
Abstract	ii
Remerciements	iii
Dédicaces	iv
Table des matières	v
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Liste des abréviations	viii
INTRODUCTION GENERALE	1

1 État de l'art sur les systèmes et techniques de localisation

1.1. Introduction	3
1.2. Les systèmes de localisation	3
1.2.1. Architecture d'un système de positionnement.....	3
1.2.2. Les moyens de localisation outdoor	4
1.2.2.1. Les systèmes satellitaires	4
1.2.2.1.1. Le GPS (Global Positioning System).....	5
1.2.2.1.2. Architecture du GPS	5
1.2.2.1.3. Fonctionnement du GPS	6
1.2.2.2. Les systèmes de localisation par réseaux terrestres	7
1.2.2.2.1. Le système LORAN C	7
1.2.2.3. La localisation via les réseaux de téléphonie	7
1.2.2.3.1. Le GSM	7
1.2.2.3.2. Architecture du réseau GSM	7
1.2.2.3.3. Les techniques de localisation associées au réseau GSM	9
1.2.2.4. La localisation par la Télévision Numérique Terrestre	14
1.2.2.5. La navigation par mesures inertielles	14
1.2.3. Les moyens de localisation indoor	15
1.2.3.1. Ultrason	15
1.2.3.2. Infrarouge	15
1.2.3.3. Vidéo/Image	16
1.2.3.4. Champ magnétique	16

1.2.3.5. La localisation par onde radio (Wi-Fi, Bluetooth, RFID, UWB)	17
1.3. Les méthodes de positionnement	18
1.3.1. Méthodes déterministes	18
1.3.2. Méthodes probabilistes	19
1.3.3. Méthodes par empreinte radio « <i>Fingerprinting</i> »	19
1.4. Conclusion	20

2. Localisation du mobile basé sur le filtre de kalman

2.1. Introduction	21
2.2. Approche de Kalman.....	21
2.2.1. Paternité	21
2.2.2. Principe	22
2.3. Les étapes d'implémentation de filtre Kalman	23
2.3.1. Initialisation	23
2.3.2. Prédiction	24
2.3.3. Mise à jour	24
2.4. Domaines d'applications	26
2.5. Avantages et limitations	26
2.6. Extensions au cas non-linéaire	27
2.6.1. Le Filtre de Kalman étendu (EKF)	27
2.6.1.1. Etape de prédiction	28
2.6.1.2. Etape de mise à jour	29
2.6.2. Le filtre de Kalman Unscented (UKF)	29
2.6.3. Le filtre de Kalman Cubature (CKF).....	31
2.6.4. Le filtre de Kalman Quadrature (QKF)	31
2.7. Le filtre de kalman adaptatif à base de la logique floue	31
2.7.1. La logique floue.....	32
2.7.1.1. Variables linguistiques	33
2.7.1.2. Ensembles flous et fonctions d'appartenance	33
2.7.1.3. Structure d'un contrôleur floue	34
2.7.2. Les étapes d'implémentation de filtre Kalman adaptatif.....	36
2.8. Conclusion	37

3. Application de filtre de Kalman à la poursuite d'un mobile GSM	
3.1. Introduction	39
3.2. Méthodologie	39
3.3. Simulation	40
3.3.1. Les paramètres utilisés	40
3.3.2. Calcul des distances MS-BTS dans les environnements LOS/NLOS	41
3.3.2.1. Calcul des distances réelles	41
3.3.2.2. Calcul des distances mesurées	41
3.3.3. Techniques de localisations utilisées	43
3.3.3.1. Le filtrage de kalman	43
3.3.3.1.1. Implémentation	43
3.3.3.2. Le filtrage adaptatif	44
3.3.4. Calcul de la position MS dans le plan (x, y)	46
3.3.5. Calcul de l'erreur quadratique moyenne.....	48
3.4. Résultats et discussions	48
3.5. Conclusion	55
 CONCLUSION ET PERSPECTIVES	 57
 BIBLIOGRAPHIE	 59

Liste des figures

1.1 Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement	4
1.2 Satellites du système de positionnement global GPS	5
1.3 Les trois segments de système GPS	6
1.4 Architecture d'un réseau GSM	8
1.5 Principe de l'utilisation des TOA	10
1.6 Localisation exploitant les AOA	11
1.7 Principe de l'utilisation des RSS.....	12
1.8 Principe de fonctionnement du système Active Badge	16
1.9 Principe de fonctionnement d'un radar	19
2.1 Cycle de calcul de l'état estimé d'un système linéaire par le filtre de Kalman	25
2.2 Estimation de la moyenne et de la covariance par la transformation unscented (UT)	30
2.3 Comportement des points sigma avant (a) et après (b) transformation	31
2.4 Formes usuelles des fonctions d'appartenance	34
2.5 Schéma synoptique d'un système flou	34
3.1 Schéma de la méthodologie générale	40
3.2 Présentation de lieu d'étude	41
3.3 Architecture de filtre de kalman adaptatif à la localisation de mobile à base de la logique floue	47
3.4 Fonction d'appartenances du système FIS.....	48
3.5 La position réelle de la MS (dk).....	50
3.6 La position mesurée (rk)	50
3.7 Détection de la transition <i>LOS / NLOS</i>	51
3.8 Estimation de position MS par KF sous les conditions <i>LOS / NLOS</i>	51
3.9 Estimation de position MS par KF après l'atténuation de l'erreur NLOS	52
3.10 Estimation de la position MS par le filtre adaptatif	53
3.11 L'erreur d'estimation de KF et AKF	53
3.12 Estimation de la position MS par KF dans le plan (x, y)	54
3.13 Estimation de la position MS par AKF dans le plan (x, y)	54
3.14 : L'erreur quadratique moyenne de KF et AKF	55

Liste des tableaux

1.1	Résumé des différentes techniques de géolocalisation par GSM	13
-----	--	----

Liste des abréviations

AKF	Adaptive Kalman Filter
AOA	Angle Of Arrival
AUC	AUthentication Center
BLE	Bluetooth Low Energy
BSC	Base Station Controllers
BSS	Base Station Sub-system
BTS	Base Transceiver Stations
Cell ID	Cellule Identification
CGI	Cell Global Identification
CKF	Cubature Kalman Filter
EIR	Equipment Identity Register
EKF	Extended Kalman Filter
FIS	Fuzzy Inference System
GPS	Global Positioning System
GSM	Global System for Mobile Communications
HLR	Home Location Register
INS	Inertial Navigation System
IR	InfraRouge
KF	Kalman filter
LOP	Line Of Position
LORAN	LOng RAnge Navigation
LOS	Line of Sight
MATLAB	MATrix LABoratory
MS	Mobile Station
MSC	Mobile-services Switching Centers
NLOS	Non Line of Sight
NSS	Network Sub-System
OMC-R	Operations and Maintenance Center Radio
OMC-S	Operations and Maintenance Center Switch
OSS	Operation Sub-System
QKF	Quadrature Kalman Filter

RADAR	RADio Detection And Ranging
RF	Radio Fréquence
RFID	Radio Frequency IDentification
RSS	Received Signal Strength
SIM	Subscriber Identity Module
TDOA	Time Difference of Arrival
TNT	Télédiffusion Numérique Terrestre
TOA	Time Of Arrival
UKF	Unscented Kalman Filter
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
US	UltraSon
UT	Unscented Transform
UWB	Ultra Wide Band
VLR	Visitor Location Register
Wi-Fi	Wireless Fidelity
WPS	Wi-Fi Positioning System

Introduction générale

La localisation a toujours été une des préoccupations de l'homme. Depuis la plus lointaine antiquité, l'homme a opté plusieurs méthodes pour déterminer sa position géographique en utilisant les étoiles, les boussoles et des cartes.

Ces dernières années, l'émergence de la technologie de la communication sans fil a donné naissance à des nombreux systèmes de positionnement et de nouveaux services basés sur la localisation. Aujourd'hui, nous avons différents types de technologies de positionnement qui peuvent être utilisées pour déterminer la position des utilisateurs, comme les réseaux WLAN, les réseaux cellulaires, en particulier le GSM et l'UMTS.

La localisation dans les réseaux GSM nécessite la connaissance d'un certain nombre de nœuds références dits BTS « Base Tranceiver Station » et un échange des informations comme la méthode d'identification de la cellule (Cell ID pour Cell IDentification), les mesures du temps d'arrivée du signal (TOA pour Time of Arrival), le temps différentiel d'arrivée (TDOA pour Time Difference of Arrival), la puissance du signal reçu (RSS pour Received Signal Strength) et l'angle d'incidence du signal (AOA pour Angle of arrival). Il peut arriver que ces mesures ne soient pas disponibles pendant un laps de temps, par exemple si un mobile est couvert par un objet. Dans de tels cas, un bon algorithme de suivi est capable de faire encore des prédictions de l'état de mobile et de continuer de le suivre. L'outil le plus important pour estimer l'état de ce mobile avec des mesures imprécises c'est le « filtre de Kalman ».

Selon la nature de cet algorithme, trois problèmes sont repérés : Le filtrage, lissage et la prédiction. Le filtrage consiste à rechercher la distribution de l'état à l'instant courant connaissant l'ensemble des observations passées et présentes. Le lissage utilise en plus les mesures futures, c'est une opération qui exploite plus d'information que le filtrage et qui conduit à des résultats plus performants. Enfin, la distribution recherchée pour le problème de prédiction est la loi d'un état futur connaissant l'ensemble des observations passées et présentes.

L'objectif principal de notre travail est de présenter le filtre de Kalman et de l'appliquer à la poursuite d'un mobile dans un réseau GSM pour une meilleure estimation de sa position.

Le présent manuscrit est organisé comme suit :

Le premier chapitre présente un état de l'art relatif aux systèmes et techniques de localisation. Une première présentation est faite portant sur les systèmes de localisation existants, certains d'eux ont été largement étudiés comme le GPS et GSM en mettant en exergue les principes généraux mis en œuvre ainsi les différentes métriques de localisation utilisées. La deuxième présentation est dédiée aux différentes méthodes de positionnement.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de principe et l'évolution du filtre de Kalman à la poursuite de mobile. La première partie de ce chapitre présente la formulation du filtre de Kalman dans le cas d'un système linéaire en présence d'un bruit Gaussien. La deuxième partie est dédiée à l'extension du filtre de Kalman au cas non linéaire telles que le filtre kalman étendu 'Extended Kalman Filter (EKF)', le filtre de Kalman unscented, 'Unscented Kalman Filter (UKF)', Le filtre de Kalman Cubature, 'Cubature Kalman Filter (CKF)', et le filtre de Kalman Quadrature, 'Quadrature Kalman Filter (QKF)'. La dernière partie de ce chapitre est consacrée à la présentation de filtre Kalman adaptatif à base de la logique floue.

Dans le dernier chapitre du mémoire, nous présentons les résultats des tests effectués pour tester les performances de filtre de Kalman.

Enfin, une conclusion générale parachève ce mémoire par un bilan sur ce qui a été fait avec les principaux résultats obtenus, et certaines perspectives qui mériteraient d'être approfondies.

Chapitre 1

État de l'art sur les systèmes et techniques de localisation

1.1. Introduction

De nos jours, les systèmes de localisation sont multiples, et peuvent être classés en deux catégories : les environnements « Outdoor » (à l'extérieur des bâtiments) dont les systèmes de navigation par satellite (GPS) sont utilisés en règle générale. Cependant, les phénomènes de réflexion et de trajets multiples limitent l'utilité de ces systèmes dans les environnements dits « indoor » (à l'intérieur des bâtiments). C'est pourquoi des systèmes de localisation indoor ont été développés. Dans le cadre de l'indoor, les technologies radio (Wi-Fi, Bluetooth, RFID, UWB) semblent bien indiquées grâce à leur capacité de traverser les obstacles qui sont nombreux à l'intérieur des bâtiments (murs, mobilier, etc.).

Ce premier chapitre introductif, présente quelques éléments généraux concernant les systèmes de localisation existants et les différentes techniques de positionnement.

1.2. Les systèmes de localisation

1.2.1. Architecture d'un système de positionnement

Un système de positionnement se compose de trois éléments essentiels : d'un certain nombre de dispositifs de détection, d'un algorithme de positionnement et d'un système d'affichage, comme illustré sur la figure suivante :

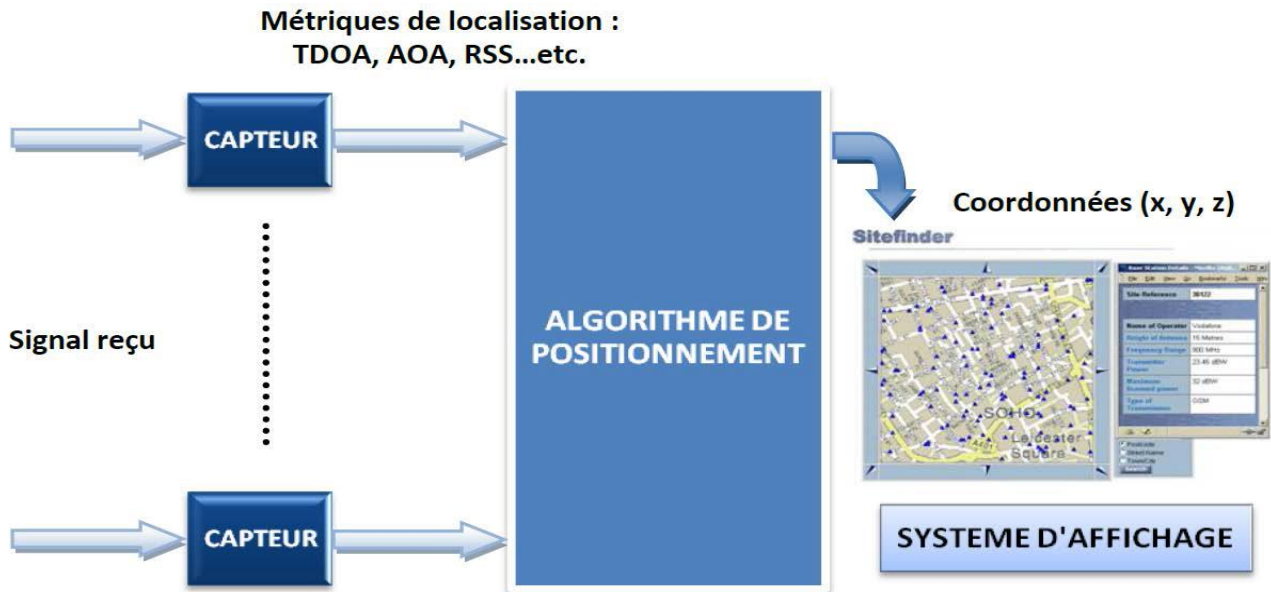


Figure 1.1 : Schéma synoptique des blocs fonctionnels d'un système de positionnement [1].

Les capteurs détectent les signaux transmis ou reçus par des points de référence, de positions connues, utilisant différentes technologies de détection : infrarouge, ultrason ...etc. L'une de ces techniques va convertir le signal reçu en métrique de positionnement tels 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.

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 [2].

1.2.2. Les moyens de localisation outdoor

Cette section présente les grands systèmes de positionnement présents sur le marché.

1.2.2.1. Les systèmes satellitaires

La navigation par satellites a commencé à partir des années 1970. Actuellement le système le plus connu et le plus utilisé est le système américain GPS. Nous allons donc expliquer brièvement le fonctionnement global de ce système.

1.2.2.1.1. Le GPS (Global Positioning System)

Est un système de navigation par satellite. Le réseau de 24 satellites (plus 4 satellites en réserve) actuellement en fonctionnement, développé par l'armée américaine, est mis à disposition des civils, destiné à fournir la position, la vitesse et l'heure n'importe où sur la surface de la terre. Sa précision peut atteindre 1 mètre.

Le GPS s'utilise en association avec une carte pour se repérer et se positionner : randonnées, voile...



Figure 1.2 : Satellites du système de positionnement global GPS [3]

1.2.2.1.2. Architecture de GPS

Cette technologie comporte trois sous-ensembles : le segment spatial comportant les satellites, le segment utilisateur composé du système de réception et le segment de contrôle qui assure la synchronisation entre les satellites.

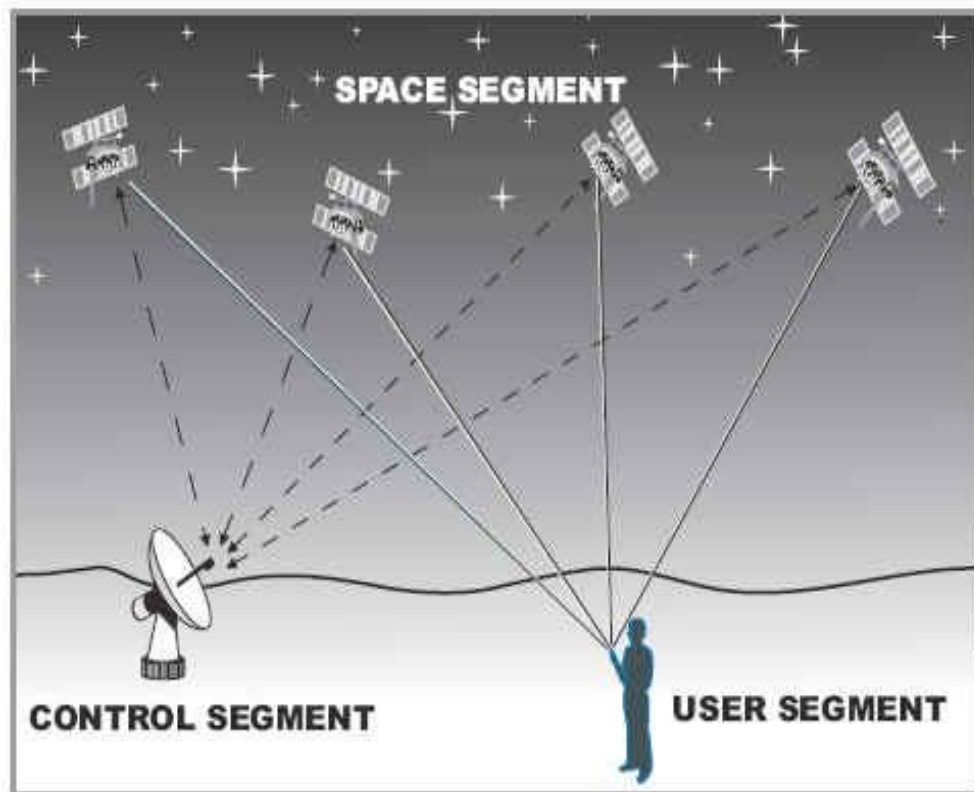


Figure 1.3 : Les trois segments du système GPS [4]

1.2.2.1.3. Fonctionnement du GPS

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 et le récepteur GPS conduit à estimer la position du récepteur. Le quatrième satellite 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'utilisation en milieu 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 [5].

1.2.2.2. Les systèmes de localisation par réseaux terrestres

1.2.2.2.1. Le système LORAN C

Le LORAN (Long Range Navigation) est un système de radionavigation hyperbolique utilisant les ondes d'émetteurs terrestres fixes pour établir une position. Le système émetteur Loran est constitué d'une station « maître » et de deux stations secondaires ou « esclaves ».

