

Techniques avancées du traitement d'antennes pour la localisation de sources

Emmanuele Grosicki

▶ **To cite this version:**

Emmanuele Grosicki. Techniques avancées du traitement d'antennes pour la localisation de sources : application à la localisation de mobile: cas du système UMTS.. domain_other. Télécom ParisTech, 2003. English. NNT : . pastel-00000959

HAL Id: pastel-00000959
https://pastel.hal.science/pastel-00000959

Submitted on 14 Feb 2005

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse

présentée pour obtenir le grade de docteur de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications

Spécialité : Traitement du Signal et de l'Image

Emmanuèle Grosicki

Titre de la thèse

Techniques avancées du traitement d'antennes pour la localisation de sources ; Application à la localisation de mobile : cas du système UMTS

soutenance le 19/12/2003 devant le jury composé de

J.-J. Fuchs	Président
Ph. Forster	Rapporteurs
S. Marcos	
T. Chonavel	Examinateurs
P. Larzabal	
K. Abed–Meraïm	Directeur de thèse

Remerciements

Cette thèse est le résultat de trois années de recherche au sein du Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image de l'ENST Paris.

J'adresse dans un premier temps tous mes remerciements aux rapporteurs de cette thèse :

– Prof. Philippe Forster,

– Prof. Sylvie Marcos.

De même, je remercie très chaleureusement J.-J. Fuchs T. Chonavel et P. Larzabal d'avoir accepté de faire partie de mon jury.

Je crois que cette thèse n'aurait pu voir le jour sans l'aide précieuse de mon directeur de thèse : Dr Karim Abed-Meraïm.

Je remercie aussi très chaleureusement tous mes sympathiques collègues de TSI (même ceux de Dareau ! !) en particulier Thomas et Julie qui en plus d'être très sympathiques sont (ou seront très prochainement) de très bons docteurs. Je n'oublie bien sur pas Christophe !

Je remercie également tous mes amis et plus particulièrement Doan-Nhu et Mérouane qui ont toujours été présents et ont été d'un très grand soutien pendant ces trois années. Un grand merci également pour ma tante Jacqueline et mon oncle Norbert qui m'ont fait la joie de pouvoir assister à ma soutenance.

Enfin, je dédie cette thèse à mon père, ma mère, ma soeur et mes frères, Merci pour votre aide et votre soutien durant toutes ces années.

Une dernière pensée pour mon grand-père qui restera toujours dans mes pensées.

Table des matières

Remerciements **i**

Table des matières **ii**

Table des figures **v**

Liste des abréviations **ix**

1 Localisation par les mesures de champ **7**
1.1 Les modèles de propagation 7
1.1.1 Phénomènes physiques rencontrés lors de la propagation du signal-radio 7
1.1.2 Les modèles de propagation 8
1.2 Campagne de mesures réalisée à Paris 10
1.2.1 Description des expériences 10
1.2.2 Description du modèle de propagation 10
1.2.3 Résolution du système d'équations 11
1.2.4 Résultats des expériences réalisées 12
1.2.5 Conclusions sur les expériences 15
1.3 Conclusions sur la localisation par les mesures de puissance 17

2 Localisation par les temps de retards **19**
2.1 Principe 19
2.2 Méthodes de triangulation 21
2.2.1 Solutions itératives 21
2.2.2 Solutions explicites 22
2.3 Techniques d'estimation des temps de retards 24
2.3.1 Choix de la liaison descendante 24
2.3.2 Difficultés rencontrées 24
2.3.3 Modélisation de la liaison descendante de l'UMTS 25
2.3.4 Modèle du canal 26
2.3.5 Estimation robuste des paramètres du canal 27
2.3.6 Estimation des temps d'arrivée 29
2.4 Simulations 31
2.4.1 Paramètres de simulation 32
2.4.2 Résultats de simulation 33

2.5 Problème d'absence de trajet direct 40
2.5.1 Enoncé du problème 40
2.5.2 Solution proposée 41
2.5.3 Autres critères de sélection 43
2.5.4 Simulations 44
2.6 Conclusions 49

3 Localisation par les AOAs **53**
3.1 Principe 53
3.2 Liaison montante–Canal radio 54
3.2.1 Modèle de la liaison montante 55
3.2.2 Modélisation de canal 55
3.2.3 Modèle des Angles d'Arrivée 57
3.3 Méthodes d'estimations conjointes Angle–Retard 59
3.3.1 Maximum de vraisemblance 60
3.3.2 Méthodes de type ESPRIT 61
3.3.3 Les méthodes sous-espace : en particulier TST-MUSIC 64
3.3.4 Généralisation de la méthode ESPRIT 2–D au cas d'une antenne circulaire, algorithme proposé 65
3.3.5 Estimation des AOAs dans le contexte UMTS-FDD 70
3.4 Localisation à partir des AOAs et des TOAs 72
3.4.1 Choix de la distribution a priori de la position du mobile 73
3.5 Simulations 76
3.5.1 Paramètres de simulation et types de simulation réalisés 76
3.5.2 Simulations sur le problème d'écoute : 77
3.5.3 Le problème d'absence de trajet direct : 81
3.5.4 Influence du choix de la variance sur les performances de notre algorithme : 81
3.5.5 Influence du choix de la distribution : 82
3.6 La question de la synchronisation 84
3.6.1 Critère pour éliminer la contrainte de synchronisation 84
3.6.2 Simulations 85
3.7 Conclusion 88

4 Champ proche **95**
4.1 Introduction au champ proche 96
4.2 Modèle des données et énoncé des hypothèses 97
4.3 Algorithme basé sur les statistiques d'ordre 2 99
4.3.1 Corrélation spatiale des statistiques d'ordre 2 99
4.3.2 Estimation par Prédiction Linéaire 100
4.3.3 Correspondance des paramètres 102
4.4 Performances asymptotiques et calcul du poids optimal 102
4.4.1 Préliminaire 103
4.4.2 Analyse de performance 104
4.4.3 Pondération optimale 107

4.5 Résultats des simulations 108
4.5.1 Paramètres de simulation : 109
4.5.2 Validation du modèle des temps de propagation (4.3) : 109
4.5.3 Comparaison de notre algorithme (SOS) avec une méthode basée sur les statistiques d'ordre supérieur (HOS) : 112
4.5.4 Validation de l'analyse de performances : 115
4.6 Conclusion 118

Conclusions et perspectives **128**

Bibliographie **131**

Table des figures

1.1 Trois niveaux de variation de la puissance reçue en fonction de la distance MS-BS d 9
1.2 Cas du hot spot de porte d'Orléans 13
1.3 Cas du hot spot de Mouton Duvernet 13
1.4 Premier parcours voiture 14
1.5 Deuxième parcours voiture 14
1.6 Histogramme des erreurs (parcours voiture 1) : triangulation avec 4 et 5 BSs 15
1.7 Histogramme des erreurs (parcours voiture 2) : triangulation avec 4 BSs . . 16

2.1 Estimations des TOAs au niveau des BSs. 19
2.2 Estimations des TOAs au niveau du mobile. 20
2.3 Signaux de la liaison descendante. 25
2.4 Précision de l'estimateur Rake 30
2.5 Cas d'une position fixe du mobile situé à 140 m de la station serveuse, K= 15. 34
2.6 Cas d'une position fixe du mobile situé à 140 m de la station serveuse, K= 30. 34
2.7 Position moyennée dans la cellule avec K= 15 utilisateurs 35
2.8 Position moyennée dans la cellule avec K= 30 36
2.9 Position très proche du mobile de la station serveuse, K= 15. 36
2.10 Position très proche du mobile de la station serveuse, K= 30. 37
2.11 Position fixe du mobile avec 8 BSs et K= 15 38
2.12 Position moyennée du mobile avec 8 BSs et K= 15 38
2.13 Position fixe du mobile dans un environnement macro-cellulaire K= 15 . . 39
2.14 Position fixe du mobile dans un environnement macro-cellulaire K= 15, utilisation d'idle périods. 40
2.15 TOAs estimés par MUSIC. 44
2.16 TOAs estimés par MUSIC et absence de trajet direct pour la BS2. 45
2.17 TOAs estimés par MUSIC et absence de trajet direct pour la BS4. 46
2.18 TOAs estimés par l'estimateur RAKE. 46
2.19 TOAs estimés par l'estimateur RAKE et absence de trajet pour la BS2. . 47
2.20 Position moyenne du mobile : TOAs estimés par MUSIC et NLOS pour la BS 2. 48
2.21 Position moyenne du mobile : TOAs estimés par l'estimateur RAKE. . . . 48