L'opération de localisation se déroule de la manière suivante : le mobile calcule la différence de temps d'arrivée entre la station « maître » et une station « esclave », ce qui fournit une LOP (ligne de position hyperbolique) entre la station maître et la seconde station esclave. L'intersection de ces deux LOP conduit à la position du mobile.

1.2.2.3. La localisation via les réseaux de téléphonie

L'utilisation des systèmes de positionnement par satellites pose deux problèmes : le coût non négligeable de l'utilisation du segment spatial qui sera à la charge des opérateurs et la non disponibilité du signal direct spécialement dans la localisation en intérieur ou à l'extérieur sous des conditions difficiles : reliefs montagneux, conditions climatiques sévères, ...etc [6]. Pour ces raisons, certains opérateurs se sont orientés vers des réseaux cellulaires (GSM, UMTS).

1.2.2.3.1. Le GSM

Le système GSM (*Global System for Mobile communications*) est la première norme de téléphonie cellulaire de seconde génération développé en 1970, c'est-à-dire qui soit pleinement numérique. Elle constitue désormais la référence mondiale pour les systèmes radio-mobiles.

1.2.2.3.2. Architecture du réseau GSM

L'architecture d'un réseau GSM peut être divisée en trois sous-systèmes:

1. Le **sous-système radio BSS**, *Base Station Sub-System*.
2. Le **sous-système réseau NSS**, *Network Sub-System*.
3. Le **sous-système d'exploitation et de maintenance OSS**, *Operation Sub-System*.

Les éléments de l'architecture d'un réseau GSM sont repris sur le schéma de la figure suivante :

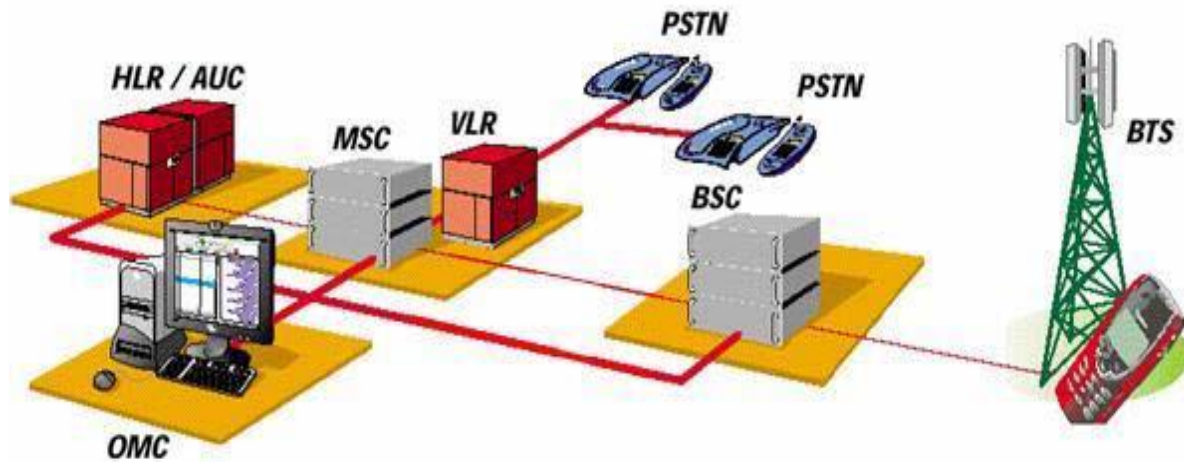


Figure 1.4 : Architecture d'un réseau GSM [7]

a) Le sous-système radio (BSS)

Le sous-système radio gère la transmission radio. Il est constitué de plusieurs entités dont le mobile, Stations mobiles (MS) permettant aux abonnés d'accéder aux services de télécommunication, la station de base (BTS) assurant le lien radioélectrique avec les MS et un contrôleur de station de base (BSC, Base Station Controller) qui gèrent les BTS.

b) Le sous-système réseau (NSS)

Le sous-système réseau joue un rôle essentiel dans un réseau mobile. Les éléments du NSS prennent en charge toutes les fonctions de contrôle et d'analyse d'informations contenues dans des bases de données nécessaires à l'établissement des connexions utilisant une ou plusieurs des fonctions suivantes : chiffrement et authentification.

Le NSS est constitué de:

- **Mobile Switching Center (MSC)** : Le Centre de commutation des mobiles, qui coordonne l'établissement des appels sortants ou entrants pour les abonnés GSM, il gère la mobilité et les fréquences et enregistre la localisation des abonnés visiteurs (VLR).
- **Visitor Location Register (VLR)** : Le Registre de Localisation des Visiteurs qui mémorise provisoirement les informations concernant les mobiles qui pénètrent dans sa zone de couverture.
- **Authentication Center (AuC)** : Le Centre d'Authentification, qui gère les données de sécurité utilisées pour l'authentification (vérification de l'identité) de l'abonné.

- **Equipment Identity Register (EIR)** : Le Registre d'Identité des Equipements (EIR) contient les listes des identités des équipements mobiles.

c) Le sous-système d'exploitation et de maintenance (OSS)

Ce sous-système est composé de deux sous-systèmes :

- **L'OMC-R** (*Operation and Maintenance Center Radio part*) : chargé de la supervision des équipements radio (*BTS, BSC*)
- **L'OMC-S** (*Operation and Maintenance Center Switch part*) : chargé de la supervision des équipements NSS (*MSC, HLR, VLR*).

1.2.2.3.3. Les techniques de localisation associées au réseau GSM

Il y a eu de nombreuses propositions pour des améliorations aux systèmes de positionnement par des réseaux cellulaires (GSM, UMTS) afin de fournir des services plus précis que Cell ID (Cell IDentification). La plupart sont basées sur la connaissance du temps d'arrivée du signal qui est facilité par le fait que les radios numériques envoient des informations en paquets de données séquentiels très organisés et dépendants en temps.

Il est probable que le positionnement cellulaire ne sera jamais aussi précis que le GPS, mais il a l'avantage de travailler à l'intérieur et dans d'autres zones où les signaux GPS sont difficiles à recevoir [8].

a) La localisation par Cell ID

Cette technologie permet de localiser l'utilisateur qui se situe dans une zone couverte par le réseau grâce à l'identification de la cellule de son antenne mobile. Cette technique est très simple, économique et rapide puisque la géolocalisation peut être effectuée en moins de 3 secondes. Elle ne nécessite que l'émission d'un signal aller-retour de signalisation avec l'utilisateur. Le temps de calcul de la position est très court. Il s'agit seulement du temps de recherche dans la base de données de la position à partir de l'identifiant de la cellule.

b) La localisation par TOA

Cette méthode consiste à calculer le temps de transmission entre la station mobile et la BTS ou Vice versa. Pour cela le temps de début de la transmission doit être précisément connu et toutes les stations de base doivent être synchronisées à l'aide d'une horloge.

La méthode TOA exploite une technique de triangulation qui utilise l'intersection de cercles de distance pour déterminer la position d'un objet mobile, il est faisable d'obtenir un cercle centré sur l'émetteur dont le rayon constitue la distance qui sépare les deux équipements (MS et BTS), en utilisant au moins trois BTS, l'intersection des 3 cercles ainsi obtenus permet de déterminer la position exacte du mobile. Soient $i = 1, 2 \dots M$ les indices des BSs, (x, y) la position du mobile (l'émetteur), (x_i, y_i) la position de la BSi (récepteur) et d_i la distance entre la BS i et le mobile. Le temps t_i est converti en distance d_i de la manière suivante:

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} = c(t_i - t_0) \quad (1.1)$$

Avec c la vitesse de propagation du signal et t_0 est le décalage de l'horloge du mobile par rapport aux BSs.

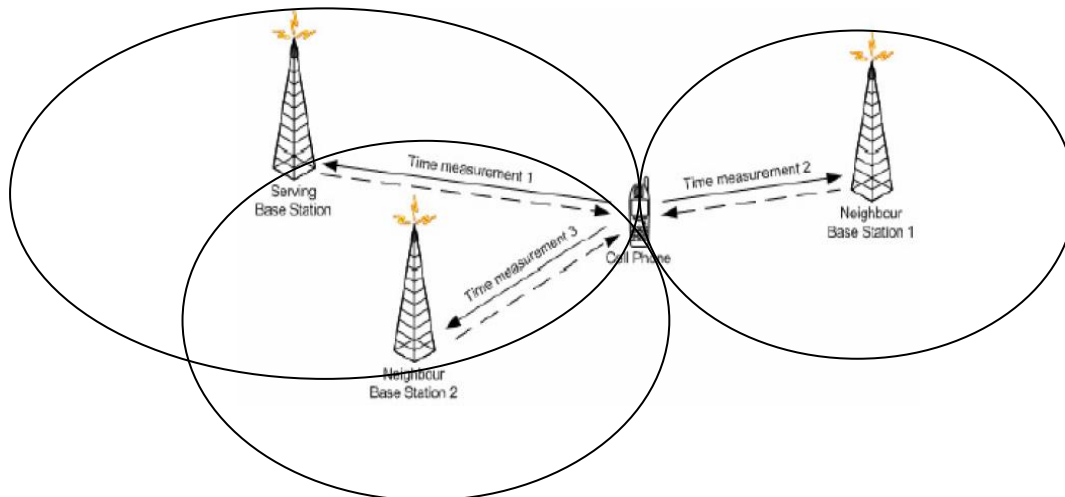


Figure 1.5 : Principe de l'utilisation des TOA

c) La localisation par TDOA

Contrairement à la technique TOA, la technique TDOA n'a pas besoin de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, mais il y a une 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.

Une façon d'accéder à la TDOA est de mesurer le retard des signaux arrivant au niveau de chaque récepteur et effectuer leur différence [9].

Le calcul par TDOA est peut-être effectué par les mesures de TOA :

$$d_{i,0} = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} = c(t_i - t_0) \quad (1.2)$$

Soient $t_{i,1}$ la différence de temps TDOA estimée entre BS1 et BSi, la différence de distance entre les BSs et BS1 est donnée par:

$$\begin{aligned} d_{i,0} - d_{1,0} &= \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2} \\ &= c(t_i - t_1) = c t_{i,1} \end{aligned} \quad (1.3)$$

On remarque que le terme t_0 est éliminé du calcul. Donc la synchronisation du mobile n'intervient plus dans le calcul. C'est un grand avantage du TDOA par rapport au TOA.

d) La localisation par AOA

Cette technique est basée sur l'exploitation des angles d'incidence des signaux émis par l'objet mobile au niveau d'au moins deux points de réception. Cette technique est illustrée dans la figure 6. L'estimation des angles d'arrivée se fait à l'aide des antennes directives ou des réseaux d'antennes utilisées conjointement avec des méthodes à haute résolution.

La position de l'émetteur est donnée par l'intersection des droites passant par chaque récepteur et d'angle, les AOA calculés par rapport à une référence arbitraire [10].

L'inconvénient majeur de cette technique est lié à la nécessité de disposer de réseaux d'antennes qui augmentent la taille des équipements utilisés et qui impliquent des coûts supplémentaires. De plus, en environnement NLOS (*No Line Of Sight*) ou non ligne de vue, en présence des trajets multiples, la précision de l'estimation est fortement affectée.

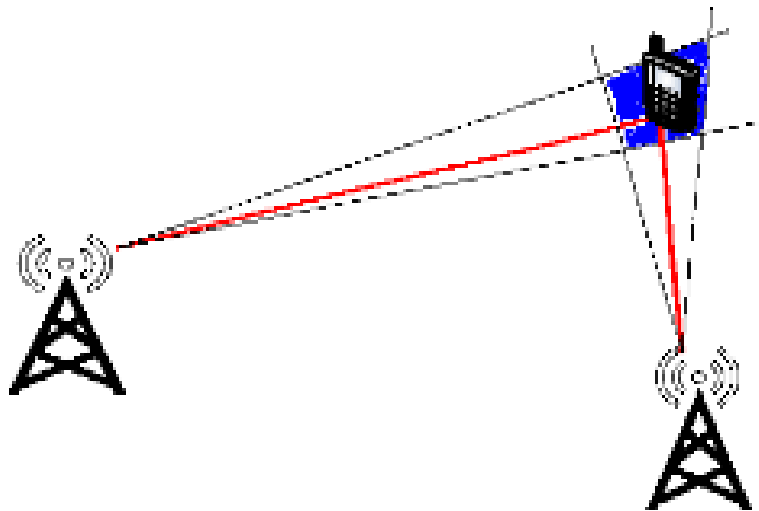


Figure 1.6 : Localisation exploitant les AOA [11]

e) La localisation par RSS

Pour le lien à courte portée entre MS, la technique qui peut être employée pour estimer la position est basée sur la puissance reçue à une MS.

La distance entre l'émetteur et le récepteur peut être évaluée à partir de la puissance du signal reçu associée à un modèle de propagation dans l'environnement.

L'idée principale est d'établir une relation entre la force du signal provenant de plusieurs points de référence et la position actuelle du mobile. Ensuite, la position peut être trouvée à partir de trois points de référence. Les puissances sont mesurées au niveau d'au moins trois points de référence, chaque point représente le centre d'un cercle. La zone possible pour la position du mobile est déduite par trilatération (Algorithme qui consiste à calculer l'intersection d'au moins trois cercles).

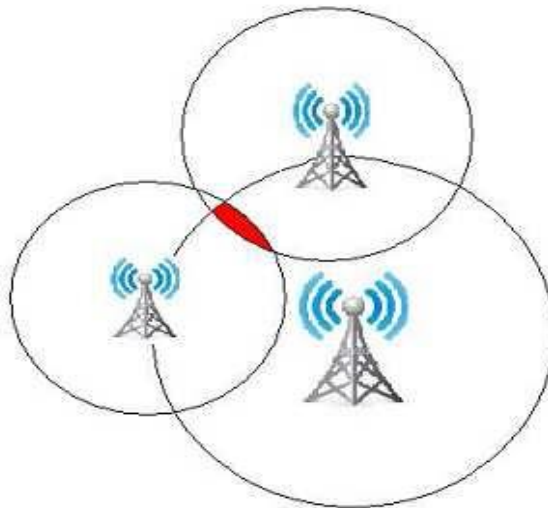


Figure 1.7 : Principe de l'utilisation des RSS [12]

En pratique, la propagation du signal n'est pas uniforme en raison de l'affaiblissement du signal dû aux trajets multiples et aux zones d'ombres, ce qui pose un problème pour l'évaluation de la distance. Les variations causées par les zones d'ombres dues aux obstacles physiques rencontrés. Ces variations aléatoires engendrent des erreurs très importantes sur l'estimation de la distance. La possibilité d'améliorer les résultats est donnée par cette équation :

$$\sqrt{\text{Var}(\hat{d})} \geq \frac{\ln 10}{10} \frac{\sigma_{sh}}{n_p} \cdot d \quad (1.4)$$

Avec : d la distance entre le mobile et les BTS, n_p le facteur d'atténuation, σ_{sh} est l'écart type de la variable aléatoire représentant l'effet de zones d'ombres.

Les avantages et les inconvénients de ces techniques de localisation sont représentés dans le tableau suivant.

Les métriques de positionnement	Avantages	Inconvénients
La technique par l'identification de cellule (Cell-ID)	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme de positionnement simple - L'absence de calcul - Méthode très rapide et moins coûteuse 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite un aller-retour de signalisation avec le terminal - Faible précision
Technique basée sur le Temps d'arrivée des signaux reçus (TOA)	<ul style="list-style-type: none"> - Paramètres généralement bien estimés - Algorithme de positionnement simple - Précision plus élevée en milieu Confiné 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Synchronisation d'horloge nécessaire entre le mobile et les stations de base - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur
Technique basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus (TDOA)	<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

<p>Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus (AOA)</p>	<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
<p>Technique basée sur la puissance des signaux reçus (RSS)</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Coût d'implantation peu élevé - Algorithme de positionnement simple - Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation 	<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

Tableau 1.1 : Résumé des différentes techniques de localisation par GSM

1.2.2.4. La localisation par la Télévision Numérique Terrestre

La télévision numérique terrestre (TNT) est une évolution technique en matière de télédiffusion, Le signal de télévision numérique comporte des signaux de synchronisation utilisables en localisation. Dans les environnements difficiles, le niveau des signaux de télévision numérique est supérieur à ceux du GPS d'une quarantaine de décibels. Ces signaux de synchronisation ne subissent pas autant de perturbations que les signaux GPS. Enfin, les signaux TV sont à de faibles fréquences 470-870 MHz. Leur propagation est bien adaptée aux environnements urbains.

1.2.2.5. La navigation par mesures inertielles

Le système de navigation inertielle (INS) donne la position, la vitesse et l'attitude d'un mobile en mesurant les accélérations et en les intégrant deux fois dans un référentiel à déterminer. INS a l'avantage d'être totalement autonome (ne dépend pas des informations extérieures : la pluie, la grêle, les obstacles spéciaux). Pour que l'intégration de l'accélération reçoive les coordonnées de l'objet il est nécessaire de définir les conditions initiales.

1.2.3. Les moyens de localisation indoor

La localisation indoor se base sur des technologies sans fil qui sont principalement le Wi-Fi, le Bluetooth et l'UWB (Ultra Wide Band). La RFID (Radio Frequency Identification), via des puces actives ou passives, est également utilisée pour la géolocalisation d'équipements. L'infrarouge et les ultrasons font partie des technologies abordables en matière de géolocalisation indoor mais elles sont loin d'être aussi répandues, essentiellement pour des limitations de portée et ne franchissent pas les murs.

1.2.3.1. Ultrason (US)

Une des applications des ultrasons (onde mécanique et élastique, diffusée par un objet ou un corps dont la fréquence est supérieure à 20 kHz) est la localisation d'un mobile : le récepteur fixé sur le mobile à localiser reçoit les ultrasons émis par plusieurs émetteurs, la différence des temps d'arrivée des signaux ultrasons lui permet d'estimer la distance qui le sépare aux émetteurs. En répétant cette même mesure avec plusieurs émetteurs, on détermine précisément la position du mobile (qui est celle du récepteur) dans l'environnement [13].

1.2.3.2. Infrarouge (IR)

La technologie infrarouge est utilisée pour la localisation : tout comme la localisation à ultrason, on se sert de la communication entre les émetteurs et le récepteur à infrarouge.

Les signaux infrarouges ont les mêmes propriétés que la lumière visible, ils ne franchissent pas les murs, ce qui limite instantanément la localisation intérieure. Le système Active Badge est l'un des premiers systèmes de localisation en indoor qui exploite la technologie infrarouge. Le principe de la localisation par cette technologie est très simple, il suffit que le mobile à localiser soit équipé par un tag infrarouge émettant un signal toutes les 10 secondes. Les récepteurs sont installés au plafond dans chaque pièce de l'environnement. Ces récepteurs sont reliés entre eux pour former un réseau permettant de détecter le tag actif, comme représenté sur la figure suivante :

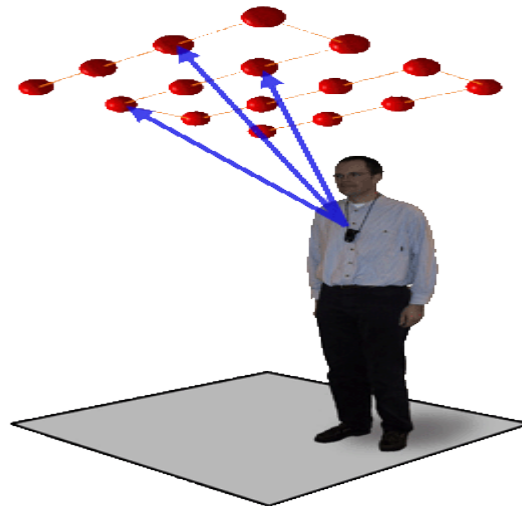


Figure 1.8 : Principe de fonctionnement du système Active Badge [14].