3.1 Définition d'un AOA : cas d'un trajet en vue directe. 53
3.2 Localisation du mobile par les AOAs. 54

3.3 Séquences transmises en liaison montante. 55
3.4 Configuration quelconque des capteurs. 57
3.5 Directions d'arrivée : cas d'une macro–cellule. 58
3.6 Directions d'arrivée : cas d'une micro–cellule. 59
3.7 MSE des angles estimés en fonction du SNR en dB 69
3.8 MSE des retards estimés en fonction du SNR en dB 70
3.9 L'algorithme PIC 71
3.10 Distribution angle et distance combinés. 74
3.11 Distribution fonction de la distance BS-mobile. 74
3.12 Algorithme de Sélection 75
3.13 Contrôle de puissance, modèle de propagation choisie 76
3.14 Cas 1 : problème d'écoute avec $K = 15$ utilisateurs, position du mobile proche de la serveuse. 78
3.15 Cas 2 : problème d'écoute avec $K = 30$ utilisateurs, position du mobile proche de la serveuse. 78
3.16 Cas 3 : problème d'écoute avec $K = 30$ utilisateurs, position du mobile loin de la serveuse. 79
3.17 Performance dans le cas d'une position fixe du mobile avec 15 utilisateurs, avec SI (en pointillée) et sans SI (en trait plein). 80
3.18 Le problème d'écoute dans le cas d'une position moyennée du mobile. . . . 81
3.19 Le problème de l'absence de trajet direct pour une position fixe du mobile 82
3.20 Influence du choix des des variance sur les estimation de cas de la fig 3.14. 83
3.21 Influence du choix de la distribution, cas de la figure 3.15. 83
3.22 Calcul de $d_{i,j}$. 85
3.23 Cas 1 : Comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau. 86
3.24 Cas 2 : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau. 86
3.25 Cas 3 : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau. 87
3.26 Position moyenne du mobile : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau. 87
3.27 Cas d'un trajet non direct : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau. 88
3.28 Position fixe du mobile : NLOS sur les BSs 3 et 4. 89
3.29 Position fixe du mobile : NLOS sur les BSs 2 et 4. 89
3.30 Compensation des erreurs (de NLOS) pour le cas de la figure 3.28. 90
3.31 Position moyenne du mobile : NLOS sur les BS 3 et 4. 90
3.32 Position moyenne du mobile : NLOS sur les BS 2 et 4. 91

4.1 Validation du modèle : erreurs en fonction de T, SNR= 20 dB. 110
4.2 Validation du modèle : erreurs en fonction du SNR, T= 2500. 111
4.3 MSE en fonction du nombre d'échantillons T : HOS (ligne brisée) et SOS (trait continu). 113
4.4 MSE en fonction du SNR : HOS (ligne brisée) et SOS (trait continu). . . . 114

4.5 Comparaison des performances théoriques (ligne brisée) avec les performances empiriques (trait plein) pour $\mathbf{W} = \mathbf{I}$. 115
4.6 Comparaison des performances théoriques (ligne brisée) avec les performances empiriques (ligne continue) obtenue pour une pondération optimale $\mathbf{W} = \mathbf{W}^{opt}$. 116
4.7 Comparaison de l'algorithme LP avec pondération optimale (ligne brisée) et sans pondération (ligne continue) 117
4.8 Environnement microcellulaire simulé. 122
4.9 Environnement macrocellulaire simulé. 123

Liste des notations

Notations générales et Abréviations utilisées

UMTS-FDD	Universal Mobile Telecommunication System- Frequency Division Duplex
TOA	Time Of Arrival
AOA	Angle Of Arrival
BS	Base Station
MS	Mobile Station
LMU	Local Measurement Unit
SNR	Signal to Noise Ratio
IP	Idle Period
NFE	Near-Far Effect
NLOS	Non-Line Of Sight
SP	Subspace Projection
WLP	Weighted Linear Prediction
MUSIC	MUltiple SIgnal Classification
ESPRIT	Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance techniques
δ	Symbole de Kronecker
$\mathbf{A}^{\#}$	pseudo inverse de $\mathbf{A}$
x^*	Conjugué de x
$\mathbf{A}^H$	Transpose conjugué de $\mathbf{A}$
x^T	Transpose conjugué de x
$\Re(z)$	Partie réelle du nombre complexe z
$\Im(z)$	Partie imaginaire du nombre complexe z
BPSK	Binary Phase Shift Keying

Introduction

Depuis que la FCC (Federal Communications Commission) a demandé aux opérateurs américains d'assurer la localisation de tout terminal appelant les services d'urgence (avec une précision de 125 m dans 67% des cas), les opérateurs s'intéressent de plus en plus à la localisation de mobile. Ils y voient un moyen de proposer de nouveaux services comme la tarification par zone, la recherche de services proches (hôtels, restaurants), etc. De plus, cela leur permettrait d'avoir un indicateur géographique du trafic, pratique pour l'optimisation de leur réseau.
Toutefois, bien que le nombre d'applications possibles soit important, la localisation de mobile n'a été prévue dans aucun système radio-mobile. C'est pourquoi, depuis quelques années, les opérateurs en ont fait un de leur sujet prioritaire de recherche. Plusieurs idées ont ainsi été proposées comme l'utilisation d'un récepteur GPS (Global Positionning Satellite) donnant la position du mobile à partir des temps d'arrivée de signaux issus de trois satellites. Cette solution, bien qu'étant d'une grande précision, n'est pas pour autant optimale. En effet, elle nécessite non seulement une visibilité directe du mobile avec trois satellites (ce qui pose un problème pour la localisation à l'intérieur des bâtiments, des reliefs montagneux...) mais représente également un coût non négligeable à la charge des opérateurs. C'est pourquoi, certains opérateurs préfèrent s'orienter vers les solutions n'utilisant que les signaux radio.
Dans cette thèse, c'est cette approche que nous avons choisi de présenter à travers l'étude des trois classes de méthodes suivantes [19], [15], [13], [11], [26] et [27] :

- La première approche concerne méthodes basées sur l'estimation de la distance entre le mobile et la station de base, obtenue soit à partir des mesures de puissances soit à partir des temps d'arrivée (TOA). Ces méthodes peuvent aussi bien être envisagées en liaison montante qu'en liaison descendante. Trois mesures impliquant des stations de base (BS) différentes sont au minimum nécessaires pour déterminer la position du mobile.
- La seconde approche concerne les méthodes basées sur l'estimation des angles d'arrivées(AOA). Celles-ci nécessitent l'installation d'antennes complexes et ne peut donc être envisagées qu'en liaison montante. Chaque AOA estimé définit une demi–droite, de sommet la station de base concernée, sur laquelle se trouve le mobile. Deux mesures de AOAs sont donc nécessaires pour localiser le mobile.
- Enfin, la troisième approche concerne les méthodes dites conjointes utilisant simultanément l'estimation des angles et des retards. La localisation de mobile ne nécessite

alors que l'écoute d'une seule BS.

Quelque soit la méthode choisie, les solutions proposées seront différentes selon la norme considérée. En effet, au problème d'absence de trajet direct (Non Line Of Sight (NLOS)) qui est caractéristique de l'ensemble des systèmes radio–mobile, s'ajoute un problème inhérent au système UMTS–FDD : le problème d'écoute (Near-Far effect (NFE)). Il correspond à la difficulté pour les stations de base (BS) et les mobiles (MS) d'écouter des mobiles ou des BSs éloignés, *i.e.* appartenant à des cellules voisines. Il est lié au fait que dans les réseaux UMTS-FDD, les stations de base (respectivement les mobiles) émettent simultanément et sur la même bande de fréquence. Pour limiter les interférences inter et intra cellulaire, il est prévu de limiter la puissance des signaux émis. Ceci n'est pas sans poser de problème pour les méthodes de localisation qui nécessitent l'écoute de mobiles ou de BSs appartenant à des cellules différentes. De ce point de vue, la troisième approche basée sur l'estimation angle-retard conjointe paraît plus prometteuse car seules les estimations angle-retard relatives à une BS sont nécessaires. Toutefois, concernant le problème d'absence de trajet direct, les deux premières approches semblent plus efficaces.

Cette thèse s'est donc attachée à proposer pour les systèmes UMTS-FDD, des solutions de localisation réalistes et efficaces, basées sur les trois classes de méthodes précédemment décrites, qui tiennent compte de ces deux problèmes. Un simulateur UMTS-FDD, construit suivant la norme [6], [9], a permis de valider l'ensemble des solutions proposées.

Partie I

La première partie de la thèse (chapitres 1 et 2) a ainsi été consacrée aux méthodes de localisation basées sur l'estimation de la distance du mobile à la station de base :

- soit à partir des mesures de puissance
- soit à partir des mesures de retards.

Le premier chapitre a été consacré aux mesures de puissance. Les principales raisons qui motivent cette approche sont l'existence des mesures de puissances au niveau de la norme, en nombre souvent important (on peut avoir jusqu'à 6 mesures) et avec une périodicité élevée (un relevé toutes les 480 ms). Nous présenterons les résultats d'une campagne de mesures réalisée à Paris, obtenus à partir d'un algorithme de triangulation basé sur un modèle de propagation simple.
Le deuxième chapitre est quant à lui consacré aux mesures de temps de retard en liaison descendante. Nous avons en particulier proposé des solutions au problème d'écoute, basées sur des estimations robustes du canal [12] [8], qui présentent l'avantage par rapport aux solutions existantes de ne pas réduire la capacité du réseau. Le problème de l'absence de trajet direct a également été étudié. La solution proposée est basée sur un critère de cohérence qui permet de sélectionner les 3 mesures les plus "fiables" pour la triangulation plutôt que d'utiliser toutes les mesures de TOAs disponibles.