1.2.3.3. Vidéo/Image

Un système de positionnement basé sur la vidéo est composé d'une caméra vidéo, d'un système d'enregistrement et un programme d'analyse d'images pour le positionnement et l'identification des objets. La vidéo et les dispositifs recevant des images d'une scène permettent d'effectuer une détection de la présence d'un élément dans une scène et sa localisation. La localisation est effectuée grâce à des transformations entre l'image de la scène et les angles de vues de la caméra. Grâce aux techniques de reconnaissance de contours, un objet est repérable sur une image. Il est possible de suivre le déplacement de ce contour dans le champ de vision de la caméra.

1.2.3.4. Champ magnétique

Après avoir une « cartographie » du champ magnétique terrestre capté par la boussole présente dans tous les smartphones, cette boussole détecte les variations ou perturbations du champ magnétique de la terre que provoquent la structure métallique et le béton armé d'un bâtiment. Ces informations sont ensuite traitées par un service de localisation hébergé en ligne, qui fournit à l'utilisateur une carte détaillée du bâtiment dans lequel il se trouve et affiche ses déplacements en temps réel.

Les systèmes de positionnement magnétiques offrent une grande précision et ne souffrent pas de problèmes de visibilité directe LOS (*Line Of Sight*).

1.2.3.5. La localisation par onde radio (Wi-Fi, Bluetooth, RFID, ULB)

a) WPS

Le Wi-Fi connu sous le nom du standard IEEE 802.11, est un protocole de communication qui est plus sophistiqué que le Bluetooth. Le positionnement à l'aide de la technologie Wi-Fi est baptisé WPS pour Wi-Fi Positioning System. En comparaison avec le GPS, le WPS remplace l'infrastructure des satellites par les infrastructures radios des réseaux Wi-Fi.

Le principe de localisation est simple : Détecter un réseau wifi à proximité et mesurer l'intensité du signal. L'appareil interroge ensuite une base de données mondiale pour combiner l'empreinte du signal à sa position.

L'inconvénient de cette technologie c'est qu'elle dépend d'une infrastructure relativement coûteuse dans l'endroit où on veut assurer le suivi d'une personne.

b) Beacons (balises Bluetooth Low Energy)

Bluetooth est basé sur le standard IEEE 802.15.1. C'est une technologie radio destinée à remplacer les câbles entre les appareils électroniques. Le Bluetooth Low Energy (BLE) est une alternative au Bluetooth classique. Cette technologie est similaire à la précédente consiste à diffuser un signal BLE via une balise avec un identifiant unique permettant au smartphone de connaître sa position dans un contexte bien défini et en l'absence de connexion internet.

c) RFID

Cette technologie permet d'identifier un objet ou une personne d'en suivre le cheminement et d'en connaître les caractéristiques distance grâce à une étiquette émettant des ondes radio, ces radio-étiquettes, disposent d'une antenne et d'une puce électronique pour recevoir et répondre aux requêtes radio émises depuis l'émetteur-récepteur.

Du fait que les composants RFID sont moins chers, la technologie est devenue plus répandue et plus médiatisée ces dernières années.

d) UWB

L'Ultra large bande est développé en 1960 pour des applications radars utilisant une communication sans fil. C'est une technique de modulation radio basée sur la transmission d'impulsions de très courte durée, souvent inférieure à la nanoseconde. L'UWB peut être utilisé pour la communication comme il peut être utilisé pour le positionnement des mobiles aussi :

les récepteurs, qui sont répartis dans l'environnement, peuvent évaluer la distance des balises UWB, situées sur les mobiles, par mesure du temps de propagation des signaux émis par ces balises, ce qui permet au système de calculer la position des mobiles par triangulation [15].

1.3. Les méthodes de positionnement

1.3.1. Méthodes déterministes

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 a choisi d'étudier le système Radar. Celui-ci repose sur un principe simple mais semble être reconnu comme un système de référence pour les techniques déterministes.

▪ Radar

L'acronyme Radar vient de l'anglais RAdio Detection And Ranging traduit par « détection et télémétrie radio ». Il est inventé par Robert Watson-Watt en 1935, il fut opérationnel pour le début de la Seconde Guerre mondiale.

Un radar est un appareil utilisé pour localiser des objets mobiles ou fixes (terrestre, aérien) lointain ou proche dans l'espace, c'est un émetteur et un récepteur d'ondes électromagnétiques.

Pour son fonctionnement le principe est simple : L'émetteur diffuse au moyen d'une antenne un faisceau d'ondes électromagnétiques concentrées dans la direction souhaitée, cette énergie circule normalement dans l'espace en ligne droite et à vitesse constante. Lorsque ces ondes électromagnétiques rencontrent un objet, elles s'y réfléchissent formant un « écho radar ». L'antenne capte le signal d'écho, ce signal va donc indiquer la présence de la cible.

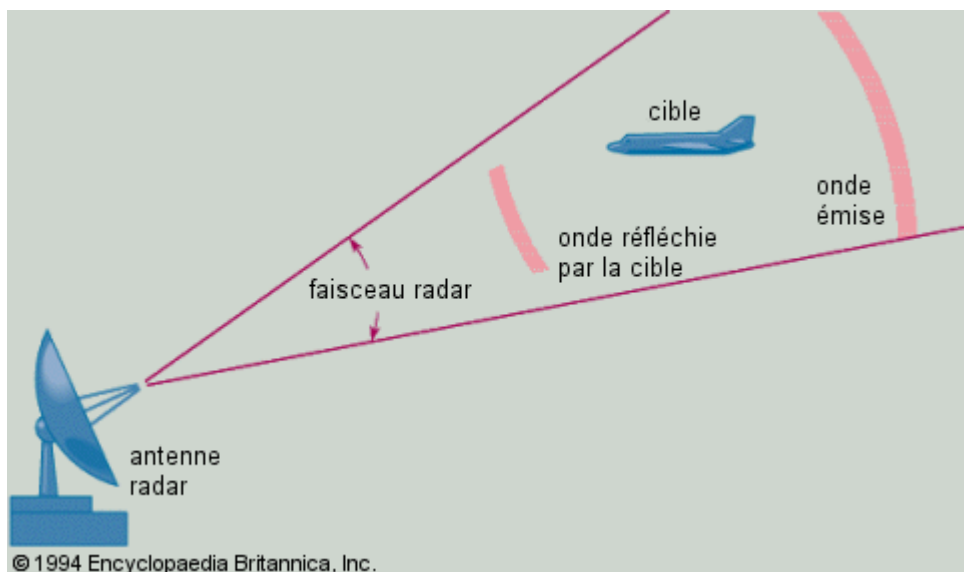


Figure 1.9 : Principe de fonctionnement d'un radar [16]

Le radar a trouvé un usage quasi-universel dans tous les domaines qui font partie de notre vie quotidienne (navigation en mer et dans les aires...). L'une des principales utilisations du radar reste d'ordre militaire ou spatial.

1.3.2. Méthodes probabilistes

Contrairement aux méthodes déterministes qui appliquent des relations géométriques pour estimer la position de la station mobile en supposant des distances fixes et/ou des angles extraits à partir des paramètres de propagation radio, les méthodes probabilistes traitent les données disponibles sur l'emplacement de la station mobile comme des fonctions de densité de probabilité. Cette approche est appropriée lorsque la précision des données disponibles est faible, ce qui est fréquemment le cas dans les problèmes de positionnement de la station mobile. Après que les informations disponibles sur les paramètres liés à la position sont recueillies, les fonctions de densité de probabilité correspondantes sont reliées à une seule fonction de densité de probabilité qui décrit la position de la station mobile.

Les coordonnées de la station mobile sont estimées comme une variable aléatoire qui possède la fonction de densité de probabilité résultante. En comparaison avec les méthodes déterministes, les méthodes probabilistes sont de calculs intensifs [17].

1.3.3. Méthodes par empreinte radio « *Fingerprinting* »

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.

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 [18].

1.4. Conclusion

Nous avons présenté dans les sections précédentes, la plupart des systèmes de positionnement ainsi les métriques et méthodes utilisées dans ces systèmes, en relevant les avantages et les limites de chacune.

Les technologies présentées pour l'environnement indoor permettent d'atteindre des précisions pouvant aller de quelques centimètres à quelques mètres, ce qui les rend très attractives dans ce type d'environnement. Contrairement aux technologies présentées pour l'outdoor, ne permettent pas d'avoir des précisions de cet ordre en indoor. D'un autre côté, les paramètres de localisation associés à ces technologies, tels que les AOA, TOA et les TDOA doivent d'abord être mesurés avec précision avant d'être utilisés par un algorithme adéquat pour calculer la position d'une cible.

Une nouvelle approche est proposée pour le positionnement dynamique d'une cible, appelée filtre kalman, ce dernier sera étudié dans le prochain chapitre.

Chapitre 2

Localisation du mobile basé sur le filtre de kalman

2.1. Introduction

Dans le cas où le mobile se déplace, l'information sur sa position doit être mise à jour régulièrement. Les performances de localisation peuvent être améliorées en utilisant des algorithmes de poursuite.

Dans la théorie de l'estimation d'état, le filtre de Kalman est connu comme étant l'outil optimal pour les systèmes linéaires perturbés par des bruits d'état et de mesure. Le filtre de Kalman permet de fournir une estimation précise de cet état à partir des mesures de TOA en utilisant différentes stations de base. Son efficacité ainsi que sa facilité de mise en œuvre ont fait de cet estimateur un outil incontournable dans des domaines tels que la localisation d'objet en robotique, le suivi de contours d'images et comme dans notre cas la poursuite de mobile.

L'objet de ce chapitre est de présenter le filtre de Kalman classique, celui sur lequel tous les autres filtres se fondent (le filtre de kalman étendu, le Kalman unscented, le Kalman Cubature, ...etc.) et ainsi être en mesure de construire le filtre le plus adapté à la problématique relative à ce mémoire de recherche.

2.2. Approche de Kalman

2.2.1. Paternité

Le filtre de kalman a été inventé par R.E. Kalman et publié pour la première fois en 1960. Il a été décrit dans diverses publications par Swerling (1958), Kalman (1960) [19] et Kalman-Bucy (1961) [20].

Stanley Schmidt est généralement reconnu avoir été le premier à développer un mode de réalisation pratique d'un filtre de Kalman. Cela est arrivé lors d'une visite à Ames Research Center de Kalman NASA, à laquelle Schmidt a vu l'applicabilité des idées du problème de l'estimation de la trajectoire de Kalman Apollon, se terminant par Apollo inclure dans le bord du programme informatique.

Cette méthode a été largement appliquée dans de nombreuses applications robotiques (comme à la navigation autonome, le suivi de cible et la localisation). Etant donné que la navigation est essentielle pour les robots mobiles, les filtres de kalman ont pendant longtemps été utilisés dans ce type d'application.

2.2.2. Principe

La structure du filtre de Kalman permet d'utiliser alternativement les deux niveaux de connaissances du phénomène physique observé : d'une part un modèle (dans ce cas, équations de la cinétique classique modélisant le mouvement du mobile), qui permet de prédire des valeurs futures et d'autre part des observations, qui permettent de confronter ces prédictions à la réalité. Si la phase de prédiction conduit à une augmentation de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, car la prédiction de l'avenir à partir d'un présent et d'un modèle imparfait ne peut qu'augmenter l'incertitude, la phase de correction conduit par contre à une réduction de la matrice de covariance, car l'information apportée réduit l'incertitude [2].

Le problème de filtrage considéré par ce filtre est linéaire, et tous les bruits considérés sont des bruits blancs gaussiens, ce filtre peut résoudre facilement le problème de prédiction et de filtrage mais le problème de lissage nécessite un traitement plus complexe.

Le problème de filtrage au sens de Kalman est de trouver, pour un système dynamique à observer, la meilleure estimation notée par X_k de l'état à l'instant k , par résolution d'un système d'équations caractérisant un modèle d'évolution et un modèle d'observation de l'élément étudié.

Mathématiquement, le modèle d'état est constitué de deux équations :

- La première représente l'évolution dynamique de l'état dans le temps.
- La deuxième, dite équation de mesure, représente la relation entre les mesures et l'état.

$$X_{k+1} = FX_k + \Gamma W_k \quad k \in N \quad (2.1)$$

Où X_k est un vecteur représentant l'état du système, F est la matrice de transition d'état qui décrit la dynamique des X_k , W_k est l'erreur de modélisation du processus, supposée blanche, de covariance connue donnée par $Q_k = E[(\Gamma W_k)(\Gamma W_k)'] = \sigma_w^2 \Gamma \Gamma'$ où E , Γ représente respectivement la moyenne statistique et les données d'entrée.

$$F = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta t \end{bmatrix}$$

$$Z_k = HX_k + U_k \quad (2.2)$$

Où Z_k est le vecteur de mesure à l'instant k , H est une matrice $H = [I \ 0]$, et U_k est l'erreur de mesure, supposée blanche, de covariance R connue et non corrélée avec $U_k : R = \sigma_u^2$.

Le but est donc est de déterminer X_k à partir de Z_k , il s'agit donc de calculer la loi conditionnelle de X_k sachant Z_k . Comme le bruit est gaussien il suffit donc de calculer la moyenne et la covariance.

2.3. Les étapes d'implémentation de filtre Kalman (KF)

Le filtre de Kalman comporte trois étapes: l'initialisation, la prédiction et la mise à jour. Après une étape d'initialisation, le filtre de Kalman est utilisé en réitérant récursivement une étape de prédiction puis une étape de mise à jour. Cela permet d'estimer l'évolution de l'état dynamique du système.

2.3.1. Initialisation

L'application des formules récurrentes du filtre de Kalman nécessite le bon choix des valeurs initiales du vecteur d'état \hat{X} et sa matrice de covariance P . À l'instant $k = 0$, Aucune mesure disponible. La première mesure arrive à l'instant $k = 1$. L'état du système X_0 à l'instant $k = 0$, est une variable aléatoire, il paraît logique en l'absence de mesure de l'estimer par son espérance.

$$\hat{X}_{0|0} = E[X_0] \quad (2.3)$$

Le principe du filtre de Kalman est de minimiser la covariance de l'erreur, elle est donnée par :

$$P_{0|0} = E[(X_0 - \hat{X}_{0|0})(X_0 - \hat{X}_{0|0})^T] \quad (2.4)$$

Le choix des valeurs initiales est délicat. En effet, un mauvais choix de X_0 , n'est pas catastrophique, mais ceci influe sur la convergence du filtre et la qualité de poursuite.

Notez que si nous connaissons parfaitement l'état de départ du système on prendra $\hat{X}_0 = X_0$ et dans ce cas $P_{0|0}$ est nulle.

2.3.2. La prédiction

Etant donné l'état estimé et sa matrice de covariance à l'instant K , on effectue la prédiction de l'état et de sa précision à l'instant $K+1$ ainsi que la prédiction de la mesure. On obtient l'état prédit $\hat{X}_{k+1|k}$ avec sa matrice de covariance associée [21].

$$\hat{X}_{k+1|k} = F\hat{X}_{k|k} \quad (2.5)$$

$$P_{k+1|k} = FP_{k|k}F^T + \Gamma Q\Gamma^T \quad (2.6)$$

La prédiction de la mesure est donnée par l'équation :

$$\hat{Z}_{k+1|k} = H\hat{X}_{k+1|k} \quad (2.7)$$

2.3.3. Mise à jour

Les équations de mise à jour peuvent également être considérées comme une étape de correction du filtre, qui corrige l'estimation à priori d'état en fonction de la mesure réelle.

Donc après avoir la mesure Z_{k+1} de l'étape précédente, l'innovation \hat{S}_{k+1} qui représente l'erreur de prédiction de l'observation sera calculée, dont la matrice de covariance associée est S_{k+1} .

L'état prédit peut alors être corrigé par cette innovation pondérée par le gain du filtre K_{k+1} . Alors l'estimé de l'état $X_{k+1|k+1}$ sera déduit avec sa matrice de covariance associée $P_{k+1|k+1}$ [22, 23].

$$\hat{S}_{k+1} = Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1|k} \quad (2.8)$$

$$S_{k+1} = HP_{k+1|k}H' + R \quad (2.9)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1|k}H'S_{k+1}^{-1} \quad (2.10)$$

$$X_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1}\hat{S}_{k+1} \quad (2.11)$$

$$P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1}H)P_{k+1|k} \quad (2.12)$$

Avec I , la matrice d'identité aux dimensions adéquates.

Le gain du filtre permet d'ajuster la confiance relative accordée à la mesure et au modèle à priori. Si la prédiction est très incertaine, la matrice de covariance de la prédiction est grande, de même que le gain. L'estimation est alors essentiellement fondée sur l'information apportée par la mesure. Inversement, une mesure très perturbée correspondra à un faible gain et la prédiction sera prépondérante dans la correction [24].

La figure suivante montre les différentes étapes du déroulement d'un cycle du filtre de Kalman.