Partie II

La deuxième partie de la thèse a été consacrée aux méthodes basées sur les angles d'arrivée (AOA). Là aussi, l'accent a été mis sur la résolution des problèmes d'absence de trajet direct et d'écoute.
Concernant le problème d'écoute, les solutions classiques de suppression d'interférences ont été envisagées car les BSs connaissent les signatures de l'ensemble des utilisateurs. Quant à l'absence de trajet direct, la solution proposée est basée sur un critère de cohérence, combinant judicieusement la connaissance des TOAs et des AOAs et permettant de sélectionner les 2 mesures les plus cohérentes.
Dans ce chapitre, nous avons également proposé un algorithme d'estimation angle-retard destiné aux antennes circulaires [58].

Partie III

La troisième partie s'est intéressée à la localisation de source en champ proche. Ce contexte, très différent de celui des deux parties précédentes (champ lointain), présente un intérêt pour la localisation. En effet, bien que la localisation de mobile en UMTS-FDD se place, plus volontiers, dans le cadre des champs lointains, certaines applications peuvent nécessiter la modélisation champ proche. On peut, par exemple, citer le projet LUTECE [59] qui s'est intéressé à un système de localisation destiné à secourir les personnes prises sous une avalanche, à partir d'une antenne héliportée. Le modèle champ proche a ainsi été envisagé pour représenter les cas où l'hélicoptère se rapprocherait de la zone accidentée.
Dans le modèle champ proche, le retard dû à la propagation du signal entre l'émetteur et le tableau de capteurs ne dépend plus uniquement des directions d'arrivée comme pour la modélisation champ lointain, mais également de la distance entre l'émetteur et le récepteur. Il faut alors envisager des méthodes d'estimation conjointe angle-distance. Les méthodes haute–résolution classiques ne pouvant plus être utilisées, nous proposons une méthode de prédiction linéaire basée sur les statistiques d'ordre 2 [53]. Le principe de cette méthode ainsi qu'une analyse de ces performances asymptotiques seront présentés et validés par des simulations.

Cette thèse a permis d'apporter les contributions suivantes :

- Partie I :
  - W. Muhammad, E. Grosicki, K. Abed-Meraim, J-P. Delmas et F. Desbouviers "Uplink Versus Downlink Wireless Mobile Positioning in UMTS Cellular Radio Systems", EUSIPCO 2002.
  - E. Grosicki, K. Abed-Méraïm, Ph. Loubaton et J.M. Chauffray, "Comparison of Downlink Mobile positioning Methods for the UMTS FDD Mode without using IPDL Periods", *ISSPA, Paris, 2003.*
  - E. Grosicki et K. Abed–Meraim "A New Trilateration Method to Mitigate the impact of some Non–Line–of–Sight Errors in TOA Measurements for Mobile Localization", ICASSP 2005 (un article journal est en préparation sur ce sujet).
- Partie II :
  - E. Grosicki, K. Abed–Meraim et W. Muhammad, "Joint Angle and Delay Esti-

mation Using Uniform Circular Array Receiver", *EUSIPCO*, 2002.
  - E. Grosicki, K. Abed–Meraim et R. Dehak, "A novel method to fight the Non–Line–of–Sight error in AOA Measurements for Mobile Location", à paraître dans les proceedings de ICC, Juin 2004, Paris.
  - E. Grosicki et K. Abed–Meraim "An efficient Low–Complexity Method to Mitigate the Impact of Some Non–Line–of–Sight Errors in AOA Measurements for Mobile Localization" SPAWC 2004.
- Partie III :
  - E. Grosicki and K. Abed-Meraim, "A weighted linear prediction method for near-field source localization", *Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 3 , pp. 2957–2960, May 2002.
  - E. Grosicki and K. Abed-Meraim, "A weighted linear prediction method for near-field source localization", à paraître dans *IEEE transaction on signal processing*

Localisation par l'estimation de la distance MS-BS

Chapitre 1

Localisation par les mesures de champ

Que ce soit en GSM ou en UMTS, il existe un certain nombre de données disponibles au niveau du réseau, qui sont utilisées pour contrôler la qualité de la liaison. Parmi ces données se trouve un paramètre qui varie avec la position du mobile : c'est le relevé des mesures RXLEV (reception level). Il représente les puissances, mesurées par le mobile, des signaux provenant de certaines stations de base (BSs). Il est codé sur6 bits et représente les puissances de -110 dBm à -48 dBm par pas de 1 dBm. Ce paramètre est très important car il permet au mobile d'évaluer la qualité de la liaison (MS-BS) et peut le conduire, le cas échéant, à changer de cellule pour améliorer sa transmission (procédure de handover). Il concerne donc les stations de base situées au voisinage du mobile, qui sont appelées les voisines du mobile. Au niveau du système GSM, le nombre de voisines peut être de 6. En UMTS, ce nombre est en théorie plus important. L'idée serait donc d'utiliser ces mesures de puissances pour la localisation de mobile. Mais, pour cela, la connaissance d'un modèle de propagation est nécessaire pour relier les mesures de puissance à la position géographique. Nous allons dans le paragraphe suivant, rappeler les principaux modèles de propagation existant dans la littérature.

1.1 Les modèles de propagation

1.1.1 Phénomènes physiques rencontrés lors de la propagation du signal-radio

Le cas de la propagation d'un signal dans un espace libre a été très largement étudié : la puissance du signal s'atténue suivant l'inverse du carré de la distance [34]. En comparaison, le cas du canal radio est beaucoup plus complexe car il doit tenir compte non seulement de l'affaiblissement dû à la propagation en espace libre mais également de l'affaiblissement dû à la présence d'obstacles (bâtiments, reliefs, camions...). En effet, dans le

canal radio-mobile, les ondes ne vont plus se propager uniquement en liaison directe, mais plutôt grâce à des réflexions sur des obstacles plans comme les façades de bâtiments, des diffractions sur l'arête des toits ou les coins de bâtiments, des diffusions sur la végétation ou encore des phénomènes de pénétration à travers les obstacles tels que les murs des bâtiments. Le problème est d'autant plus complexe, que les phénomènes physiques précédents seront différents suivant la taille des obstacles (comparée à la longueur d'onde : $\lambda = 15$cm pour une fréquence f=2 GHz), leur forme, leur propriété électrique, ou encore les conditions climatiques. De plus, à cela, s'ajoute le caractère fluctuant du canal qui est lié au déplacement du mobile, de l'environnement, ou encore à la présence temporaire de certains obstacles (camions)... Les signaux en réception sont donc composés d'une multitude de répliques du signal émis qui ont été atténuées, retardées, déphasées différemment, en fonction des trajets suivis.

1.1.2 Les modèles de propagation

Pour représenter le canal radio-mobile, on distingue principalement, dans la littérature, trois classes de modèles :

- les modèles théoriques (appelés encore modèles déterministes) sont basés sur les lois fondamentales de la physique et qui font appel à des relations mathématiques complexes et donc difficiles à utiliser.
- les modèles empiriques (appelés encore modèles statistiques) sont basés sur l'analyse statistique d'un grand nombre de mesures expérimentales et qui tiennent compte de différents paramètres tels que la hauteur des bâtiments, des BSs, du mobile...
  L'exemple le plus connu est celui d'Okumura-Hata [17], qui est basé sur l'analyse statistique d'un grand nombre de mesures expérimentales effectuées à l'intérieur et à proximité de la ville de Tokyo. Pour ce modèle, l'expression de l'affaiblissement proposée dépend :
  - de la fréquence qui peut varier dans l'intervalle (150MHz − 1500MHz),
  - de la hauteur effective de la BS h_b qui est comprise entre 30m et 200 m, et de celle du mobile h_m comprise entre 1 et 10 m,
  - de la distance BS-MS qui peut varier de 1 à 20 km,
  - et d'un terme correctif dépendant de la taille de la ville considérée et de la gamme de fréquences utilisée [17].

  Il est vrai que ces modèles sont plus faciles à utiliser que les modèles théoriques. Ils ne nécessitent pas par exemple de bases géographiques. Toutefois, leur domaine de validité est souvent restreint : le modèle d'Okumura-Hata ne peut pas, par exemple, être utilisé sur des distances inférieures à 1 km.
- la troisième classe de modèle concerne les modèles semi-empiriques qui permettent d'ajuster les paramètres de modèles physiques théoriques à l'aide de mesures expérimentales.

D'autre part, pour faciliter la représentation des canaux radio-mobile, on a l'habitude de distinguer trois niveaux de variation de l'affaiblissement des signaux correspondant à trois échelles temporelles différentes :

– variations lentes,
– variations moyennes,
– variations rapides.

La figure 1.1 illustre les trois niveaux de variation de l'atténuation.

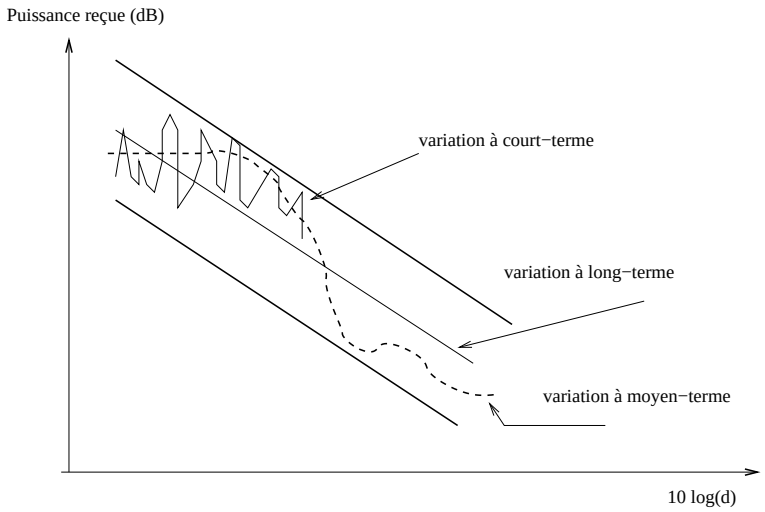


Fig. 1.1 – Trois niveaux de variation de la puissance reçue en fonction de la distance MS-BS d

– Les variations lentes (à grande échelle) qui sont souvent représentées par des modèles empiriques donnant les pertes moyennes de puissance en fonction de la distance. Différents types de modèle existent faisant intervenir des paramètres tels que la distance r entre le mobile et la station de base, les hauteurs des antennes, la fréquence f utilisée.
– Les variations moyennes correspondent à la prise en compte d'obstacles pouvant masquer la liaison entre le mobile et les BSs. Le terme de masquage ne représentant pas un aspect permanent du canal, il est classiquement associé à une variable aléatoire dont le logarithme suit une loi normale centrée d'écart type variant de 6 à 8 dB selon les environnements [4].
– Quant aux variations rapides, elles sont classiquement représentées par un processus stochastique à valeurs complexes. Ce processus est généré à partir de deux variables Gaussiennes dont la densité spectrale de puissance $S(f)$ est donnée par un spectre de Doppler dont les caractéristiques tiennent compte notamment de l'existence du trajet direct et du type d'environnement considéré, [4],[9].

Nous allons maintenant présenter les résultats d'une expérience qui a eu lieu à Paris et qui a permis de récupérer le relevé de puissance d'un mobile au cours de plusieurs parcours dans un réseau GSM. L'analyse des résultats obtenus, nous permettra de conclure sur les performances d'une méthode de localisation basée sur les relevés de puissance.

1.2 Campagne de mesures réalisée à Paris

1.2.1 Description des expériences

Une série de mesures a effectivement été effectuée à Paris sous la direction de Orange[1], et a permis de récupérer les relevés de puissance d'un mobile au cours de différents parcours.
Deux types d'expérience ont ainsi pu être réalisés :

- la première expérience a consisté à récupérer le relevé de mesures de puissance correspondant à des endroits très précis. En réalité, les relevés ont été réalisés sur des zones localisées (aller-retour sur une ligne droite d'environ1 à 2 mètres de long) pour éviter de ne récupérer que les mesures correspondant à un évanouissement. Les "hot-spot" correspondant à ces endroits "fixes" de mesure sont situés dans le$14^{\text{ième}}$ arrondissement de Paris à Portes d'Orléans et à la station Mouton Duvernet.
- la seconde expérience réalisée a permis de relever les mesures de puissance durant un trajet en voiture, les positions réelles ayant été récupérées grâce à un récepteur GPS placé dans la voiture.

Les mesures de puissance ont pu être relevées grâce à un mobile dit à trace qui mémorise les différents relevés de puissance qu'il effectue et à un logiciel d'acquisition numérique qui a permis de récupérer ces mesures au niveau d'un PC. Les résultats qui vont être présentés dans la suite, ont été obtenus par triangulation des mesures de puissances en se basant sur le modèle de propagation suivant.

1.2.2 Description du modèle de propagation

Le modèle de propagation qui a été choisi pour localiser le mobile, ne représente que les variations lentes de l'atténuation. Ce choix est justifié par le fait que les mesures de puissance fournie par le mobile correspondent à une puissance moyenne calculée sur une certaine durée. En effet, en GSM, un relevé de mesure correspond aux puissances moyennées pendant 480 ms. Le modèle qui a été choisi est basé sur la généralisation du modèle de propagation en espace libre :

$$\begin{aligned} P_r &= P_e \left(\frac{\lambda}{4\pi}\right)^2 \frac{1}{r^n} \\ &= \frac{P_e A_t}{r^n} \end{aligned}$$

A_t représente la surface efficace de l'antenne considérée et λ désigne la longueur d'onde utilisée. Ce terme peut aussi tenir compte du gain de l'antenne considérée. Le paramètre n est représentatif de la densité des obstacles présents dans le milieu. Expérimentalement,

[1] Orange est une des filiales de France Télécom

ce paramètre varie entre 2 et 4 suivant l'environnement [17], (2 correspond à un environnement rural et 4 à un environnement urbain).
Le modèle de propagation choisi permet d'obtenir une solution explicite du problème de localisation à partir du système d'équations suivant :

$$\begin{cases} P_{r_1} &= \frac{P_{e_1} A_t^1}{r^n} \\ \vdots & \\ P_{r_U} &= \frac{P_{e_U} A_t^U}{r^n} \end{cases} \tag{1.1}$$

où P_{r_i} et P_{e_i} représentent respectivement les puissances reçues et émises des signaux provenant des BSs. r_i désigne la distance séparant le mobile et la station de base i. Ce système d'équations est non-linéaire, nous allons proposer dans la suite une façon de linéariser ce système.

1.2.3 Résolution du système d'équations

Le système précédent peut donc s'écrire sous la forme :

$$\begin{cases} r_1^2 &= \left(\frac{P_{e_1} A_t^1}{P_{r_1}}\right)^{\left(\frac{2}{n}\right)} \\ \vdots & \\ r_U^2 &= \left(\frac{P_{e_U} A_t^U}{P_{r_U}}\right)^{\left(\frac{2}{n}\right)} \end{cases}$$

En remplaçant r_i par son expression en fonction des coordonnées du mobile (x, y) et de celles des différentes BSs (x_i, y_i) *i.e.* :

$$r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$$

on obtient un système d'équation quadratique en x et y.

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 &= \left(\frac{P_{e_1} A_t^1}{P_{r_1}}\right)^{\left(\frac{2}{n}\right)} &= L_1(n) \\ \vdots & & \\ (x - x_U)^2 + (y - y_U)^2 &= \left(\frac{P_{e_U} A_t^U}{P_{r_U}}\right)^{\left(\frac{2}{n}\right)} &= L_U(n) \end{cases}$$

Ce système peut se linéariser en soustrayant à chaque équation une des équations, prise comme référence. On peut par exemple décider de choisir la première équation comme équation de référence, car les mesures de puissance de la serveuse correspondent à celles de plus forte intensité et peuvent être, par conséquent, considérées comme les mesures les plus fiables. Le nouveau système s'écrit :

$$\begin{cases} -2(x_2 - x_1)x - 2(y_2 - y_1)y &= L_2(n) - L_1(n) - K_2 + K_1 \\ \vdots & \\ -2(x_U - x_1)x - 2(y_U - y_1)y &= L_U(n) - L_1(n) - K_U + K_1 \end{cases}$$

avec $K_i = x_i^2 + y_i^2$.
La résolution de ce système qui nécessite au minimum 3 mesures de puissance différentes, permet de déterminer la position du mobile, sous l'hypothèse que le coefficient n soit connu. Ce coefficient représentatif de la densité des obstacles n'étant pas connu, nous proposons une méthode en 2 étapes pour le déterminer, qui est basée sur la minimisation du Critère des Moindres Carrés (cmc) associé au système (1.1) :

- La première étape consiste à balayer la plage de variation de n *i.e.* $[2, 4]$, et à déterminer, pour chaque valeur de n, les coordonnées x, y données par le critère CMC. Sur l'ensemble des couples trouvés, on choisi le couple x_{opt}, y_{opt} qui minimise le critère des moindres carrés CMC.
- La seconde étape consiste à trouver le coefficient n_{opt} qui minimise le critère CMC à partir de la connaissance du couple x_{opt}, y_{opt} de l'étape précédente.

On peut renouveler plusieurs fois ces deux étapes et espérer ainsi converger vers le triplet $(x_{opt}, y_{opt}, n_{opt})$. Nous avons appliqué cet algorithme de triangulation aux mesures de puissance récupérées.

1.2.4 Résultats des expériences réalisées

Les précisions obtenues avec la méthode de triangulation sont :

- pour le hot-spot de Porte d'Orléans (fig. 1.2), une précision de 120 m.
- pour le hot-spot de la station Mouton Duvernet (fig. 1.3), une précision de 160 m.

Les positions estimées ainsi que les positions véritables du mobile pour chaque hot-spot sont représentées dans les figures 1.2 et 1.3. Les noms des stations de base impliquées dans la triangulation, sont également indiqués. D'ailleurs à ce propos, on peut remarquer que le nombre de BSs considérées n'est respectivement qu'égal à 5 et à 4. Ceci s'explique par le fait que sur les 6 mesures de puissance généralement disponibles, toutes ne sont pas exploitables car certaines peuvent correspondre à des BSs situées sur un même site. En effet, en GSM, les sites construits sont divisés en trois secteurs de 120 degrés qui sont contrôlés par trois BSs différentes[2]. Or la méthode de triangulation choisie ne permet pas de prendre en compte plusieurs mesures qui correspondraient à des BSs situés sur un même site. C'est pourquoi, nous avons choisi, dans ces cas, de ne considérer que la mesure correspondant à l'atténuation la plus faible.
Les figures 1.4, 1.5 représentent les résultats obtenus lors de parcours en voiture réalisés dans le $15^{\text{ième}}$ arrondissement. Les positions estimées sont représentées ainsi que les positions exactes. Pour représenter les erreurs de localisation, nous avons utilisé la fonction de répartition circulaire des erreurs (Cumulative probability Density Function) [2] [1]. Celle-ci représente l'histogramme cumulé des erreurs entre les positions estimées et les positions exactes du mobile. Les erreurs sont exprimées en mètres. Les figures 1.6 et 1.7 représentent les erreurs correspondant respectivement aux parcours 1 et 2. Ainsi, dans 67% des cas, l'erreur

- pour le parcours 1, est de 150 m,
- et pour le parcours 2, est de 35m.