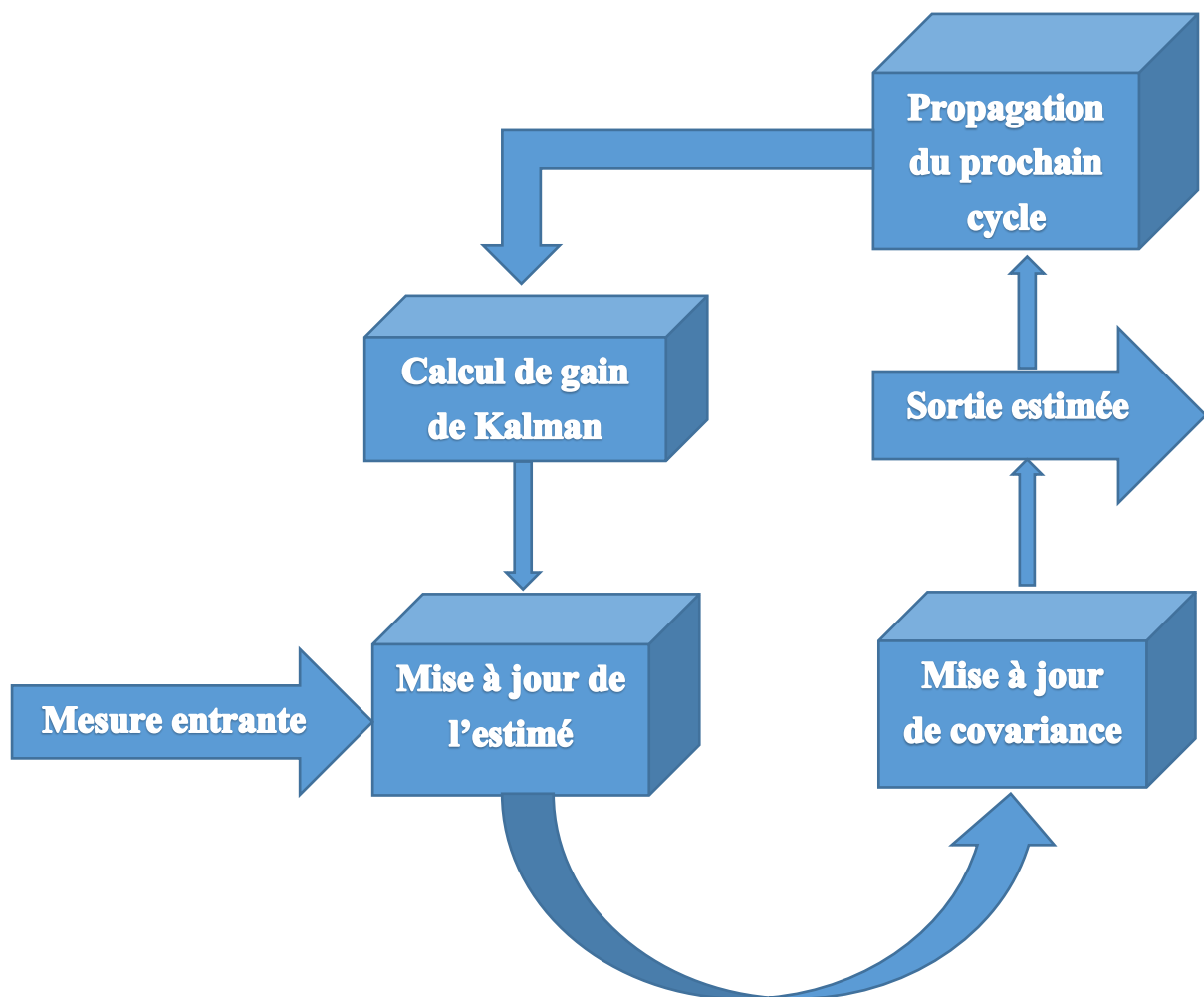


Figure 2.1 : Cycle de calcul de l'état estimé d'un système linéaire par le filtre de Kalman

2.4. Domaines d'applications

Le filtre de Kalman est utilisé dans une large gamme de domaines, le domaine d'application principal est la localisation, la navigation, la poursuite de mobiles, dans le domaine militaire, mais aussi en robotique mobile, en vision par ordinateur et en communications sans-fil (GSM en extérieur, Wi-Fi en indoor), où il s'agit de combiner : un modèle a priori de déplacement du mobile, des mesures issues de capteurs et éventuellement une base de mesures de références disponibles, par exemples sous la forme d'une carte numérique (modèle numérique de terrain, carte de couverture,... etc.). Il est aussi de plus en plus utilisé en dehors du domaine de l'électronique, par exemple en météorologie et en océanographie, pour l'assimilation de données dans un modèle numérique.

2.5. Avantages et limitations

a) Avantages

La force de ce filtre est sa capacité de prédiction de l'emplacement d'une cible et la rectification des erreurs. Il n'utilise que les deux premiers moments de l'état à savoir la moyenne et la covariance et ignore les moments d'ordres supérieurs.

L'avantage majeur du filtre, réside dans le fait que les équations du filtre et l'évaluation des performances ainsi que le calcul du gain sont découplés, cela permet de calculer le gain ainsi que les performances du filtre en différé 'off line' [25].

Donc ce filtre permet de fournir à chaque itération une estimation des matrices de covariance d'erreur et d'analyse. La moyenne et la covariance d'une distribution nécessite uniquement une petite quantité d'information, alors que cette information est suffisante pour couvrir une large gamme d'applications. Un autre atout du ce filtre est que la convergence de cette erreur est garantie. Alors le KF offre un compromis idéal entre complexité de calcul et flexibilité de représentation.

b) Limitations

Le filtre de Kalman est donc une méthode d'estimation et de prédiction puissante prenant en compte les modélisations du système. Cependant, ce filtre n'est pas applicable dans tous les cas.

Dans le cas d'un modèle non linéaire, le filtre n'est pas assez performant et l'erreur des estimations ne convergera pas assez rapidement, elle restera grande. Pour pallier à ce problème, un filtre de Kalman étendu a été développé et permet de prendre en compte cette modélisation non linéaire.

Le second problème qui se pose est le coût de la mise en œuvre numérique du filtre de Kalman. En effet, de nouvelles matrices coûteuses rentrent en jeu (les matrices des dérivés partielles des équations d'états et de mesures modélisant le système), ce qui peut être une limite à son utilisation, surtout dans des systèmes embarqués très restreint au niveau de la puissance de calcul.

Une autre limite importante c'est que lors de l'étude théorique du ce filtre, un certain nombre d'hypothèses sont prises concernant le bruit intervenant dans les équations. Notamment le fait que ce dernier doit être blanc gaussien et ses différentes composantes prises à des instants différents complètement dé-corrélées. Cependant, dans la réalité ces hypothèses ne sont jamais parfaitement vérifiées et le filtrage est alors susceptible de ne pas produire les résultats escomptés ou même d'échouer. Cette restriction limite donc l'utilisation du filtre de Kalman.

2.6. Extensions au cas non-linéaire

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, le filtre de Kalman est fréquemment utilisé pour analyser le comportement d'un système linéaire qui fonctionne sous des conditions de bruit gaussien. Autrement dit, il permet d'identifier l'état d'un système dans le temps à partir des entrées et sorties actuelles et des covariances des bruits gaussiens qui affectent le système pendant la durée de l'étude.

Cette méthode est très efficace, mais étant donné que la plupart des systèmes physiques sont des systèmes non linéaires, il n'est pas possible de leur appliquer le filtre de Kalman directement.

Plusieurs variantes de ce filtre ont été développées pour résoudre le problème de la non linéarité, telles que le filtre de Kalman étendu, le filtre de Kalman unscented, le cubature...etc.

2.6.1. Le Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu développé par Stanley F. Schmidt est probablement l'approche la plus commune et la plus populaire pour traiter les systèmes non-linéaires [26].

Ce filtre, est devenu un standard ces cinq dernières décennies, il effectue une linéarisation des équations non linéaires autour des estimées les plus récentes de l'état. La non-linéarité peut se situer soit dans le modèle du processus soit dans le modèle de mesure soit dans les deux au même temps.

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

$$X_{k+1} = f(X_k) + W_k \quad (2.13)$$

$$Z_k = h(X_k) + U_k \quad (2.14)$$

Où les fonctions f et h sont pas linéaires, indépendantes du temps et qu'il n'y-a pas de commande, cela n'a pour but que d'alléger l'écriture des équations.

De la même manière que dans le cas du Filtre de Kalman simple, W_k et U_k représentent toujours les bruits d'état et de mesure, considérés comme des séquences : additives, blanches, gaussiennes de moyenne nulle, et respectivement de covariance Q et R . Ce filtre comporte principalement deux étapes majeures :

2.6.1.1. Etape de prédiction

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

$$\hat{X}_{k+1|k} = f(\hat{X}_{k|k}) \quad (2.15)$$

Et la matrice de covariance associée s'écrit:

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q_k \quad (2.16)$$

La mesure prédite et sa matrice de covariance sont données par :

$$\hat{Z}_{k+1|k} = h(\hat{X}_{k+1|k}) \quad (2.17)$$

$$S_{k+1} = H_k P_{k+1|k} H_k^T + R \quad (2.18)$$

Ou les matrices de transition et d'observation sont définies comme étant les jacobéennes suivantes :

$$F_k = \frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X = \hat{X}_{k|k}} \quad (2.19)$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X = \hat{X}_{k+1|k}} \quad (2.20)$$

Les fonctions f et h ont la contrainte d'être différentiables. Comme ce n'est pas possible de les utiliser directement pour le calcul des covariances, on utilise une matrice Jacobéenne. Cette dernière est calculée à chaque instant autour du point d'estimation courant \hat{X} avec l'objectif de linéariser le système.

2.6.1.2. Etape de mise à jour

Les équations de l'étape de mise à jour sont similaires à celles du filtre de Kalman c'est à dire identiques aux équations (2.8) à (2.12). Pour plus de détails sur le développement des équations de l'EKF voir [27].

Commentaires

- La seule différence qui existe entre un filtre de Kalman KF et un filtre EKF est la présence des Jacobéennes dans l'équation dynamique et celle de mesure.
- Le bon fonctionnement de EKF suppose donc que les estimées courantes soient toujours assez proches des valeurs exactes, ce qui est loin d'être garanti dans tous les cas, les problèmes que l'on peut rencontrer sont :
 - _ la sensibilité à une initialisation de mauvaise qualité,
 - _ une instabilité qui se traduit par une divergence, même dans les cas d'initialisation correcte.
 - _ Lorsque la non-linéarité est trop importante, l'EKF devient difficile à mettre au point et donne souvent des résultats peu fiables. Cela est dû aux approximations effectuées qui sont dans ce cas grossières.
 - _ Un autre inconvénient de ce filtre, qui est aussi celui du filtre de Kalman, est que la mise en œuvre numérique est impossible dans le cas de vecteurs d'état de grande dimension, car il faut toujours évaluer le gain de Kalman qui a une forme de produit de matrices de grande taille.

2.6.2. Le filtre de Kalman Unscented

Kalman inodore (ou filtre de Kalman non-parfumé), de l'anglais a été introduit par Julier [28]. Contrairement à l'EKF, le filtre UKF n'approxime pas les fonctions non linéaires mais les utilise directement. Il comprend une étape appelée « transformation inodore » consistant à

approximer l'état courant X_k par une variable aléatoire gaussienne représentée par un ensemble de points astucieusement choisis nommés sigma-points, Cet ensemble de points reproduit fidèlement la moyenne et la covariance de la variable aléatoire gaussienne. Lors de l'étape d'estimation, l'équation d'état (2.1) est appliquée à chacun des sigma-points afin d'obtenir l'état suivant. Il en résulte un ensemble de sigma-points à l'instant X_{k+1} , qui reproduit la moyenne et la covariance de l'état suivant X_{k+1} avec une précision atteignant le second ordre (en termes de décomposition en série de Taylor).

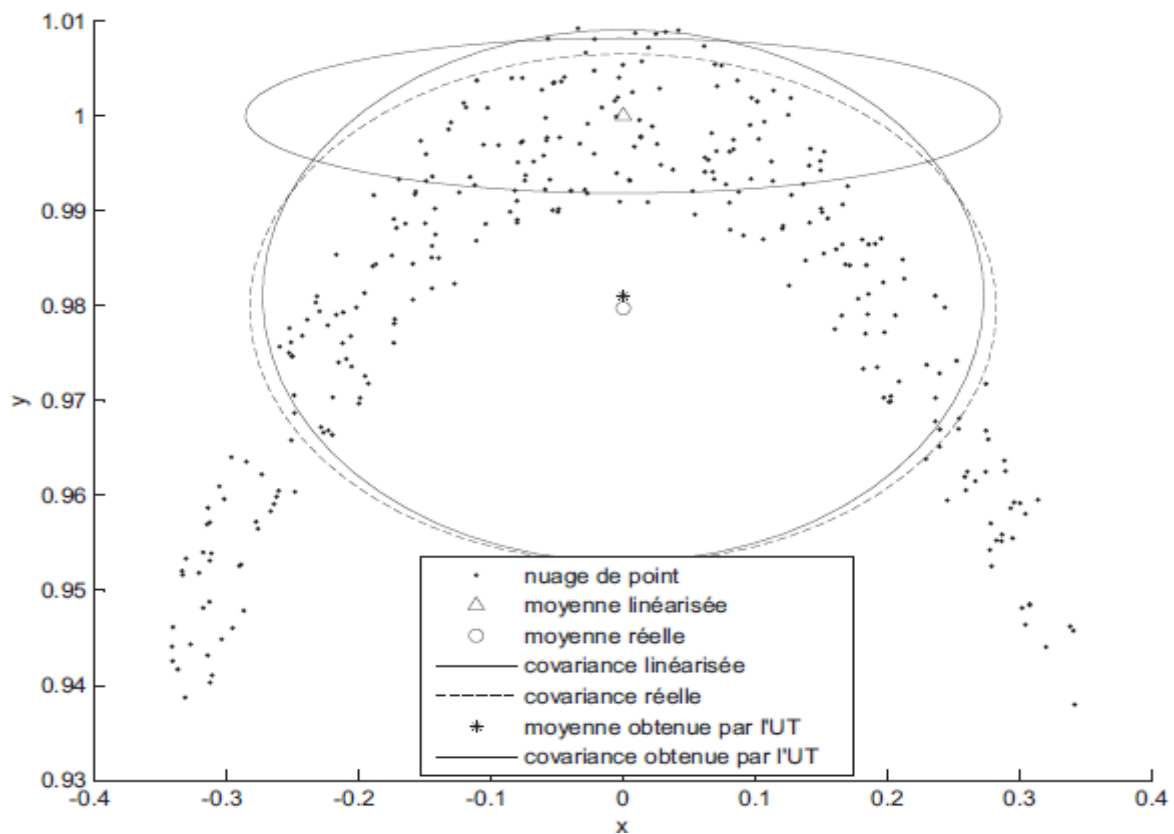


Figure 2.2 : Estimation de la moyenne et de la covariance par la transformation unscented (UT) [29].

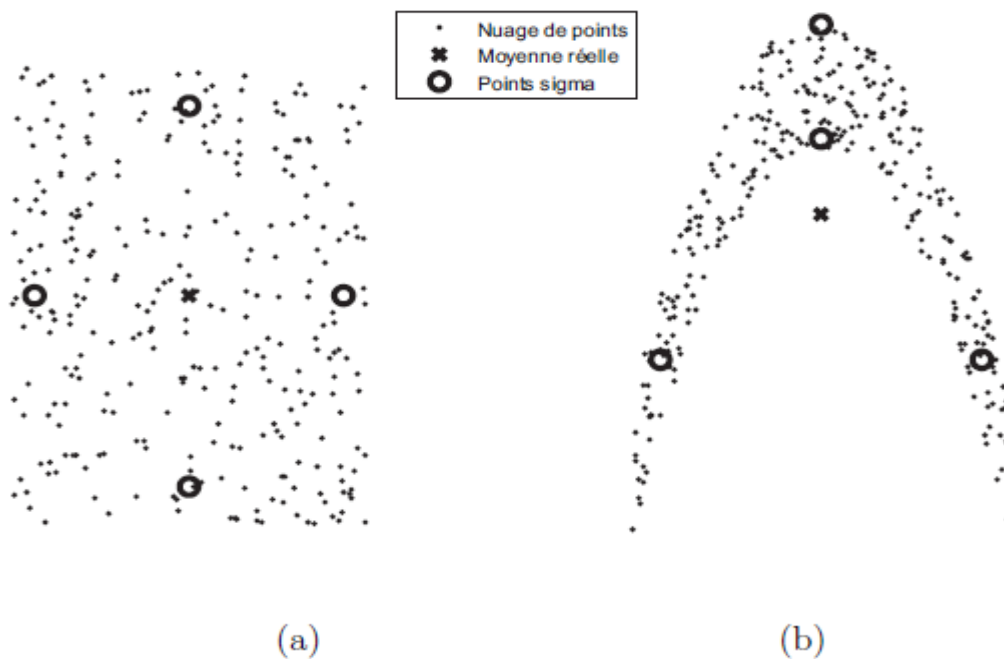


Figure 2.3 : Comportement des points sigma avant (a) et après (b) transformation [29].

2.6.3. Le filtre de Kalman Cubature

Le filtre de Kalman Cubature, a été proposé en 2009 [30] et s'appuie sur une base mathématique très solide ; cependant d'autres travaux qui ont suivi son apparition, ont montré que ce dernier n'est qu'un cas particulier du filtre UKF [31]. Pour cette raison ce filtre ne sera pas détaillé dans le présent mémoire. La dérivation théorique complète du CKF peut être trouvée dans la référence [30].

2.6.4. Le filtre de Kalman Quadrature

Le Quadrature Kalman Filter a été proposé la première fois par Ito [32], et quelques années plus tard a été reformulé à partir d'une approche régression statistique linéaire, par Arasaratnam et Haykin [33]. Ce filtre utilise la méthode de quadrature de Gauss-Hermite pour calculer les intégrales du filtre Bayésien Gaussien. Pour plus de détails sur l'QKF voir [29].

2.7. Le filtre de Kalman adaptatif à base de la logique floue

L'estimation par le filtre Kalman est apparue avec une connaissance parfaite des propriétés du système dynamique. Cependant, il existe toujours, un certain degré d'incertitude. Les performances peuvent être améliorées si certains paramètres du filtre sont mis à jours simultanément pour constituer un filtre adaptatif. Ce dernier peut présenter, dans une certaine

limite, un comportement optimal. Il faut bien sûr se rendre à l'évidence, plus les informations sur le système sont disponibles plus le comportement du filtre est proche de l'optimalité.

L'adaptation des paramètres d'un filtre de Kalman se distingue sous plusieurs sens dont le sens des paramètres, le sens du bruit, ou le sens de la multiplicité des modèles. A ces trois sens étaient associées trois techniques : l'adaptation au sens des paramètres était réalisée par une augmentation du vecteur d'état qui nécessite beaucoup de connaissance sur les paramètres à estimer, l'adaptation au sens du bruit passait par évaluation des propriétés statistiques de l'innovation, et l'adaptation au sens de la multiplicité des modèles se faisait par un banc de filtres dont la principale difficulté de réalisation était le choix du filtre.

Il est possible de réaliser des estimateurs basés sur l'intelligence artificielle, ce domaine actuellement primitif est promis à des développements dans un futur proche dont la logique floue est l'une de ces techniques développées. La procédure pour obtenir un filtre adaptatif peut être décrite en trois étapes de la logique floue: la fuzzification, les règles d'inférences et la défuzzification.

2.7.1. Logique floue

La logique floue est apparue comme une substitution à logique stricte, imitant ainsi le comportement empirique du cerveau humain. Son introduction effective est due au célèbre chercheur Lotfi Zadeh qui a contribué à la modélisation de phénomènes physiques en formalisme flou qui repose sur la théorie des ensembles flous développée en 1965 [34]. En 1973, il introduit la notion de variables linguistiques. Ensuite c'est au tour de M. Mamdani qui l'a expérimenté en 1974 en l'introduisant dans la régulation des processus industriels (régulation d'un moteur à vapeur).

La théorie de la logique floue est proposée pour traiter tout ce qui est subjectif et/ou incertain. En effet, la variable booléenne qui ne peut prendre que l'une des deux valeurs vrai ou faux (0 et 1) en logique classique est mal adaptée à la plupart des phénomènes. Donc, l'idée était de remplacer l'appartenance $[0,1]$ à un sous-ensemble classique par un degré d'appartenance pouvant prendre toutes les valeurs comprises entre 0 et 1. On parle donc d'une logique pondérée, c'est-à-dire une logique à plusieurs niveaux, elle offre l'avantage d'être une commande robuste et relativement simple à élaborer et elle ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle à régler.

2.7.1.1. Variables linguistiques

L'expression « variable linguistique » introduite par ZADEH, propose que les valeurs de cette variable ne soient pas numériques mais symboliques comme les mots du langage courant : quelque, beaucoup, peu élevé, très élevé, grand, petit, moyen, lent, rapide, à peu-prêt...etc. En logique floue, ce genre d'expression est appelé "variables linguistiques".

2.7.1.2. Ensembles flous et fonction d'appartenance

Pour pouvoir traiter les variables linguistiques dans un calculateur utilisant la logique floue, une définition de ces variables linguistiques à l'aide de fonctions d'appartenance s'impose. Pour cela, un ensemble flou A (parfois appelé sous-ensemble) est défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ exprimé entre les valeurs $[0,1]$ et qui quantifie le degré par lequel un élément x de X appartient à A .

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\}$$

$$\mu_A : x \rightarrow [0,1] \tag{2.21}$$

Chaque sous-ensemble flou peut être représenté par sa fonction d'appartenance. En général la forme de fonctions d'appartenance dépend de l'application.

Plusieurs formes non linéaires assez différentes peuvent représenter les fonctions d'appartenance. Les formes trapézoïdale, triangulaire, et de cloche sont les plus souvent employées.

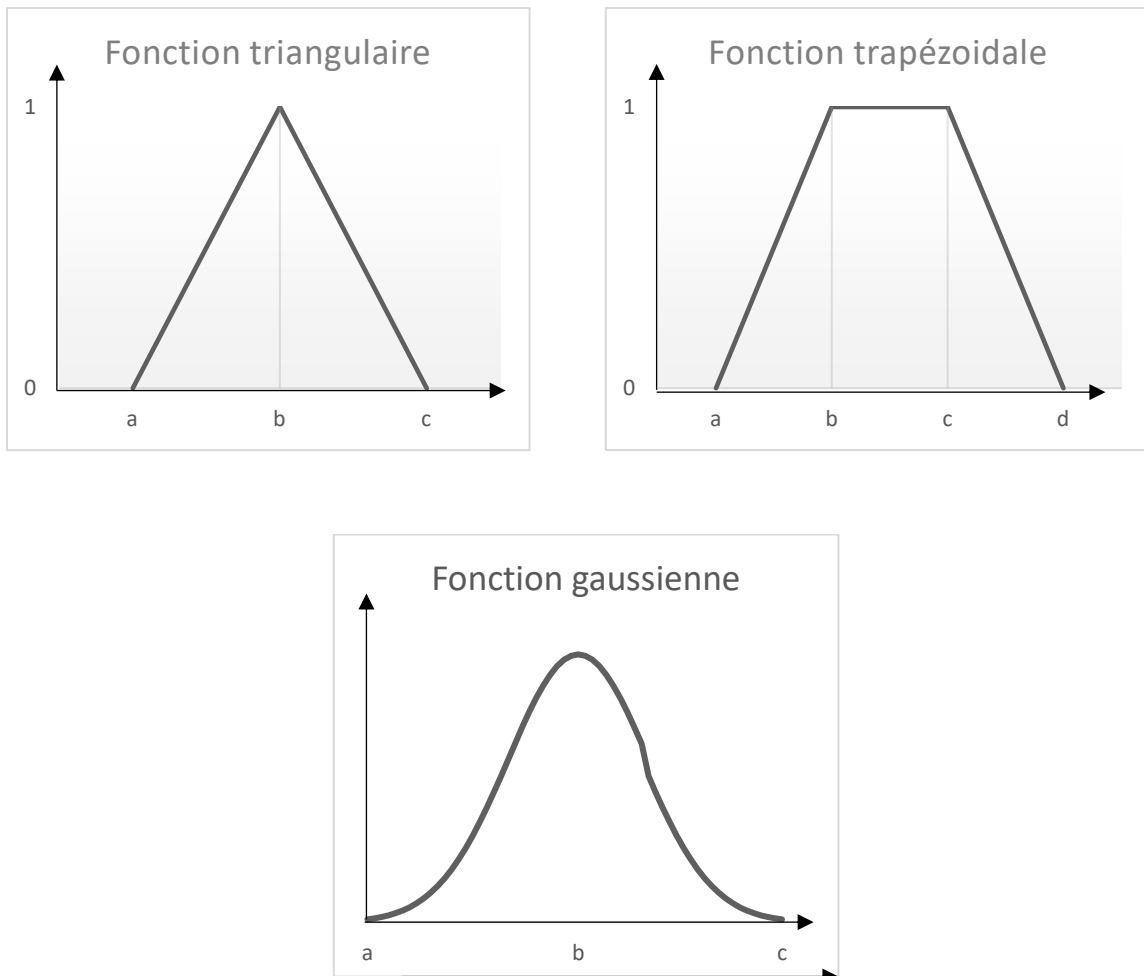


Figure 2.4 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance

2.7.1.3. Structure d'un contrôleur flou

Pour sa structure, tout système à base de logique floue peut être décomposé essentiellement en trois blocs : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification.

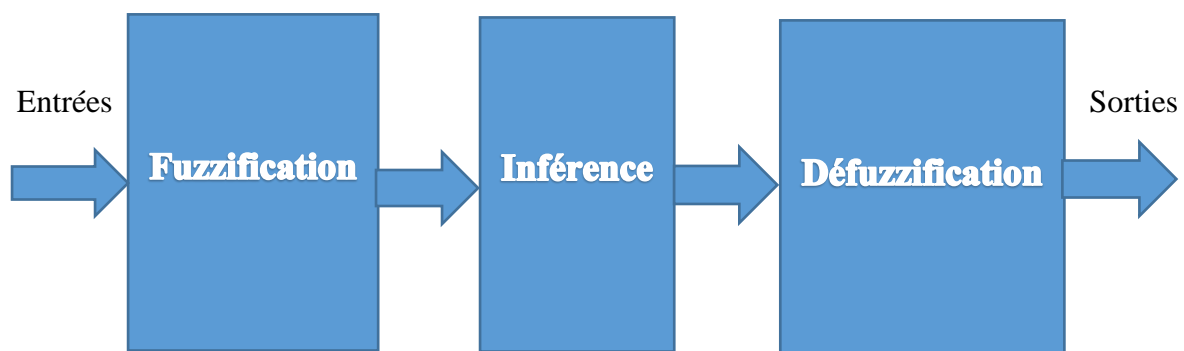


Figure 2.5 : Schéma synoptique d'un système flou

- **Fuzzification**

La fuzzification est le premier traitement dans un processus utilisant la logique floue. Elle consiste à définir des fonctions d'appartenance pour les différentes variables physiques d'entrées. Il s'agit d'attribuer à la variable d'entrée (qui est une variable stricte) les degrés d'appartenance à ses ensembles flous.

- **Règles d'inférence**

On appelle règles d'inférences l'ensemble des différentes règles qui relient les variables floues d'entrées aux variables floues de sorties d'un système grâce aux opérateurs flous qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. Les plus communément utilisés sont: l'opérateur d'intersection "ET", l'opérateur d'union "OU" et l'opérateur de la négation ou du complément "NON". Ces règles se présentent sous la forme :

Si condition 1 et /ou condition 2 (et/ou...) alors action sur les sorties.

- **Défuzzification**

Le résultat obtenu de l'inférence en utilisant une des méthodes d'implication est formellement une valeur floue. Cette dernière ne peut être exploitée directement pour contrôler le processus. Une transformation doit être alors considérée à la sortie du mécanisme d'inférence pour la transformer en grandeur stricte. Cette action est interprétée par le terme défuzzification.

Ils existent plusieurs méthodes de défuzzification, mais pas de règles permettant de conclure sur le choix de la meilleure méthode. Ce choix sera donc en fonction des propriétés les plus importantes au regard du problème à résoudre. Les méthodes les plus couramment utilisées sont:

- Méthode du maximum :

C'est la méthode la plus simple et la plus approximative, elle consiste à ne prendre en compte qu'une valeur possédant le pourcentage maximum de la fonction d'appartenance résultante des règles d'inférences.

- Méthode de la moyenne des maxima :

Dans le cas où plusieurs sous-ensembles auraient la même valeur maximale, on prend leur moyenne.

- Méthode du centroïde :

Dans cette méthode, la sortie correspond à l'abscisse du centre de gravité de la surface de la fonction d'appartenance résultante. On peut procéder de deux manières :

_ Soit prendre l'union des sous-ensembles flous de sortie et tirer le centroïde global (calculs très lourds).

_ Soit prendre chaque sous-ensemble séparément et calculer son centroïde, puis on réalise la moyenne de tous les centroïdes.

2.7.2. Les étapes d'implémentation de filtre Kalman adaptatif (AKF)

Le processus d'évaluation ainsi, que la loi de mesure sont considérés comme suit :

$$x(n+1) = Fx(n) + \Gamma W(n) \quad (2.22)$$

$$r(n) = Hx(n) + m + B(n)U(n) \quad (2.23)$$

Où F , Γ , H et W sont définies auparavant (Dans la section 2.1.2 du même chapitre), n remplace le k , ainsi $B(n)$ est l'écart type de l'erreur de mesure de la plage totale entre les BTS et MS, $m = [m_{1_NLOS} \ m_{2_NLOS} \ m_{3_NLOS} \ \dots \ m_{k_NLOS}]^T$ sont les erreurs NLOS entre les stations de base et la station mobile. L'écart-type $b_k(n)$ et le décalage $m_{k_NLOS}(n)$ qui peuvent être estimés par l'estimateur basé sur l'inférence floue.

La dynamique de l'équation d'état dans (2.22) et (2.23) peut être modifiée comme suit :

$$x(n+1) = Fx(n) + \Gamma W(n) \quad (2.24)$$

$$r'(n) = Hx(n) + B(n)U(n) \quad (2.25)$$

Où $r'(n) = r(n) - m$, est la donnée de mesure sans le décalage NLOS. Ensuite, ces données de mesure seront utilisées par un filtre de Kalman adaptatif pour estimer la plage lisse $x(n)$ entre la BS et la MS correspondantes. Cependant, la covariance de $B(n)$ étant incertaine en raison de la transition entre les conditions LOS et NLOS, la logique floue sera utilisée pour actualiser la covariance totale du filtre de Kalman à chaque itération pour obtenir une estimation précise de la position de MS.

À partir de la dynamique de l'équation d'état, l'algorithme de filtre de Kalman adaptatif peut être utilisé pour l'estimation de la position de MS par les équations suivantes :

$$\hat{x}(n) = F\hat{x}(n-1) + K_a(n)e(n) \quad (2.26)$$

Avec $e(n) = r'(n) - HF\hat{x}(n-1)$ représente l'innovation de l'erreur de prédiction de distance, et $K_a(n)$ est le gain du filtre de Kalman, qui est utilisé pour minimiser la covariance $E\{e^T(n)e(n)\}$ de l'erreur de prédiction. Les matrices de gain du filtre de Kalman et de covariance des erreurs de la prévision et de l'estimation de la distance sont obtenues à partir des équations suivantes :

$$P_{n|n-1} = FP_{n-1}F^T + \Gamma Q_w \Gamma^T \quad (2.27)$$

$$K_a(n) = P_{n|n-1}H^T [HP_{n|n-1}H^T(n) + Q_B]^{-1} \quad (2.28)$$

$$P_n = [I - K_a(n)H]P_{n|n-1} \quad (2.29)$$

Avec :

$$Q_w = E\{W(n)W^T(n)\} = \sigma_w^2 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.30)$$

$$Q_B = E\{B(n)B^T(n)\} = \begin{pmatrix} b_1^2(n) & 0 & 0 \\ 0 & b_2^2(n) & 0 \\ 0 & 0 & b_3^2(n) \end{pmatrix} \quad (2.31)$$

Où $b_k^2(n)$ est la variance de l'erreur de mesure totale entre le BTS et le MS correspondantes, qui est mise à jour à chaque itération par la logique floue proposée.

2.8. Conclusion

Le filtre de Kalman élaboré en 1960 demeure à ce temps parmi les techniques les plus utilisées dans différentes applications. Ce filtre fournit la solution optimale, au sens de la minimisation de l'erreur lorsque les équations du système et de la mesure sont linéaires et les bruits correspondants sont Gaussiens.

Quelques variantes du filtre de Kalman sont inventées pour le cas non linéaire. La première est une version plus utilisée connue sous l'appellation filtre de Kalman étendu. Cette version a l'avantage d'être moins coûteuse en temps de calcul, cependant elle ne peut pas être

appliquée dans toutes les situations. Pour remédier à certaines limites de l'EKF plusieurs alternatives ont été proposées dans la littérature ces dernières décennies. Parmi les filtres les plus répandus : le filtre de Kalman cubature, le filtre de Kalman unscented et le filtre de Kalman quadrature. Ces deux derniers filtres utilisent un certain nombre de points pour approximer la moyenne et la covariance de l'état estimée, et présentent dans la quasi majorité des cas les mêmes performances, avec un léger avantage pour l'UKF.

Le filtre de Kalman adaptatif a été présenté aussi, par rapport au filtrage classique, le filtrage adaptatif comporte une mise à jour récursive des paramètres (coefficients) du filtre. L'algorithme part de conditions initiales prédéterminées et modifiées de façon récursive les coefficients du filtre pour s'adapter au processus. Dans cette optique la logique floue est utilisée pour ajuster ces coefficients du régulateur afin de réaliser ou de maintenir un certain niveau de performances.

Dans le chapitre qui suit nous allons appliquer le filtre du Kalman à la poursuite d'un mobile GSM à l'aide du logiciel *MATLAB*.

Chapitre 3

Application de filtre de Kalman à la poursuite d'un mobile GSM

3.1. Introduction

Toute nouvelle solution doit être passée par un processus d'évaluation et de validation avant son éventuel déploiement. Le moyen idéal pour réaliser cette tâche est de faire le test dans un environnement réel, mais vu le manque du matériel nécessaire mis à notre disposition, une mise en œuvre réelle peut être difficile aussi bien sur le plan économique que logistique.

La simulation est le meilleur moyen permettant de contourner ce problème. En effet, il est plus facile et moins cher par le biais de la simulation, de concevoir, d'analyser et d'évaluer les performances de toute solution.

Ce chapitre présente les travaux de simulation apparentés sur la localisation d'une MS dans un réseau GSM par un filtre de kalman. Le logiciel Matlab sera utilisé pour réaliser l'ensemble de nos simulations. Nous décrivons les étapes suivies, et les principaux paramètres que doivent intégrer pour atteindre le niveau de réalisme requis et garantir la validité et la fiabilité des résultats de simulation.

3.2. Méthodologie

L'objectif de cette étude est la prise en main du logiciel *MATLAB* d'aide à l'estimation de la position du mobile par le filtre Kalman en exploitant le réseau cellulaire GSM. Le processus comporte plusieurs étapes comme illustré dans le schéma de la figure (3.1)

Etape 1 : En utilisant la technique de TOA qui nous permet de calculer la distance MS-BTS dans les environnements *LOS / NLOS* .

Etape 2 : Nous appliquons un test d'hypothèse pour identifier les scénarios *LOS / NLOS* ainsi une atténuation de l'erreur NLOS.

Etape 3 : Une fois que la distance entre le mobile et la station de base est calculée à l'aide du MATLAB, un modèle dynamique du filtre de Kalman est utilisé pour estimer la position du MS à l'état dynamique.

Etape 4 : Un filtre adaptatif à base de la logique floue sera utilisé pour améliorer les performances de filtre de Kalman.

Etape 5 : Dans cette étape, les distances estimées entre MS et les trois BTS seront introduites dans le filtre de Kalman afin d'obtenir la position de notre station mobile dans le plan proposé, cela est appliqué aussi au filtre adaptatif.

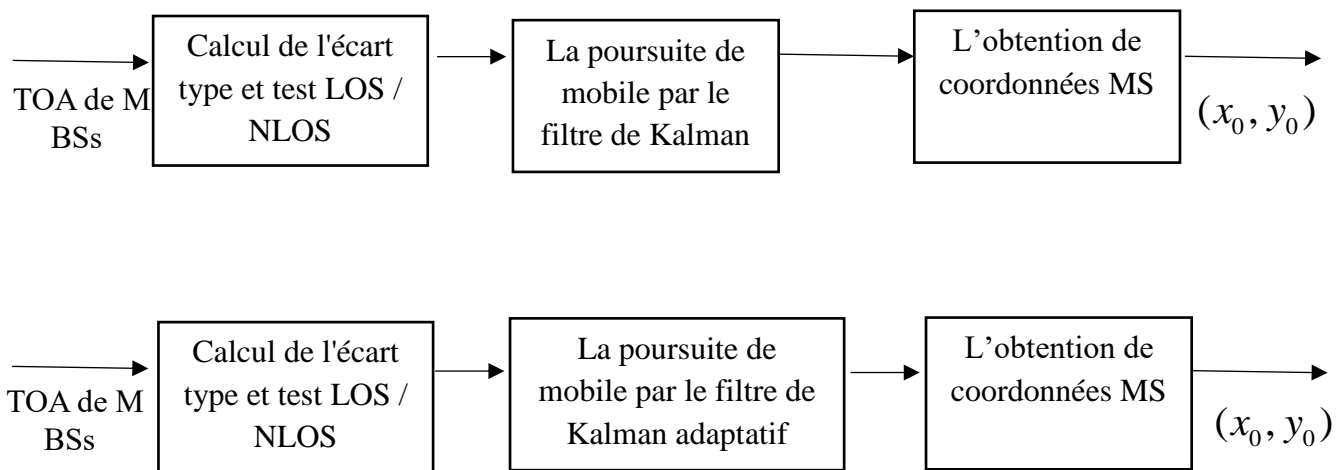


Figure 3.1 : Schéma de la méthodologie générale.

3.3. La simulation

Dans cette partie, nous vérifions nos analyses par la simulation et nous testons la performance de filtre Kalman.

3.3.1. Les paramètres utilisés

Dans le cadre de notre simulation, nous avons projeté trois BTS sur une intersection de boulevard, dont les coordonnées de chacune sont comme suit : BTS 1 (0 ; 0), BTS 2 (-300 ; 300) et BTS 3 (300 ; 300).

La cible (MS) se trouve initialement à une portée de 50m par rapport à la BTS 1. Elle se déplace dans le plan (x, y) avec une vitesse quasiment constante de 18km/h , à $v_x = 5\text{m/s}$ et $v_y = 5\text{m/s}$. Voir figure (3.2).