[2] on parle de site trisectoriel

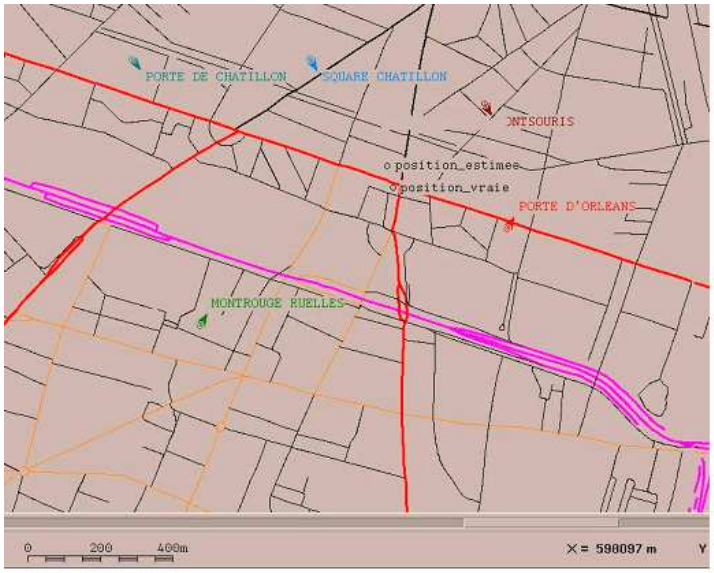


Fig. 1.2 – Cas du hot spot de porte d'Orléans

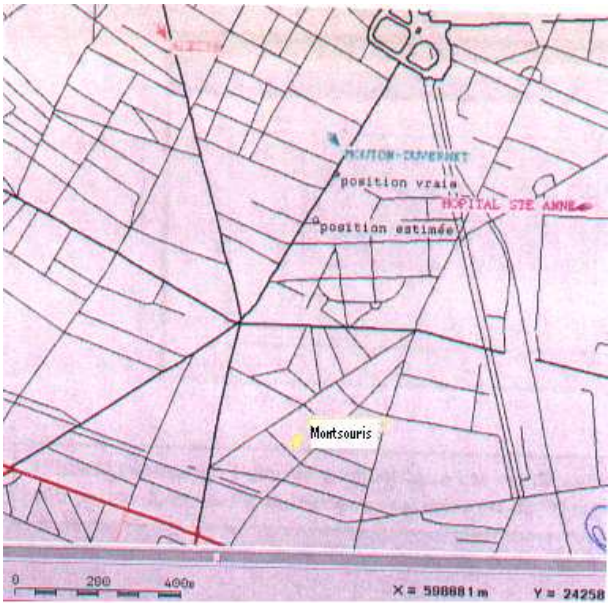


Fig. 1.3 – Cas du hot spot de Mouton Duvernet

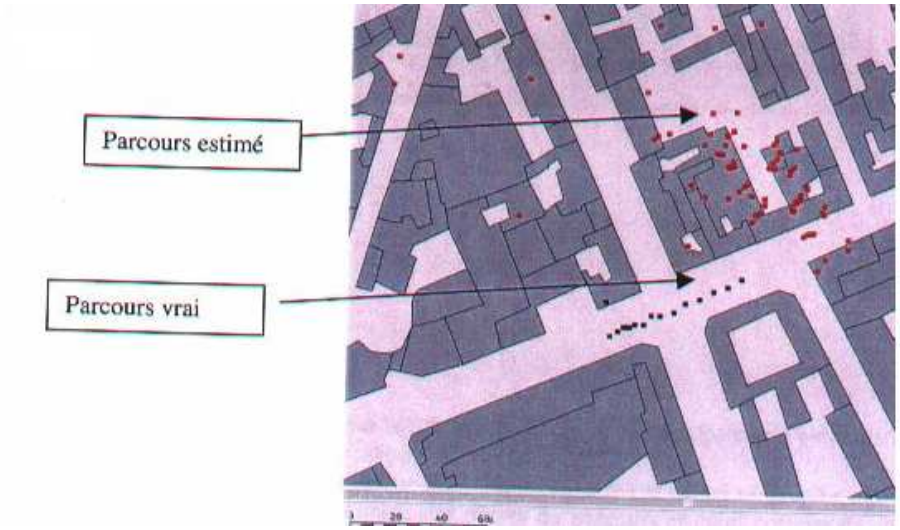


Fig. 1.4 – Premier parcours voiture

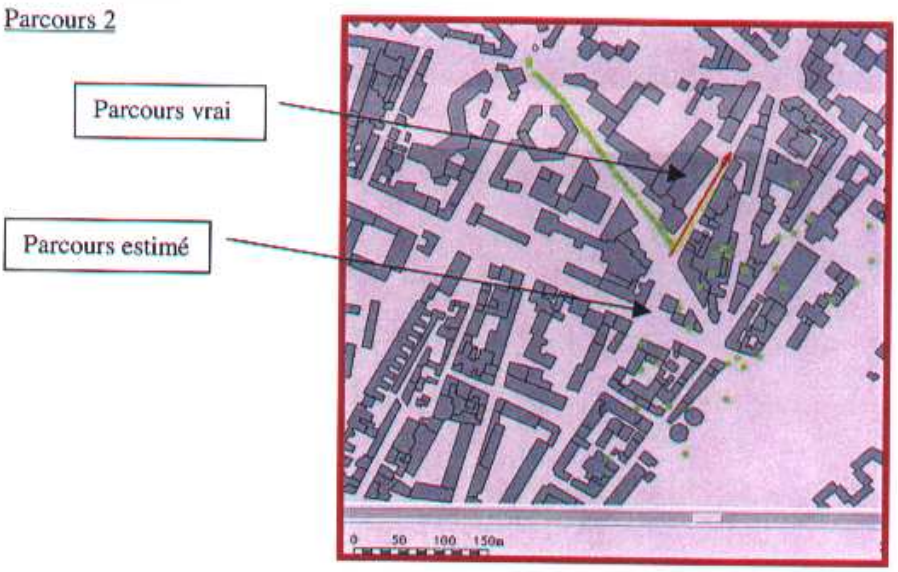


Fig. 1.5 – Deuxième parcours voiture

Dans la figure 1.6, les performances obtenues, d'une part avec la triangulation réalisée avec l'ensemble des mesures disponibles (*i.e.* 5) et d'autre part avec celle réalisée à partir des quatre mesures associées aux voisines les plus proches du mobile, sont représentées. Même si en moyenne, le fait d'avoir une mesure supplémentaire pour la triangulation a amélioré la précision de la localisation (par exemple dans 50% des cas, la triangulation avec 5 BSs a amélioré la précision d'environ 20 m par rapport à la triangulation avec 4 BSs), les résultats obtenus ne sont pas assez probants pour conclure de façon définitive sur ce sujet.

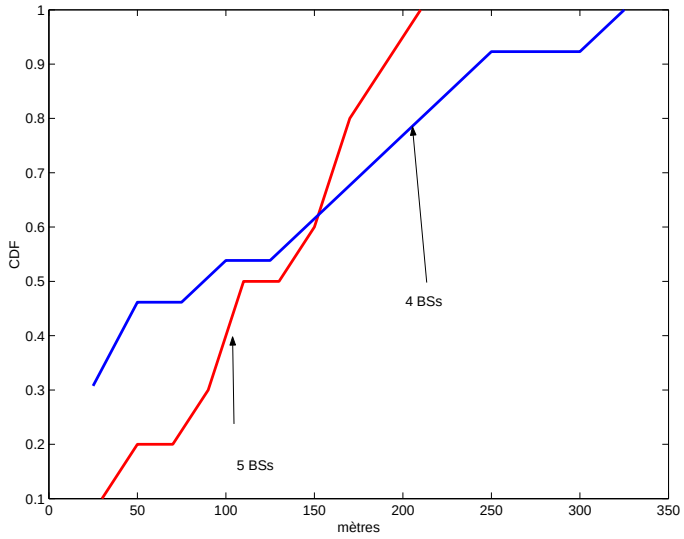


Fig. 1.6 – Histogramme des erreurs (parcours voiture 1) : triangulation avec 4 et 5 BSs

1.2.5 Conclusions sur les expériences

L'ordre de grandeur des précisions obtenues peut s'expliquer :

- tout d'abord par le choix du modèle de propagation.
  En effet, bien que le choix d'un modèle de propagation, modélisant l'affaiblissement moyen, est justifié :
  - par le fait que les mesures de puissance disponibles correspondent à une valeur moyennée sur une certaine période de temps (480 ms) ;
  - et qu'en plus, à faible vitesse du mobile, il est possible de moyenner les mesures sur une plus grande durée. C'est ce que nous avons fait pour les mesures de hot-spot pour atténuer les variations d'amplitude des puissances. En effet, sur 100 relevés récupérés, les différences de puissance entre 2 mesures pouvaient atteindre 20 dB,

  le choix d'un coefficient n moyen, représentant la densité des obstacles, est sujet à discussion. En effet, choisir le même coefficient n pour toutes les stations de base, suppose que les différentes liaisons MS-BS considérées soient similaires ; ce qui n'est

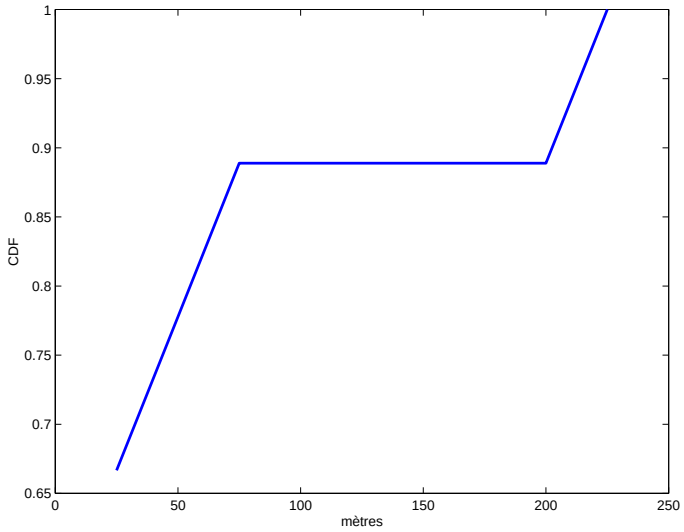


Fig. 1.7 – Histogramme des erreurs (parcours voiture 2) : triangulation avec 4 BSs

évidemment pas toujours le cas. Par exemple, le mobile peut très bien être en vue directe avec une BS, (cas où peu d'obstacles sont présents) et être complètement caché pour une autre BS (cas où beaucoup d'obstacles sont présents et gênent la liaison). Dans ce cas, il n'est pas réaliste de prendre le même coefficient n pour représenter ces deux types de liaison. Toutefois, le nombre d'équations ne permet pas d'envisager des coefficients n_i différents pour chaque BS i.
De plus, le type de modèle choisi n'est en général valable que sur une zone géographique restreinte (cf modèle d'Hokumura-Hata). Le cas où le mobile est très proche de la station serveuse ne peut pas ainsi être représenté fidèlement par ce type de modèle. Ceci peut expliquer la précision obtenue dans le hot spot de la station Mouton Duvernet, où le mobile est très proche de sa station serveuse.

– D'autre part, par la précision des mesures de puissance. Ces mesures de puissances souffrent tout d'abord d'une grande imprécision, inhérente à tout appareil de mesure, qui peut atteindre $+/-1$dB. De plus, la fiabilité de certaines mesures peut être mise en doute. En effet, il n'est pas rare que les puissances relevées soient faibles, ce qui traduit une forte atténuation du signal dûe soit à un masquage de la liaison (par des bâtiments...), soit à une distance élevée entre le mobile et la BS. Il est clair que l'on ne peut pas apporter le même crédit à des mesures correspondant à une puissance élevée qu'à des mesures correspondant à une puissance faible (*i.e.* du même ordre de grandeur que la puissance du bruit environnent). Là aussi, les expériences réalisées sur les hot-spots vont dans ce sens. En effet, alors que pour le Hot spot de Porte d'Orléans, les mesures de puissance entre les différentes stations sont peu différentes (la différence observée entre l'atténuation minimale associée à la serveuse et l'atténuation maximale correspondant à une voisine est de10 dB), les atténuations, concernant le hot spot de Mouton Duvernet, relatives aux différentes BSs, sont beaucoup plus disparates (la différence observée entre l'atténuation minimale associée à la serveuse et l'atténuation maximale correspondant à une voisine

atteint 20 dB).
Ces conclusions sont relatives aux mesures effectuées dans le système GSM. Nous pensons qu'elles peuvent s'étendre au système UMTS-FDD car sur les relevés des mesures de puissance, les deux normes sont très semblables.

1.3 Conclusions sur la localisation par les mesures de puissance

Le principal avantage des mesures de puissance est qu'elles sont prévues par la norme. Aucun ajout d'équipement supplémentaire, ni au niveau du mobile ni au niveau de la station de base, n'est par conséquent nécessaire. De plus, en général, plus de 3 mesures sont disponibles, ce qui peut permettre d'atténuer l'effet de certaines mesures erronées par triangulation. Malgré cela, les précisions qui ont été obtenues avec la campagne de mesure, ne sont pas suffisantes pour choisir ce type de méthodes sans disposer d'un modèle de propagation performant. On pourrait éventuellement envisager d'utiliser les mesures de puissance pour pondérer d'autres mesures comme les temps d'arrivée ou les angles d'arrivée.

Chapitre 2

Localisation par les temps de retards

2.1 Principe

Il existe une autre approche permettant de déterminer la distance MS-BS basée sur l'estimation des temps d'arrivée (TOA : Time Of Arrival).
Deux stratégies sont possibles :

- soit l'estimation des temps d'arrivée s'effectue sur les signaux de la liaison montante, *i.e.* émis par le mobile et reçus au niveau des BSs, cf fig. 2.1.
- soit l'estimation des temps d'arrivée est réalisée sur les signaux de la liaison descendante, *i.e.* les signaux destinés au mobile, cf fig. 2.2.



FIG. 2.1 – Estimations des TOAs au niveau des BSs.

Sous l'hypothèse de l'existence d'un trajet direct (LOS), la connaissance du temps de propagation (τ) relatif à ce trajet permet de restreindre la position du mobile à un cercle dont le centre est la BS concernée et le rayon est égal à ($c\tau$), où c est la vitesse de l'onde. Pour obtenir la position du mobile, trois mesures de temps de propagation associées à des BSs différentes sont nécessaires ; le mobile se trouve alors à l'intersection de trois cercles.



Fig. 2.2 – Estimations des TOAs au niveau du mobile.

Toutefois, en pratique, seuls les temps d'arrivée (notést_i) des signaux sont accessibles. Ils sont reliés aux temps de propagation (τ_i) par la relation suivante : $\tau_i = c(t_i - t_o)$ où t_o représente l'instant d'émission des signaux correspondant à la référence temporelle entre le mobile et les BSs. A priori, l'instant t_o n'est pas connu. Le problème de localisation à résoudre comporte donc trois inconnues :

- les coordonnées géographiques (x, y) du mobile. La côte z n'est pas prise en compte car le mobile est supposé se déplacer dans un plan. Cette hypothèse n'est pas contraignante dans la plupart des situations, exceptions faîtes des paysages vallonnés (montagnes) et des hauts bâtiments.
- le temps t_0.

Le problème s'écrit, alors, à l'aide du système d'équations suivant :

$$\begin{cases} r_i &= \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} \\ &= c(t_i - t_0) \end{cases}$$

où

- t_i est le temps d'arrivée associé à la i$^{\text{ème}}$ station de base.
- (x_i, y_i) sont les coordonnées de la i$^{\text{ième}}$ BS.

Implicitement, ces équations supposent que les stations de base soient synchronisées entre elles, *i.e.* qu'elles possèdent une horloge temporelle commune. Cette hypothèse n'est pas actuellement prévue dans la norme UMTS-FDD. Un dispositif extérieur doit donc être ajouté, le LMU (Local Measurement Unit), pour permettre la synchronisation des stations de base du réseau.

Il est possible de considérer un autre système d'équations, dit hyperbolique, basé sur les différences de temps d'arrivée $t_{i,j} = t_i - t_j$ (Time Difference Of Arrival : TDOA) qui présente l'avantage de s'affranchir des erreurs communes aux BSs de synchronisation [19]. Ce nouveau système, qui comporte une équation de moins que le système classique 2.1, est donné par :

$$\begin{cases} r_{i,j} &= \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - \sqrt{(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2} \\ &= c(t_i - t_j) \qquad\qquad i \neq j \end{cases}$$

Géométriquement, à chacune de ces équations, on peut associer une hyperbole dont les foyers sont les deux stations de base considérées. C'est pourquoi, deux mesures de TDOA

(correspondant à trois mesures de TOA) permettent de déterminer la position du mobile comme l'intersection de deux hyperboles. Cependant, les temps d'arrivée étant souvent erronés (erreurs de mesure, d'estimation, ou encore absence de trajet direct), il est préférable de disposer de plus de trois mesures de TOA ou encore de plus de deux mesures de TDOA. En effet, cela permet, souvent d'améliorer la précision de la localisation, en atténuant l'effet de certaines mesures erronées. La précision de la localisation dépend de l'efficacité de l'algorithme de triangulation choisi. Ce dernier doit fournir une solution non seulement précise mais également unique pour éviter toute ambiguité. Beaucoup d'algorithmes ont été proposés avec des complexités et des contraintes différentes. Une liste non-exhaustive des méthodes existantes est proposée.

2.2 Méthodes de triangulation

Quelque soit le système d'équations considéré : hyperbolique, classique..., il s'agit d'un système non-linéaire et par conséquent difficile à résoudre. Deux stratégies sont alors envisageables :

- Soit, on cherche une solution explicite au problème,
- Soit, on fait appel à une approche itérative.