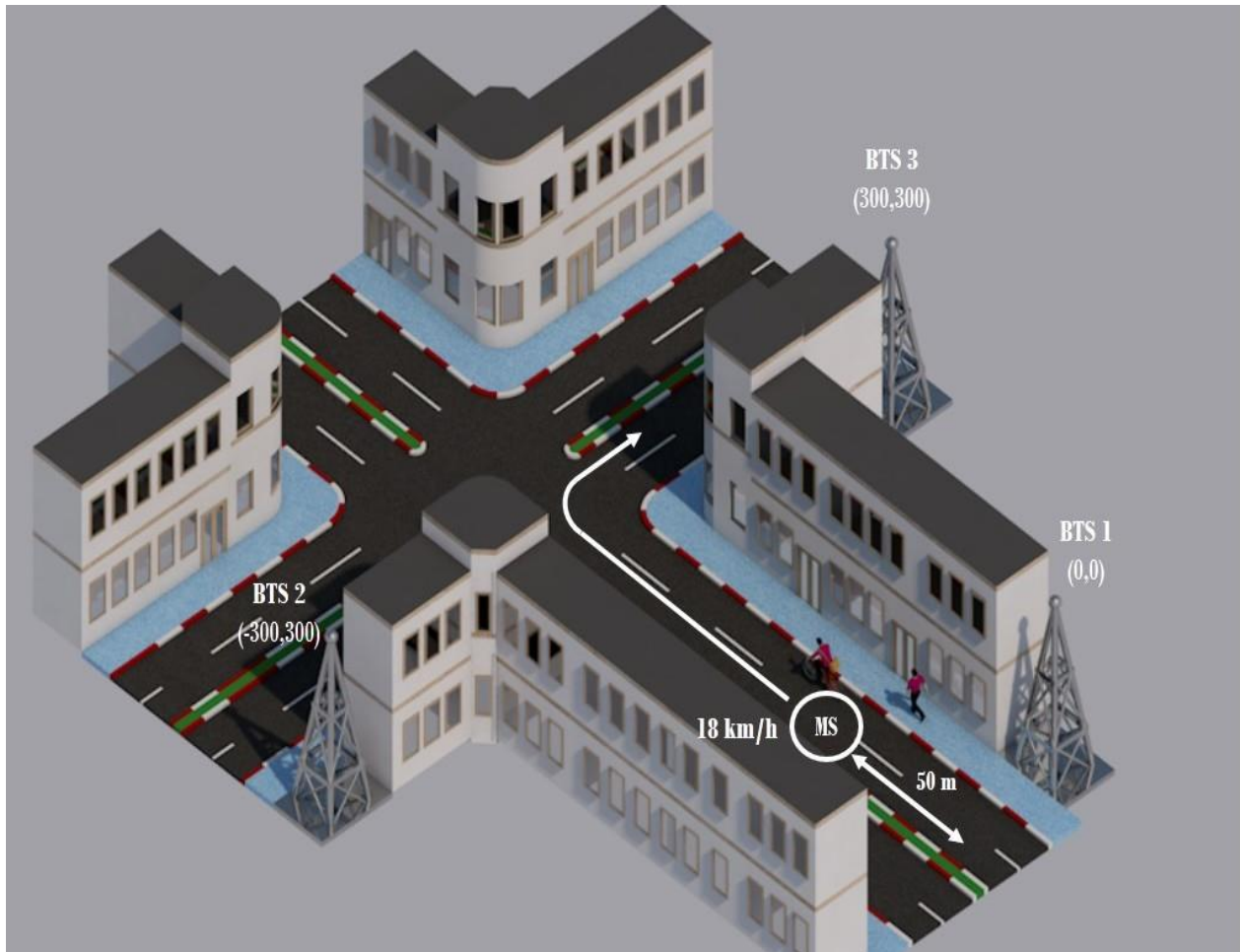


Figure 3.2 : Présentation de lieu d'étude

3.3.2. Calcul des distances MS-BTS dans les environnements LOS/NLOS

3.3.2.1. Calcul des distances réelles

Nous avons utilisé dans cette partie la méthode de TOA pour calculer les distances réelles d_k entre les trois stations de base et le mobile à chaque position par l'équation (1.1) présentée dans le premier chapitre.

3.3.2.2. Calcul des distances mesurées

Les distances mesurées $r_m(t_i)$ entre la MS et BTS correspondant aux données TOA à l'instant t_i est exprimées comme suit :

$$r_m(t_i) = d_m(t_i) + n_m(t_i) + NLOS_m(t_i) \quad m = 1, 2 \dots M \quad (3.1)$$

Où $n_m(t_i)$ est le bruit de mesure modélisé en tant que bruit blanc moyen gaussien et $NLOS_m(t_i)$ est l'erreur de mesure *NLOS* à l'instant t_i

Le bruit de mesure est généralement modélisé comme Gaussien, c'est-à-dire $n_m(t_i) \sim N(0, \sigma_m)$, où $\sigma_m = 15m$.

L'erreur *NLOS* peut être obtenue en tant que délai excessif multiplié par la vitesse de la lumière. Par conséquent, l'erreur *NLOS* peut être modélisée comme les modèles fréquemment utilisés pour les profils de retard qui sont des variables aléatoires exponentielles, uniformes ou delta.

Comme nous ne savons pas quand les BTS de *LOS* apparaissent et disparaissent, nous proposons de vérifier périodiquement les conditions de la transition *LOS / NLOS* pour toutes les BTS.

a) Identification de NLOS

Soit $X_m(t_i)$ la plage des BS à l'instant t_i lissé par un filtre de Kalman, l'écart type de l'échantillon est donné par cette équation :

$$\hat{\sigma}_m = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (r_m(t_i) - X_m(t_i))^2} \quad (3.2)$$

L'écart-type en cas de perte de signal provient d'un bruit de mesure σ_m qui peut être mesuré et un test d'hypothèse simple est utilisé pour identifier les environnements *LOS / NLOS* de chaque BTS.

$$\begin{aligned} H_0 : \hat{\sigma}_m &< \gamma \sigma_m && \text{Condition de LOS} \\ H_1 : \hat{\sigma}_m &\geq \gamma \sigma_m && \text{Condition de NLOS} \end{aligned} \quad (3.3)$$

Avec γ : Une propriété intéressante du test est que la valeur espérée de fausse alarme est supérieur à 1.58 ($\gamma > 1,58$).

b) Atténuation de NLOS

Pour toutes les BTS dans le cas LOS, la procédure de filtrage de Kalman sans biais décrite de (2.5) à (2.12) est utilisée. Avec les BTS dans le cas NLOS, la version biaisée du filtre sur la base échantillon par échantillon est utilisée pour atténuer l'erreur de la plage NLOS en augmentant les éléments diagonaux de la matrice de covariance du bruit de mesure comme dans (3.4)

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_x &= \alpha \sigma_m && \text{si l'innovation } Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1,k} > 0 \text{ et NLOS détecté} \\ &= \sigma_m && \text{Sinon} \end{aligned} \quad (3.4)$$

Où $\alpha = 12$ est choisi par expérience pour donner un bon résultat d'estimation de la position.

3.3.3. Techniques de localisations utilisées

3.3.3.1. Le filtrage de Kalman

Après avoir calculer les distances entre MS et les trois BTS ainsi les distances réelles, nous les avons introduit dans le filtre de Kalman afin d'estimer la position de MS.

3.3.3.1.1. Implémentation

L'implantation du filtre KF est détaillée dans cette partie ainsi nous montrons, les différentes équations d'obtention de la position de MS.

- **Initialisation**

- ✓ Initialiser les matrices F et H
- ✓ X_k , (position initiale).
- ✓ P_k , (matrice de covariance de X).
- ✓ Q, (matrice de covariance de l'erreur sur le modèle d'état (dû au déplacement)).
- ✓ R (matrice de covariance de l'erreur sur le modèle de mesure).

Pour chaque BTS et position

- ✓ Introduire les coordonnées de BTS
- ✓ Introduire les $d_i(k)$

- **Prédiction**

- ✓ Calcul de la matrice de covariance d'erreur P_k en utilisant P initial et Q.

- **Mise à jour**

- ✓ $K_{k+1} = P_{k+1|k} H' S_{k+1}^{-1}$
- ✓ $X_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1} (d_i(k) - \hat{d}_i(k))$
- ✓ $P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1} H) P_{k+1|k}$
- ✓ Fin de la boucle.

3.3.3.2. Le filtrage adaptatif

Dans cette section nous avons utilisé un filtre de Kalman adaptatif à base de la logique floue pour améliorer les performances de filtrage classique.

Nous avons donc transféré le modèle de mesure de distance dans (3.1) à une séquence de temps discrète correspondant à :

$$r_k(n) = d_k(n) + m_{k_NLOS} + b_k(n)w_K(n) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (3.5)$$

Où m_{k_NLOS} est le décalage de plage NLOS entre les BTS et MS, $w_k(n)$ est le bruit blanc gaussien normalisé $N(0,1)$ et $b_k(n)$ est l'écart-type de l'erreur de mesure de distance totale pour LOS et NLOS entre les BTS et MS correspondant. Ainsi m_{k_NLOS} et $b_k(n)$ peuvent être définis respectivement comme suit :

$$m_{k_NLOS} = \begin{cases} 0, & \text{Si la condition LOS} \\ m_{NLOS}, & \text{Si la condition NLOS} \end{cases} \quad (3.6)$$

$$b_k(n) = \begin{cases} \sigma_m, & \text{Si la condition LOS} \\ \sqrt{\sigma_m^2 + \sigma_{NLOS}^2}, & \text{Si la condition NLOS} \end{cases}$$

a) Fenêtre glissante pour l'identification LOS/NLOS

Pour pouvoir identifier *LOS/NLOS*, nous avons utilisé une fenêtre d'estimation en mouvement pour effectuer un calcul en temps réel de l'écart type $\hat{\sigma}_{m_k}$ (l'erreur de mesure de distance pour les BTS). Cela signifie que les derniers M échantillons de $r_k(n)$ sont utilisés pour calculer sa covariance approximative de l'erreur de mesure de distance. La taille de la fenêtre

est choisie de manière empirique pour améliorer les performances statistiques du lissage. L'écart-type approximatif de l'erreur de mesure de la plage peut être calculé par :

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

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

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

À partir de la fenêtre glissante proposée (la taille de fenêtre $M = 20$), lorsque la condition NLOS existe, l'écart type mesuré sera nettement supérieur à celui de LOS. Les conditions de transition dans l'équation (3.6) peuvent être modélisées efficacement par un système logique flou. Un schéma d'inférence flou peut être utilisé par l'estimateur de localisation pour détecter la condition de LOS, la condition NLOS ou la condition de transition *LOS / NLOS*. L'écart type approximatif $\hat{\sigma}_{m_k}$ est l'entrée du système logique d'inférence floue pour obtenir un écart type plus précis et une estimation du décalage de la plage NLOS.

b) Système d'inférence floue pour l'estimation de l'écart type de l'erreur de mesure

La base de règles floues est la connaissance de la politique de contrôle, caractérisée par un ensemble de variables linguistiques sous la forme de règles IF-THEN. Ici, un ensemble de règles floues est défini pour décrire la relation entre l'écart type mesuré $\hat{\sigma}_{m_k}(n)$, l'écart type estimé $\hat{b}_k(n)$ et le décalage de la plage NLOS $\hat{m}_{k_NLOS}(n)$.

Règle1 : si $\hat{\sigma}_{m_k}(n)$ est petit

$$\text{Alors } \hat{b}_k(n) = \sigma_m \text{ et } \hat{m}_{k_NLOS}(n) = 0 \quad (3.9)$$

Règle2 : si $\hat{\sigma}_{m_k}(n)$ est large

$$\text{Alors } \hat{b}_k(n) = \sqrt{\sigma_m^2 + \sigma_{NLOS}^2} \text{ et } \hat{m}_{k_NLOS}(n) = m_{NLOS} \quad (3.10)$$

Les relations (3.9) et (3.10) sont équivalentes aux formes d'interpolations suivantes :

$$\begin{aligned}\hat{b}_k(n) &= \mu_1(n) \times \sigma_m + \mu_2(n) \times \sqrt{\sigma_m^2 + \sigma_{NLOS}^2} \quad \text{et} \\ \hat{m}_{k_NLOS(n)} &= \mu_2(n) \times m_{NLOS}\end{aligned}\quad (3.11)$$

Où :

$$\mu_1(n) = Z_1(\hat{\sigma}_{m_k}(n)) / (Z_1(\hat{\sigma}_{m_k}(n)) + Z_2(\hat{\sigma}_{m_k}(n)))$$

$$\mu_2(n) = Z_2(\hat{\sigma}_{m_k}(n)) / (Z_1(\hat{\sigma}_{m_k}(n)) + Z_2(\hat{\sigma}_{m_k}(n)))$$

Dans laquelle $Z_j(\hat{\sigma}_{m_k}(n))$ est la fonction d'appartenance de $\hat{\sigma}_{m_k}(n)$ pour $j = 1, 2$, et $\mu_1(n) + \mu_2(n) = 1$

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

Les résultats d'estimation utilisant le filtre de Kalman adaptatif sont les distances estimées entre les trois stations de base et la station mobile. Ces distances peuvent être utilisées pour obtenir l'emplacement du MS $(x_0(n), y_0(n))$. Les coordonnées correspondantes des trois BTS sont supposées être (x_1, y_1) , (x_2, y_2) et (x_3, y_3) , respectivement. Les équations (3.11) à (3.13), présentées ci-dessous expriment la relation entre l'emplacement MS et les distances estimées $\hat{d}_1(n), \hat{d}_2(n), \hat{d}_3(n)$.

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 = \hat{d}_1^2 = d_1^2(n), & \text{Pour Los} \\ (x_0(n) - x_1)^2 + (y_0(n) - y_1)^2 \approx d_{c1}^2 + (\hat{d}_1(n) - d_{c1})^2 = d_1^2(n), & \text{Pour NLOS} \end{cases}\quad (3.11)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 = \hat{d}_3^2 = d_3^2(n), & \text{Pour Los} \\ (x_0(n) - x_3)^2 + (y_0(n) - y_3)^2 \approx d_{c3}^2 + (\hat{d}_3(n) - d_{c3})^2 = d_3^2(n), & \text{Pour NLOS} \end{cases}\quad (3.12)$$

$$\begin{cases} (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 = \hat{d}_2^2 = d_2^2(n), & \text{Pour Los} \\ (x_0(n) - x_2)^2 + (y_0(n) - y_2)^2 \approx d_{c2}^2 + (\hat{d}_2(n) - d_{c2})^2 = d_2^2(n), & \text{Pour NLOS} \end{cases}\quad (3.13)$$

Chaque équation représente un cercle dont les BTS sont le centre du cercle. L'emplacement de MS se trouve à l'intersection de trois cercles. Combinant (3.11) et (3.12), les termes du second ordre peuvent être éliminés pour obtenir l'équation de premier ordre suivante:

$$(x_2 - x_1)x_0(n) + (y_2 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_2^2(n) - x_1^2 + x_2^2 - y_1^2 - y_2^2}{2}\quad (3.14)$$

De même façon, les deux autres équations du premier ordre peuvent être obtenues en combinant (3.11) et (3.13), ainsi que (3.12) et (3.13) :

$$(x_3 - x_1)x_0(n) + (y_3 - y_1)y_0(n) = \frac{d_1^2(n) - d_3^2(n) - x_1^2 + x_3^2 - y_1^2 - y_3^2}{2} \quad (3.15)$$

$$(x_3 - x_2)x_0(n) + (y_3 - y_2)y_0(n) = \frac{d_2^2(n) - d_3^2(n) - x_2^2 + x_3^2 - y_2^2 - y_3^2}{2} \quad (3.16)$$

Donc nous avons pu obtenir les trois points d'intersection $(x_0^{(1)}(n), y_0^{(1)}(n))$, $(x_0^{(2)}(n), y_0^{(1)}(n))$ et $(x_0^{(3)}(n), y_0^{(3)}(n))$ qui proviennent de la combinaison de deux équations (3.14) à (3.16).

La moyenne des trois points d'intersection est obtenue comme suit :

$$x_0(n) = \frac{x_0^{(1)}(n) + x_0^{(2)}(n) + x_0^{(3)}(n)}{3} \quad (3.17)$$

$$y_0(n) = \frac{y_0^{(1)}(n) + y_0^{(2)}(n) + y_0^{(3)}(n)}{3} \quad (3.18)$$

Donc la position de MS $(x_0(n), y_0(n))$ est obtenue.

Avec les fonctions d'appartenance illustrées dans la figure (3.4), un estimateur basé sur une logique d'inférence floue pour l'estimation de l'écart-type et le décalage de distance NLOS est résumé comme suit:

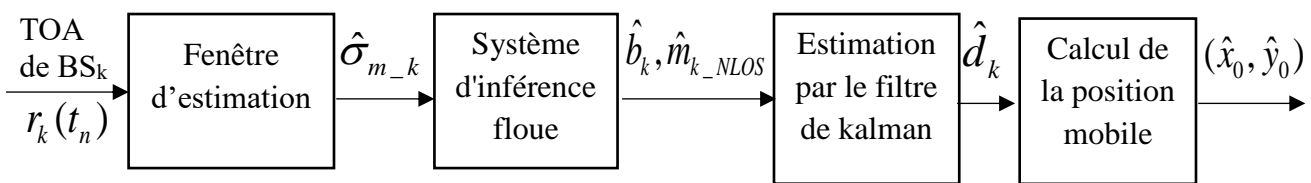


Figure 3.3 : Architecture de filtre de kalman adaptatif à la localisation de mobile à base de la logique floue

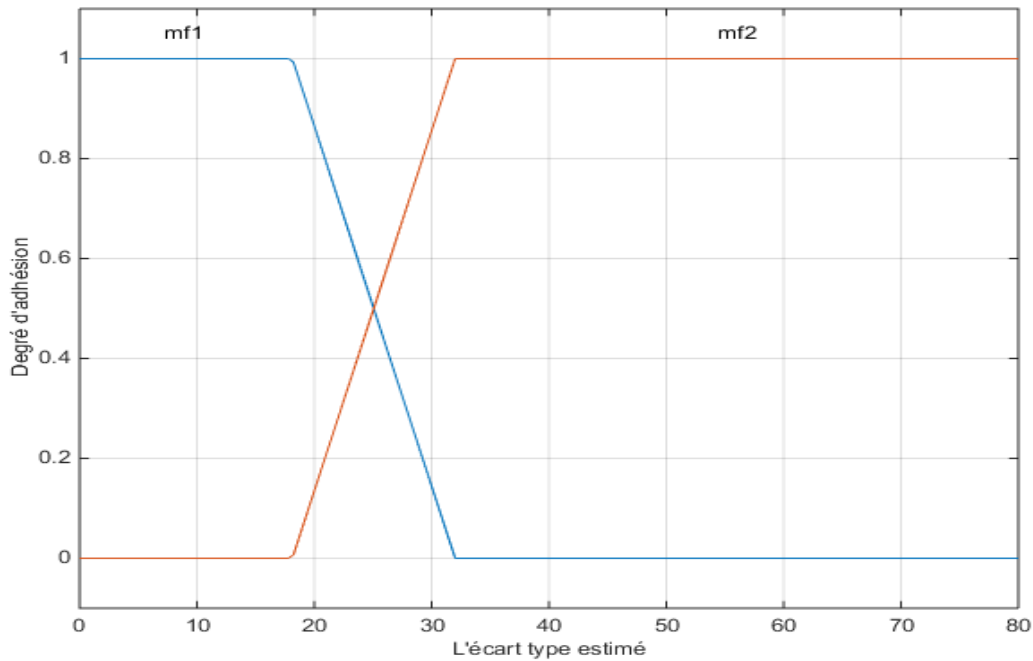


Figure 3.4 : Fonction d'appartenance du système FIS

3.3.5. Calcul de l'erreur quadratique moyenne

Nous avons ainsi calculé l'erreur quadratique moyenne (EQM) qui permet de mesurer l'erreur entre la trajectoire réelle et sa estimée pour les deux filtres. L'expression du EQM est donnée par la formule suivante:

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.19)$$

Où : N est le nombre de simulations de Monte Carlo, x_i la valeur de la cible et \bar{x} la valeur prédite par le modèle.

3.4. Résultats et discussions

La trajectoire simulée comporte 500 échantillons de temps avec un intervalle d'échantillonnage égal à 0,2s. Le mobile a une vitesse constante et se déplace dans la ligne droite. Les données de la distance mesurée sont créées en calculant la distance réelle entre MS et les trois BTS avec l'ajout de bruit de mesure et le bruit NLOS.