Notons que la nature de la solution dépend fortement du nombre d'équations disponibles. En effet, l'approche sera différente si le nombre d'inconnues est égal ou supérieur au nombre d'équations. Dans le premier cas, on parle d'un système consistant et dans le deuxième cas d'un système sur-déterminé ou non-consistant.

2.2.1 Solutions itératives

Classiquement, la résolution des problèmes non-linéaires est obtenue par la minimisation d'un critère des moindres carrés ou encore des moindres carrés pondérés réalisée à l'aide d'un algorithme itératif. Ce type d'approche permet en général d'obtenir une solution plus précise que celle donnée par les algorithmes non-itératifs, mais demeure plus coûteux en terme de calcul. Or, pour certaines applications comme les appels d'urgence, la rapidité est un critère de performance. Un compromis doit donc être réalisé entre précision et complexité. Une façon de simplifier l'implémentation consiste à linéariser le système d'équations. L'une des solutions proposée [19] s'appuie sur le développement en série de Taylor du TDOA au premier ordre.

$$\begin{aligned} r_{i,1}(x,y) &= r_{i,1}(x_v+\delta x, y_v+\delta y) \\ &\approx r_{i,1}(x_v,y_v) - (\delta x\frac{\partial}{\partial x} + \delta y\frac{\partial}{\partial y}) r_{i,1}(x,y) \mid_{x=x_v,y=y_v} \end{aligned}$$

où (x, y) désigne les coordonnées de la position exacte du mobile, et(x_v, y_v) leur estimation à un instant donné. Les coordonnées (x, y) sont données en fonction de (x_v, y_v) par :

$$\begin{aligned} x &= x_v + \delta x \\ y &= y_v + \delta y \end{aligned}$$

Cette approche est efficace sauf dans des cas extrêmes où le terme du second ordre ne peut plus être négligé ; c'est le cas par exemple, d'un mobile très proche de sa serveuse. D'autre part, même en linéarisant le système d'équation, le nombre d'itérations peut rester très élevé.

En conclusion, bien qu'une approche itérative permet souvent d'améliorer la précision des estimations, elle reste une approche complexe à mettre en oeuvre. De plus, la solution obtenue dépend fortement du choix de l'initialisation. C'est pourquoi, il est judicieux d'utiliser une des solutions explicites du problème pour initialiser l'algorithme itératif choisi.

2.2.2 Solutions explicites

Cas d'un système consistant

Il est possible de fournir une solution exacte au problème dans le cas où le système est consistant [7]. La solution proposée s'appuie sur la relation liant la distance entre le mobile et la station i (notée r_i) à la distance reliant le mobile avec la station serveuse (notée r_1) :

$$r_i^2 = (r_{i,1} + r_1)^2$$

où $r_{i,1} = r_i - r_1$. En remplaçant r_1 par son expression en fonction des coordonnées du mobile, on peut écrire :

$$r_{i,1}^2 + 2r_{i,1}r_1 + r_1^2 = x^2 + y^2 - 2x_i x - 2y_i y + x_i^2 + y_i^2$$

En soustrayant de cette équation l'équation donnant r_1 en fonction des coordonnées du mobile et de la BS 1, on obtient :

$$r_{i,1}^2 + 2r_{i,1}r_1 = -2x_{i,1}x - 2y_{i,1}y + x_i^2 + y_i^2 - x_1^2 - y_1^2$$

Si trois mesures de TOAs sont disponibles, le nouveau système comporte deux équations linéaires en x, y et r_1.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \end{pmatrix}^{-1} \left[\begin{pmatrix} r_{2,1} \\ r_{3,1} \end{pmatrix} r_1 + \frac{1}{2} \begin{pmatrix} r_{2,1}^2 - K_2 + K_1 \\ r_{3,1}^2 - K_3 + K_1 \end{pmatrix} \right] \tag{2.1}$$

où $K_i = x_i^2 + y_i^2$. Il peut se résoudre en remplaçant x, y par leur expression en fonction de r_1. On obtient une équation du second degré en r_1 :

$$r_1^2 = \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2x_1 & 2y_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_1 & y_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix}$$

Deux valeurs de r_1 sont alors possibles. Le choix se porte sur la valeur donnant une position du mobile dans la zone couverte par la BS serveuse.

Cas d'un système non-consistant

Dans le cas d'un système comportant plus d'équations que d'inconnues, plusieurs solutions explicites ont été proposées dont :

- une première méthode proposée par [7] qui correspond à un estimateur approché du maximum de vraiscemblance.
- Une autre méthode comparable à celle proposée pour la triangulation des mesures de puissance, qui consiste à transformer le système non-linéaire de départ en un nouveau système linéaire.

Pour des raisons de complexité, c'est cette deuxième approche qui a été utilisée dans les simulations.

Principe de la méthode de linéarisation :
Les équations du système initial sont :

$$\left\{ \; c^2(t_i - t_0)^2 = x^2 + y^2 - 2x_i x - 2y_i y + x_i^2 + y_i^2. \right.$$

où t_0 est l'instant de l'émission. En soustrayant chaque équation par une équation de référence, le nouveau système d'équations devient linéaire en x, y et t_o :

$$\left\{ \; c^2(t_1^2 - t_2^2) + 2ct_0(t_2 - t_1) = 2xx_{i,1} + 2yy_{i,1} + K_1 - K_2. \right.$$

4 TOAs sont nécessaires pour résoudre ce nouveau système.

Nous allons maintenant nous intéresser à l'estimation des temps de retard.

2.3 Techniques d'estimation des temps de retards

2.3.1 Choix de la liaison descendante

L'estimation des temps d'arrivée peut s'effectuer soit sur les signaux de la liaison montante soit sur ceux de la liaison descendante.

Notre choix s'est porté sur la liaison descendante pour deux raisons :
- Premièrement, il existe un canal de contrôle commun à tous les mobiles en liaison descendante qui est transmis avec une puissance relativement élevée.
- Deuxièmement, les canaux destinés aux différents utilisateurs sont synchrones en liaison descendante ce qui n'est pas le cas en liaison montante. L'orthogonalité des différents canaux est alors mieux vérifiée.

2.3.2 Difficultés rencontrées

La particularité des systèmes UMTS-FDD par rapport aux systèmes de la seconde génération (GSM, GPRS...) est que tous les utilisateurs, respectivement toutes les BSs, transmettent leurs signaux simultanément et sur la même bande de fréquence. Pour limiter les interférences, un contrôle de puissance est réalisé sur l'ensemble des signaux émis. Ceci a pour effet de limiter la portée géographiquement des signaux et pose donc un problème pour les méthodes de localisation basées sur les TOAs qui nécessitent l'écoute d'au moins trois BSs.
Notons que les conséquences du problème dit d'écoute (Near Far Problem (NFE)) sont d'autant plus importantes que l'estimation du canal permettant d'obtenir les TOAs est réalisée par un estimateur de type Rake qui n'est pas robuste aux interférences. Les techniques efficaces de suppression d'interférences [31] ne peuvent pas être envisagées en liaison descendante car le mobile ne connaît pas les signatures des autres utilisateurs.
Plusieurs solutions ont alors été proposées comme l'introduction d'Idle Periods (IP) correspondant à des périodes de silence durant lesquelles seule une station de base est autorisée à émettre. Ces périodes d'une durée de 5 à 10 symboles par trame doivent permettre au mobile d'écouter des BSs éloignées.
Il est clair que cette solution n'est pas optimale car elle réduit considérablement la capacité du réseau. C'est d'ailleurs pourquoi, la fréquence prévue de ces périodes est faible (un IP toutes les 30 ms) et ne permet pas par conséquent d'obtenir beaucoup d'estimations. C'est pourquoi, nous proposons d'autres alternatives basées sur des estimations de canal plus robustes aux interférences que celles correspondant au Rake.

2.3.3 Modélisation de la liaison descendante de l'UMTS

Les modèles des signaux de la norme UMTS-FDD sont extraits de [6].
Considérons une station de base c qui communique avec K^c mobiles. Celle-ci transmet simultanément, à chaque slot l :

- Une séquence QPSK (notée $d^c_{l,0}$) comprenant N_s symboles ($N_s = 10$) et qui correspond à la séquence pilote destinée à tous les utilisateurs de la cellule.
- K^c autres séquences QPSK $d^c_{l,k}$ destinées respectivement aux K^c utilisateurs de la cellule.