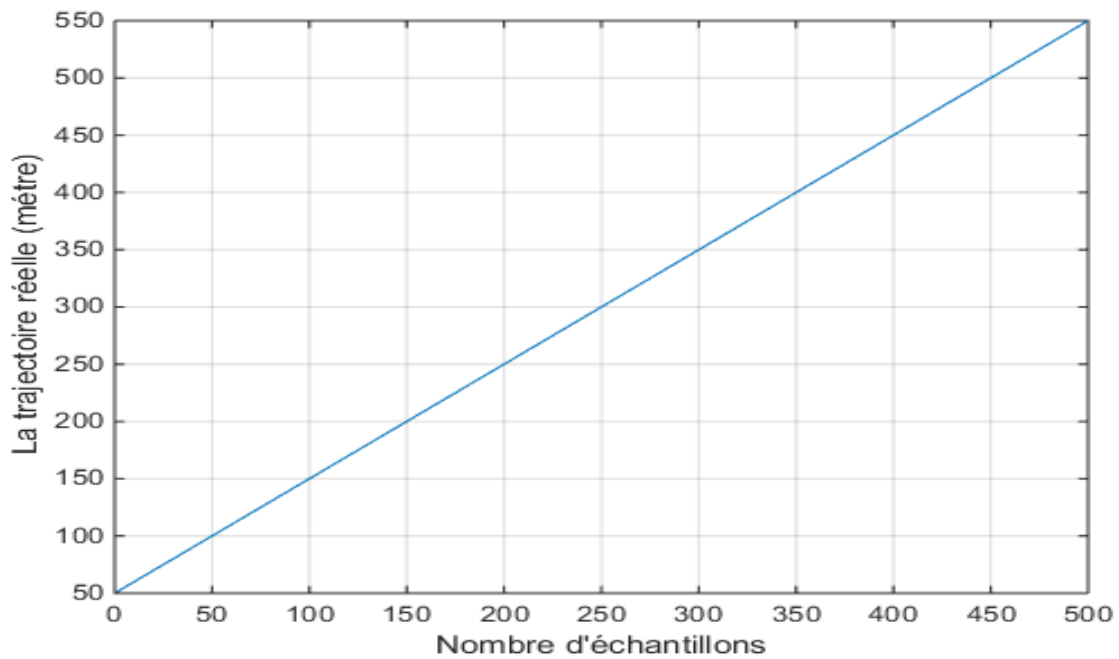
Le bruit de mesure est supposé être blanc gaussien avec une moyenne nulle et un écart-type $\sigma_m = 15$ m.

Deux cas sont testés. Dans le premier cas, les conditions *LOS / NLOS* de chaque BS sont assignées au hasard et fixées pour toute la trajectoire. Dans le second cas la condition *LOS / NLOS* de chaque BS est changée pour chaque 250 échantillons de temps de manière aléatoire.

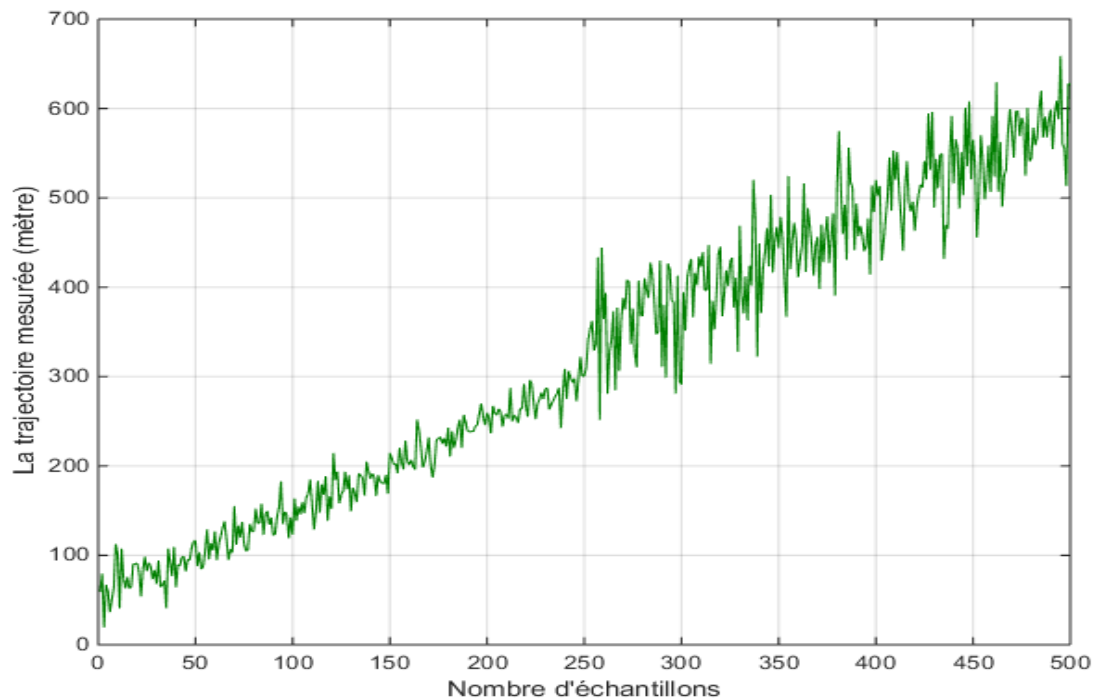
La précision de l'estimation de l'emplacement est vérifiée pour les scénarios de 3 BTS. L'intervalle pour vérifier de façon répétée la condition LOS / NLOS est 50 échantillons de temps. Les valeurs de $\gamma = 1,58$ et $\alpha = 12$ sont choisies dans les équations (3.3) et (3.4). Dans chaque cas, 50 simulations sont exécutées dans la même trajectoire avec les mêmes paramètres et l'erreur de localisation est calculée avec l'élimination des 100 premiers échantillons de temps. On fait ainsi pour ignorer l'erreur de localisation assez importante du filtre pendant le temps transitoire et l'erreur pendant le premier intervalle lorsque nous utilisons le lissage sans biais pour toutes les BS (au début, nous ne savons pas quelle BS a la condition LOS ou NLOS donc cette opération est inévitable). Toutefois, cela se justifie, parce que cet intervalle ignoré ne représente que $100 * 0,2 = 20$ secondes, ce qui devrait être faible pour toute la durée de l'observation. Les matrices de covariance de bruit pour le filtrage sont $R = r^2$, $Q = q^2$ où r est choisi égal à $\hat{\sigma}_x$ et $q = 1$ (m / s^2).

La valeur initiale du vecteur d'état est $X_0 = [x_0 \ 0]^T$, où x_0 est le premier échantillon et la matrice de covariance est $P_0 = [r^2 \ 0; 0 \ v^2]$, où r est le même pour la matrice de bruit R et v la vitesse de mobile

Les résultats de simulation obtenus sont présentés aux *figures 3.4 à 3.14*. Nous présentons la trajectoire réelle, la trajectoire mesurée et la trajectoire estimée entre MS et la BTS1 (nous avons établis les mêmes étapes pour les deux BTS restantes) par le filtre de Kalman avant et après la mise à jour de covariance du bruit total, de même pour le filtre adaptatif, ainsi la trajectoire obtenue dans le plan (x, y) par les deux filtres.

Figure 3.5 : La trajectoire réelle de la MS (d_k)

La trajectoire réelle de MS est une fonction linéaire, ce qui signifie que MS se déplace d'une manière constante.

Figure 3.6 : La trajectoire mesurée (r_k)

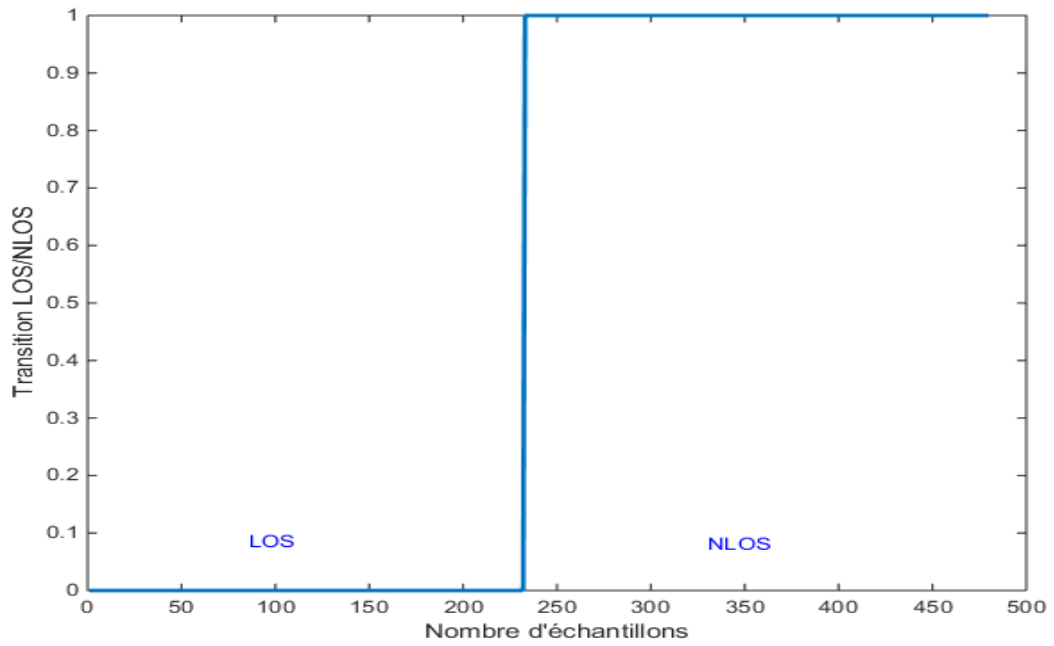


Figure 3.7 : Détection de la transition *LOS / NLOS*

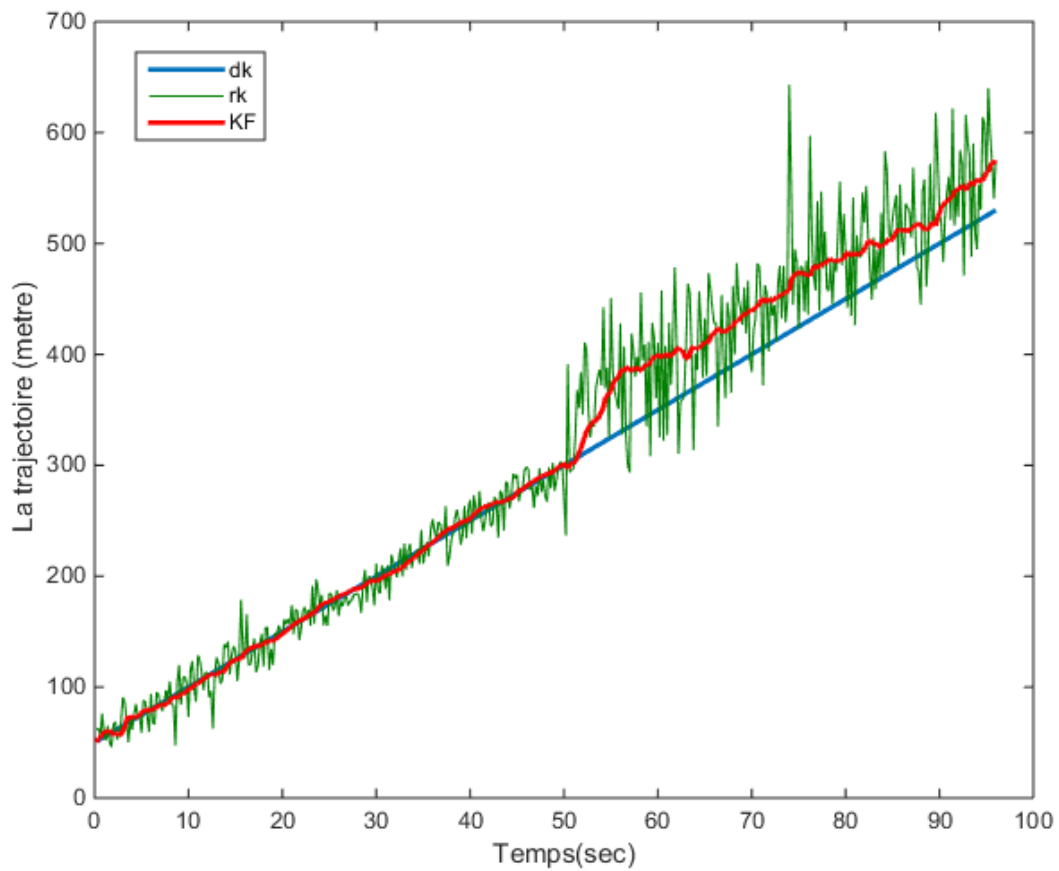


Figure 3.8 : Estimation de position MS par KF sous les conditions *LOS / NLOS*

Cette figure représente les trois trajectoires de MS en fonction de temps (réelle, mesurée et l'estimée), dans la partie LOS les deux signaux réel et estimé sont presque identiques, par contre dans le cas NLOS ce n'est pas le même cas, la condition de transition *LOS/NLOS* a provoqué une erreur de mesure grave pour l'estimation de distance, car la matrice de covariance du bruit de mesure utilisée par le filtre de Kalman n'est pas ajustées de manière adaptative pour correspondre à la variation de covariance réelle dans le cas NLOS. Pour résoudre ce problème, nous avons augmenté la covariance de bruit de mesure afin d'atténuer l'erreur de NLOS.

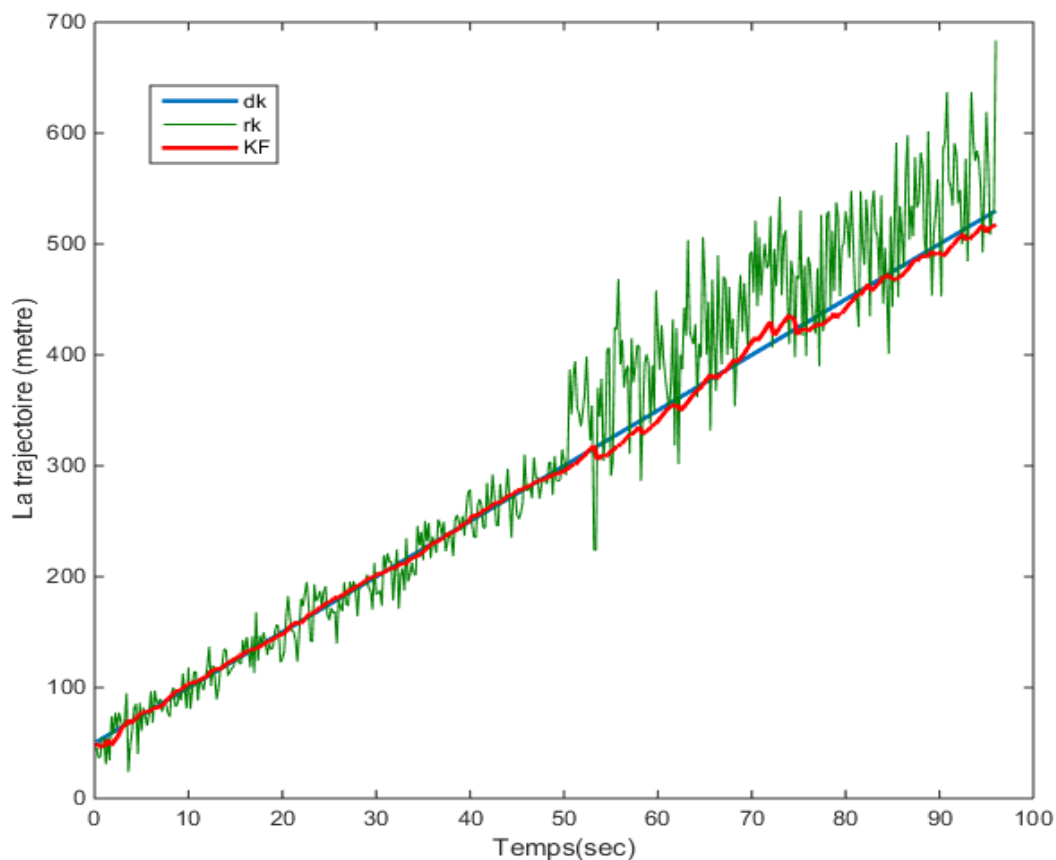


Figure 3.9 : Estimation de position MS par KF après l'atténuation de l'erreur NLOS

La figure (3.9) représente la trajectoire estimée après l'atténuation de NLOS. Nous remarquons que la trajectoire estimée par le filtre de Kalman converge vers la trajectoire réelle, cependant cette convergence n'est pas optimale, car la précision du modèle dépend en grande partie des valeurs de l'état initial que l'on choisit de façon plus ou moins empirique.

Dans les mêmes travaux, nous avons proposé un algorithme génétique pour la résolution de ce problème.

La solution est donc validée avec l'application d'estimation des paramètres des bruits dans le cadre du filtrage adaptatif de Kalman comme illustré dans la figure suivante.

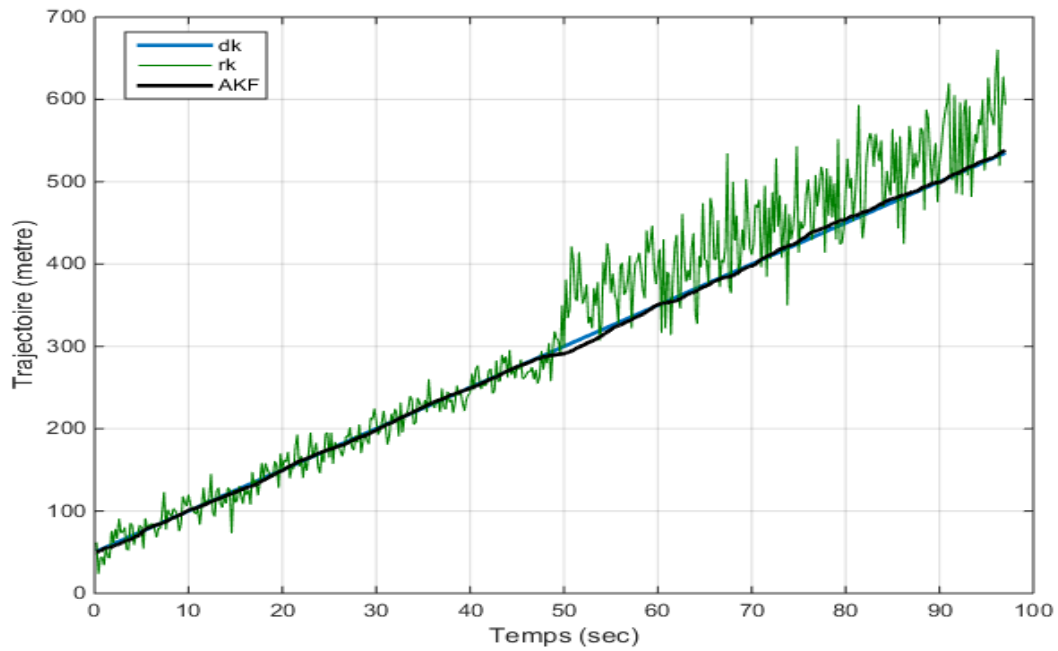


Figure 3.10 : Estimation de la position MS par le filtre adaptatif

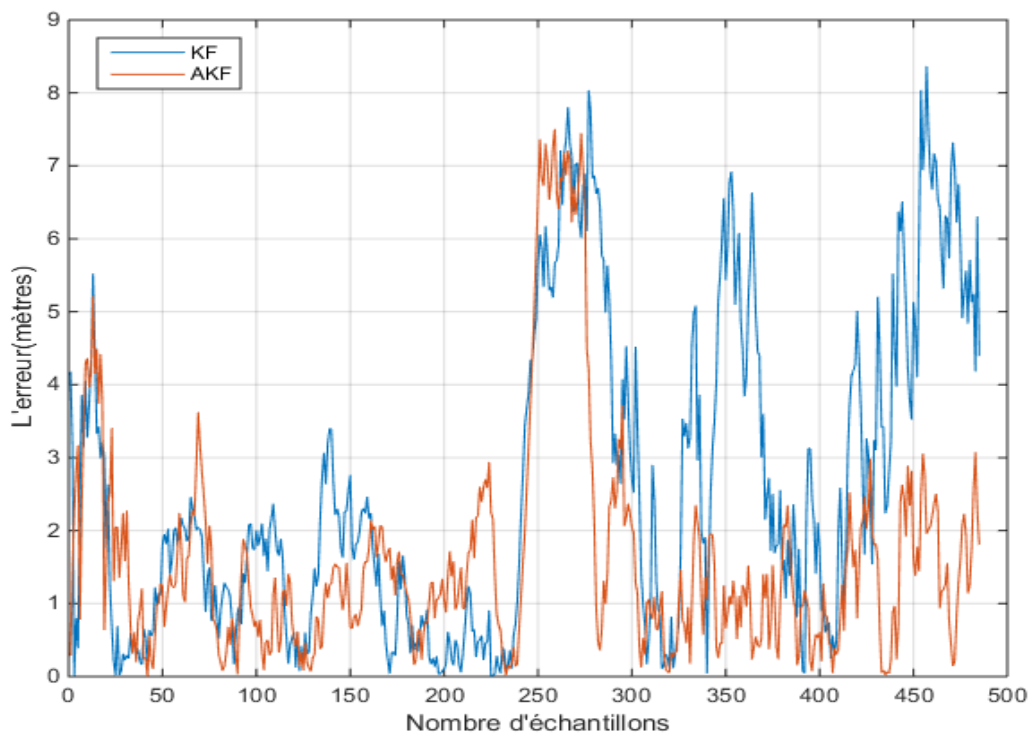


Figure 3.11 : L'erreur d'estimation de KF et AKF

La figure (3.11) correspond à une comparaison de deux méthodes proposées selon leur erreurs d'estimation. Dans le cas LOS les deux filtres ont presque le même comportement, cependant dans le cas NLOS l'erreur de AKF est plus diminuée que celle de KF.

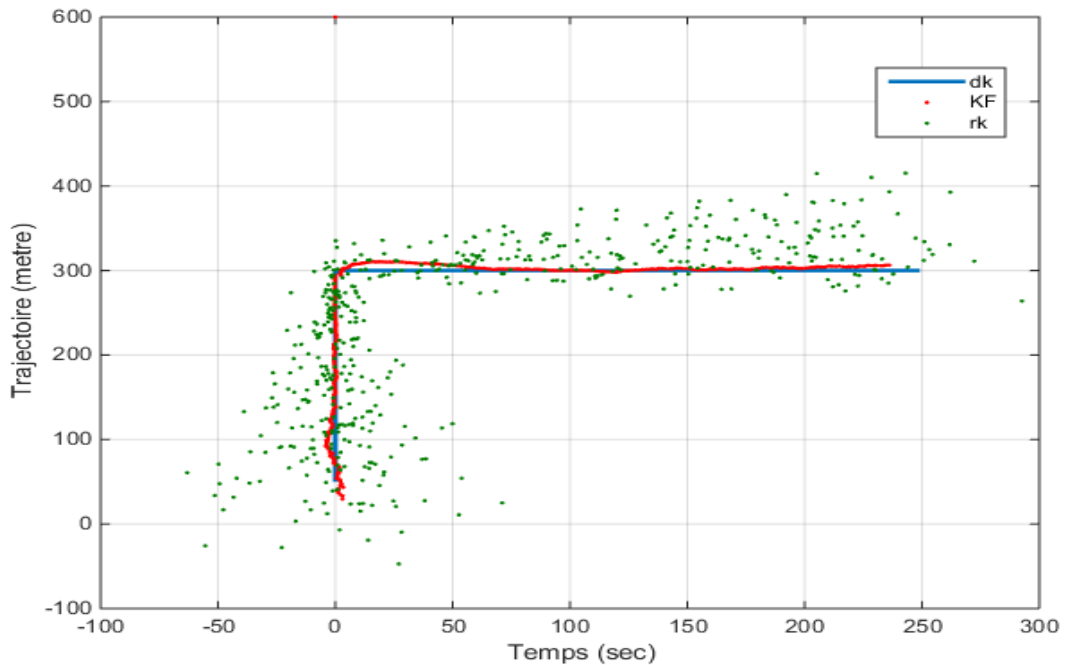


Figure 3.12 : Estimation de la position MS par KF dans le plan (x, y)

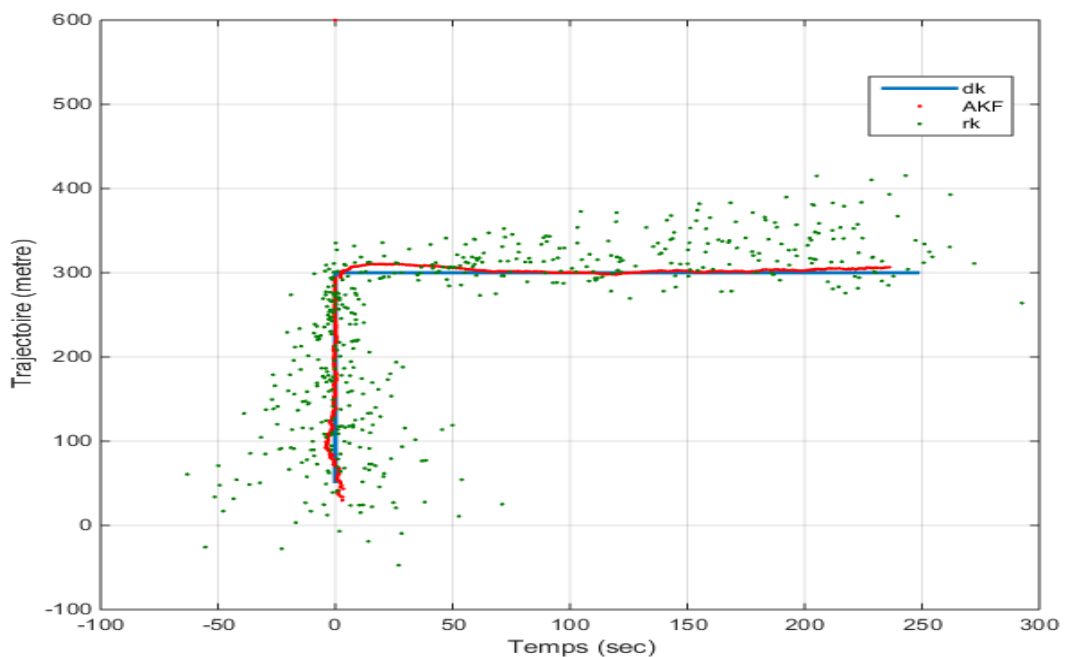


Figure 3.13 : Estimation de la position MS par AKF dans le plan (x, y).

La figure (3.12) et (3.13) représentent la trajectoire totale de déplacement de MS par KF et AKF respectivement dans le plan proposé, la différence entre ces deux figures ne se voit pas à l'œil nu, cependant la figure suivante illustre la divergence de deux filtre selon leurs erreurs quadratiques moyennes.

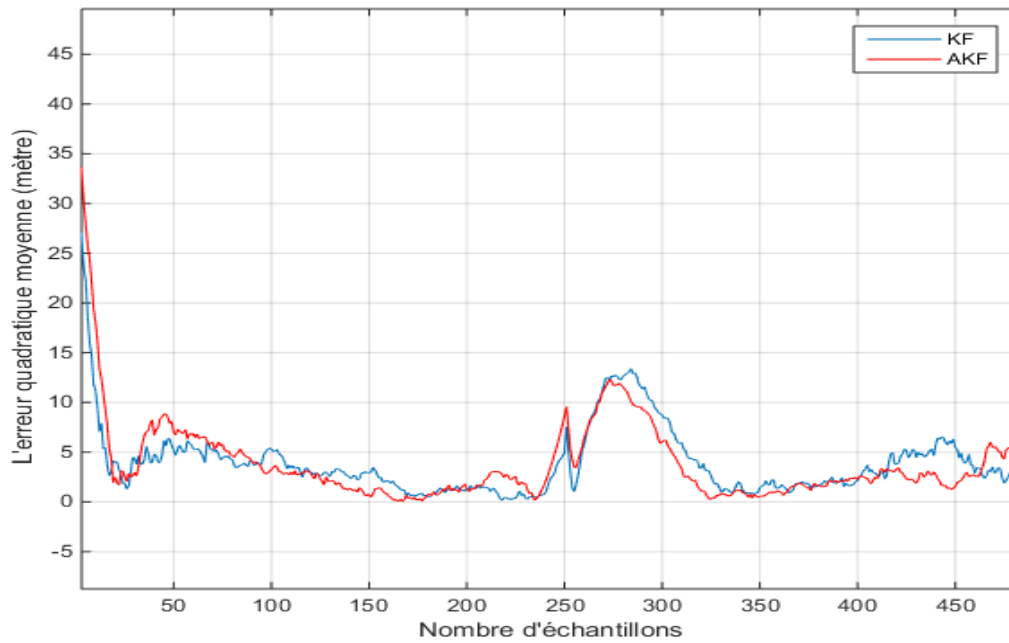


Figure 3.14 : L'erreur quadratique moyenne de KF et AKF

L'évaluation de cette erreur montre que le filtre adaptatif présente des performances nettement meilleures que celles du KF.

Nous constatons que le filtre de Kalman adaptatif est une technique optimale d'estimation des matrices de covariance Q et R qui permettra d'accroître la précision des estimations mieux que le filtre de Kalman standard.

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, une étude à l'aide de simulations portant sur le positionnement mobile dans un réseau GSM a été présentée.

Dans notre simulation un mobile a été déployé dans une zone et en ayant connaissance des positions de trois BTS placées dans les trois coins de la zone. La précision de localisation est un critère très important pour évaluer les algorithmes de localisation, une seule métrique a été retenue pour calculer les distances entre MS et les trois BTS.

L'identification des conditions LOS/NLOS a été réalisée par un simple test d'hypothèses dans lequel l'écart type de la mesure de distance dans le cas NLOS est significativement plus grand que celui du cas de LOS. Les techniques de filtrage de Kalman ont été suggérées comme une technique prometteuse pour le lissage des mesures de distance et l'atténuation des erreurs NLOS.

Dans un premier temps, nous avons réalisé une estimation via le filtre de Kalman basé sur des mesures de temps d'arrivée, une identification des situations LOS et NLOS a été accomplie en utilisant la fenêtre glissante. Les résultats obtenus ont révélé que le filtre de Kalman fournit une bonne précision de localisation avec une marge d'erreur significative dans le cas NLOS.

Ensuite nous avons étendu notre étude pour traiter le problème de localisation en milieux obstrués. Nous avons proposé un filtre de Kalman adaptatif à base de la logique floue en utilisant les mêmes paramètres et les mêmes étapes. Nous avons ainsi effectué une comparaison entre le KF et AKF.

Les résultats de simulation ont montré que les deux approches proposées fournissent de meilleurs résultats concernant l'estimation de la trajectoire d'un mobile GSM, et que le filtre adaptatif peut atténuer efficacement les effets NLOS.

Conclusion et perspectives

Depuis les années 2000, les techniques de localisation se sont introduites petit à petit dans nos vies quotidiennes. Elles sont extrêmement variées (GPS, localisation par GSM...etc.). Elles ont apporté énormément aux entreprises, notamment dans l'agriculture, la sécurité et l'aide humanitaire. C'est dans ce cadre que s'inscrit notre projet dans lequel nous avons utilisé le filtre de Kalman pour estimer la position du mobile dans un réseau de deuxième génération GSM.

Notre rapport de projet de fin d'étude a été très bénéfique tant sur le plan personnel que sur le plan professionnel. Nous avons saisi cette opportunité pour acquérir de nouvelles connaissances théoriques et pratiques sur la localisation des mobiles pour les environnements outdoor.

Pour réaliser notre étude, nous avons d'abord effectué une rétrospective sur la plupart des systèmes de positionnement ainsi les métriques et méthodes utilisées dans ces systèmes pour ensuite choisir la méthode qui répond le mieux aux contraintes de robustesse. Nous avons également étudié le filtre de Kalman et plus précisément les différentes équations nécessaires sur lesquels reposent ce filtre, ainsi ses extensions au cas non linéaire.

Ensuite, nous avons procédé à l'implémentation de filtre de Kalman pour résoudre le problème de la poursuite d'un mobile en zone urbaine à l'aide des mesures de TOA. Un système de localisation de mobile GSM a été développé. Ce système est basé sur un filtre adaptatif utilisant la logique floue.

Les simulations faites sous logiciel *MATLAB* ont montré que le filtrage permet d'améliorer la précision de positionnement. Les meilleures performances ont été obtenues avec les deux filtres proposés, le filtre adaptatif sans doute celui qui a connu le plus de succès, en raison de ses bonnes performances, ceci revient à l'emploi de la logique floue. Cette dernière a montré son efficacité dans la gestion de l'incertitude des données.

À travers ce mémoire, nous avons été en mesure de comprendre et assimiler les différentes étapes par lesquelles un projet de recherche doit progresser. Nous avons également acquis une expérience interne et un bon aperçu des méthodes de travail d'un chercheur, avec une connaissance approfondie dans ce domaine.

Tout au long de ce travail, nous avons utilisé des techniques et des nouvelles idées qui vont nous permettre dans l'avenir proche d'élargir ce sujet de recherche et s'attaquer aux problématiques les plus accentuées dans le domaine de localisation avec des solutions plus génériques.

De nombreuses perspectives intéressantes peuvent être envisagées à ce présent travail à savoir :

- Confronter nos algorithmes de poursuite de cible à des scénarios réels
- Etendre cette approche à la poursuite multicibles
- Appliquer cette approche à des scénarios avec des cibles manouvrantes
- Combiner la logique floue avec le filtre UKF et CKF.

Bibliographie

- [1] Seghier Nor El Houda, « Localisation d'un mobile dans un réseau UMTS » Mémoire de Magister, Université des Sciences et de la Technologie, (USTO) Mohamed Boudiaf, 2013
- [2] M. SADOK, 'Poursuite d'un Mobile dans un Réseau UMTS-FDD'. Mémoire de Magister, Université de l'USTO-MB, 2009.
- [3] El Badaoui El Najjar, M. (2003). *Localisation dynamique d'un véhicule sur une carte routière numérique pour l'assistance à la conduite* (Doctoral dissertation, Compiègne).
- [4] <http://gis.depaul.edu/shwang/teaching/geog258/GPS.htm> [consulté le 20 juin 2018].
- [5] Kaveh Pahlavan, Xirong Li, J. P. Makela - "Indoor geolocation science and technology", IEEE Communications Magazine, Vol. 40, No. 2. pp. 112-118, February 2002.
- [6] 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.
- [7] Astellia, Cigale GSM, pp 25 -30
- [8] R. MANNINGS, 'Ubiquitous Positioning'. ARTECH Ed, 2008.
- [9] Sinan Gezici - "A Survey on Wireless Position Estimation", Wireless Personal Communications, Volume 44, pp. 263 - 282, No. 3, October 2007
- [10] F. Bouziane, « HTL : Une approche pour l'hybridation des techniques de localisation », Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme de Magister en Informatique, Université El-Hadj Lakhdar-Batna, 2014.
- [11] https://www.memoireonline.com/09/17/10044/m_Localisation-par-empreinte-radio-application-sur-les-reseaux-mobiles-2G-3G2.html [consulté le 30 juin 2018].
- [12] Stefanut, P. (2010). *Application des algorithmes de haute résolution à la localisation de mobiles en milieu confiné* (Doctoral dissertation, Lille 1).
- [13] Wael ELLOUMI, « Contributions à la localisation de personnes par vision monoculaire embarquée ». Doctorat Sciences et Technologies Industrielles, Université D'ORLÉANS, 2012.

- [14] <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/bat/> [consulté le 30 juin 2018].
- [15] Delot, T. (2009). *Accès aux données dans les systèmes d'information pervasifs* (Doctoral dissertation, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis).
- [16] <http://lamh.gmc.ulaval.ca/opus/physique534/complements/radar.shtml> [consulté le 02 juillet 2018].
- [17] M. SIMIC et P. PEJOVI, 'Positioning in Cellular Networks'. Université de Belgrade, Serbia, 2009.
- [18] Kalman, R. E. "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering* Vol. 82: p. 35-45 (1960)
- [19] Kalman, R. E., Bucy R. S., "New Results in Linear Filtering and Prediction Theory", *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering* Vol. 83: p. 95-107 (1961).
- [20] Y. Bar-Shalom and X. R. Li. Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software. Artech House Boston London, 1993.
- [21] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan. Estimation with application to Tracking and Navigation : Theory, Algorithms and Software. John Wiley & Sons, New York, 2001.
- [22] D. Simon. Optimal State Estimation. John Wiley and Sons, 1st edition, 2006.
- [23] S. Nawaz, N. Trigoni, « Robust localization in cluttered environments with nlos propagation ». International Conference on Mobile Ad hoc and Sensor Systems, Novembre 2010.
- [24] B.D.O. Anderson and J.B. Moore. Optimal Filtering. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1979
- [25] A. Giremus, « Apports des techniques de filtrage non linéaire pour la navigation avec les systèmes de navigation inertielle et le GPS ». Thèse de doctorat, école nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace, Toulouse, 2005.
- [26] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan. Estimation with application to Tracking and

- Navigation : Theory, Algorithms and Software. John Wiley & Sons, New York, 2001.
- [27] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “A new extension of the kalman filter to nonlinear systems,” in The Proceedings of AeroSense: The 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, Florida, 1997
- [28] Meche Abdelkrim, « Le filtre de Kalman et ses applications à la poursuite et à la détection de voies » Thèse, Université d'Oran, 2013.
- [29] I. Arasaratnam and S. Haykin. Cubature kalman _lters. IEEE Transaction on Automatic Control, 54 :1254{1269, June 2009. URL http://soma.mcmaster.ca/papers/ckf_2009.Pdf.
- [30] A. Solin. Cubature integration methods in non-linear Kalman filtering and smoothing. PhD thesis, Bachelors thesis, Aalto University School Of Science And Technology, Faculty of Information and Natural Sciences, 2010.
- [31] K. Ito and K. Xiong. “Gaussian filters for nonlinear filtering problems”. Trans. Automatic Control, Vol. 45, No. 5, pp. 910–927, May 2000.
- [32] I. Arasaratnam, S. Haykin, and R. J. Elliot. “Discrete-time Nonlinear Filtering Algorithms using Gauss-Hermite Quadrature”. Proc. Of the IEEE, Vol. 95, No. 5, pp. 953–977, 2007.
- [33] L. A. Zadeh, “ Fuzzy sets, Information and Control”, vol. 8, 1965, pp. 338-353.
- [34] https://www.researchgate.net/figure/Environnement-MATLAB-24_fig19_311509207 [consulté le 30 aout 2018].