Chaque symbole est étalé par une séquence BPSK périodique notéec^c_k de période $N = 2^b$ chips avec $b = \{1, \ldots, 8\}$[1] issue de la famille orthogonale de Walsh Hadamard. Une séquence différente est attribuée à chaque utilisateur, afin de pouvoir différencier leurs signaux.
Les séquences obtenues sont finalement mélangées par le même code long apériodique que l'on notera $s^c_l(n)$. Ces codes de scrambling, sélectionnés dans la famille de Gold, permettent de distinguer les signaux provenant de cellules différentes.
La séquence de scrambling étant apériode, l'expression de la séquence destinée à l'utilisateur k de la cellule c nécessite de considérer chaque chip i de chaque symbole n appartenant au slot l. Elle est donnée par :

$$b^c_{l,k}(nN + i) = d^c_{l,k}(n)c^c_k(i)s^c_l(nN + i)$$

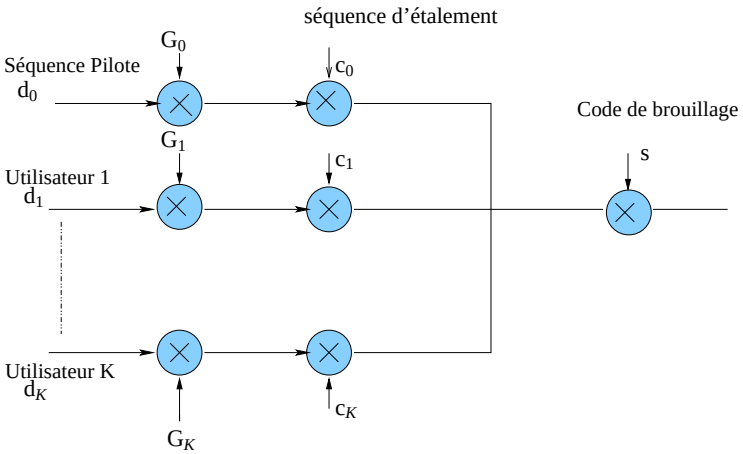


Fig. 2.3 – Signaux de la liaison descendante.

[1] Nous supposerons pour simplifier l'écriture que toutes les séquences utilisées sont de même longueur ($N = 256$).

2.3.4 Modèle du canal

Les signaux émis par la station de base interagissent avec l'environnement extérieur par des réflexions, des réfractions, des diffractions...(cf chapitre 1). Les signaux qui en résultent sont la somme de plusieurs composantes (R) correspondant à des répliques de la séquence émise retardées et atténuées différemment. La réponse impulsionnelle est alors donnée par :

$$h(t) = \sum_{l=1}^{R(t)} \alpha_l(t)\delta(t - \tau_l(t)) \tag{2.2}$$

La dépendance en temps du nombre de composantes présentes dans le signal, de leur atténuation ou encore de leur retard s'explique par le caractère variable du canal qui est lié au déplacement des objets (mobile, environnement).
Des travaux récents sur l'évolution temporelle des temps de retard ont montré que la cohérence temporelle des retards était beaucoup plus grande que celle des amplitudes complexes associées aux évanouissements rapides notées α [14]. Sur une certaine période d'observation, on pourra donc supposer que les temps de retards restent constants, ainsi que le nombre de trajets considérés.
Le slot l du signal reçu par le mobile recherché provenant de la BS c s'écrit après avoir traversé le canal radio.

$$x_l^c(t) = \sum_{k=0}^{K^c} G_k^c \sum_{r=1}^{R^c} \sum_{i=0}^{N_s N-1} \alpha_{r,l}^c(t) b_{l,k}^c(i) g(t - iT_c - \tau_r^c(t))$$

où G_k^c représente la puissance du signal associé au $k^{\text{ième}}$ utilisateur de la cellule c (il est donné par la procédure de contrôle de puissance). Pour chaque BSc, R^c trajets caractérisés respectivement par leur retard τ_r^c et leur coefficient d'atténuation $\alpha_{r,l}^c$ sont considérés. g désigne le filtre global, (i-e la fonction de mise en forme suivie du filtre de réception). La fonction de mise en forme utilisée est la racine carrée d'un cosinus sur-élevé de roll-off 0.22.
Supposons que le mobile recherché reçoive les signaux provenant de C stations de base, le signal global reçu s'ecrit avec l'ajout d'un bruit additif w_l :

$$x_l(t) = \sum_{c=1}^{C} x_l^c(t) + w_l(t)$$

Après le filtre de réception, le signal est échantillonné au rythme T_c. $x_l(n)$ désigne l'échantillon obtenu au temps nT_c.

Nous allons maintenant nous intéresser à l'estimation des temps d'arrivée obtenue à partir de plusieurs estimations robustes du canal. Les deux critères de performance qui seront utilisés sont :

- la précision (par exemple dans le cas de l'UMTS-FDD, une erreur de l'ordre du temps chip correspond à une erreur de 73 mètres) ;

– le coût de calcul, critère particulièrement important en liaison descendante où le traitement est à priori réalisé au niveau du mobile.

Les estimations de canal proposées par [16] ont été étudiées. Des simulations ont été réalisées et ont permis d'apprécier l'impact de différentes estimations de canal sur les performances de la localisation.

2.3.5 Estimation robuste des paramètres du canal

Classiquement, l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal est réalisée à partir de corrélations entre le signal reçu et des versions décalées du pilote de la cellule considérée. L'estimation du canal associé à la cellule c s'écrit pour le slot l :

$$\hat{h}_l^c(k) = \frac{1}{N_s N} \sum_{i=0}^{N_s N-k} x_l(i+k) b_{l,0}^{c^*}(i) \tag{2.3}$$

Cette estimation n'est pas robuste au problème d'écoute. C'est pourquoi, d'autres solutions on été proposées comme l'insertion de périodes de silence au cours desquelles seule une BS est autorisée à émettre. Cette solution, comme nous l'avons déja dit, n'est pas optimale car non seulement elle réduit la capacité du réseau, mais elle ne permet pas non plus d'obtenir beaucoup d'estimations du canal pour l'estimation des TOAs. Pour ces raisons, nous proposons une autre alternative basée sur des estimations de canal plus robustes aux interférences. Les estimateurs qui ont été retenus, sont les suivants :

– Tout d'abord, nous proposons d'utiliser la matrice de covariance consistante du canal à travers une estimation de Wiener Modifié que l'on notera (MW) [16],
– Deuxièmement, nous proposons de réduire la taille du vecteur canal, en projetant la réponse impulsionnelle sur le 'sous-espace signal' de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}^c$ [56], [16].
– Troisièmement, nous proposons de supprimer le canal pilote de la station serveuse pour permettre une meilleure estimation des canaux des stations de base lointaines.

Estimation de canal utilisant MW

Classiquement, on suppose que l'estimation de la réponse impulsionnelle s'écrit à partir de la réponse exacte par :

$$\hat{\mathbf{h}}_l^c = \mathbf{h}_l^c + \mathbf{e}_l^c$$

où $\mathbf{h}_l^c \triangleq [h_l^c(0) \cdots h_l^c(L-1)]^T$ est le vecteur contenant les échantillons de la réponse impulsionnelle exacte, LT_c représentant la longueur du canal et $\mathbf{e}_l^c$ désigne le vecteur contenant l'erreur d'estimation qui est souvent supposée indépendante de $\mathbf{h}_l^c$.

La matrice de covariance du canal notée $\mathbf{\Gamma}^c$, définie par :

$$\mathbf{\Gamma}^c = E(\mathbf{h}_l^c \mathbf{h}_l^{cH})$$

est alors classiquement approximée par

$$\widehat{\mathbf{\Delta}}_\infty^c = \frac{1}{J} \sum_{l=1}^{J} \hat{\mathbf{h}}_l^c \hat{\mathbf{h}}_l^{cH} \tag{2.4}$$

où J représente le nombre de slots utilisés pour l'estimation du canal.
Or, cette estimation de la réponse impulsionnelle n'est pas consistante dans les cas UMTS-FDD, notamment dans le cas où les interférences intra-cellulaire et inter-cellulaire sont importantes. Une estimation consistante de la matrice de covariance du canal, prenant en compte la forme exacte des interférences, est donnée par (voir [16]) :

$$\widehat{\mathbf{\Gamma}}^c = \hat{\mathbf{\Delta}}_\infty^c - \frac{1}{N_s N} \hat{\mathbf{R}}_{x,\infty} \tag{2.5}$$

où $\hat{\mathbf{R}}_{x,\infty}$ représente la matrice de covariance des données suivante :

$$\hat{\mathbf{R}}_{x,\infty} = \frac{1}{J N_s N} \sum_{l=1}^{l=J} \sum_{i=0}^{N_s N - L} \mathbf{x}_{l,L}(i) \mathbf{x}_{l,L}^H(i)$$

avec $\mathbf{x}_{l,L}(i)$ le vecteur de dimension L défini par :

$$\mathbf{x}_{l,L}(i) = [x_l(i), ..., x_l(i+L-1)]^T$$

L'estimation du vecteur canal peut être obtenu par un estimateur de type Wiener que l'on notera $\overline{\mathbf{h}}_l^c$. Celui-ci est donné par $\mathbf{A}_{opt}^c \hat{\mathbf{h}}_l^c$ où $\mathbf{A}_{opt}^c$ représente la matrice qui minimise la fonction coût :

$$\lim_{J \to \infty} \frac{1}{J} \sum_{l=1}^{J} E(\|\mathbf{h}_l^c - \mathbf{A}^c \hat{\mathbf{h}}_l^c\|^2)$$

L'expression de la matrice optimale $\mathbf{A}_{opt}^c$ qui minimise cette fonction coût est donnée par $\mathbf{\Gamma}^c \mathbf{\Delta}_\infty^{c^{-1}}$ (voir [16]). L'estimation du canal $\overline{\mathbf{h}}_l^c$ s'écrit alors :

$$\overline{\mathbf{h}}_l^c = \hat{\mathbf{\Gamma}}^c \hat{\mathbf{\Delta}}_\infty^{c^{-1}} \hat{\mathbf{h}}_l^c$$

Estimation de canal par projection sous-espace

Toutefois, les performances de l'estimateur précédemment décrit peuvent être faibles par rapport à l'estimateur Wiener théorique surtout lorsque le nombre de slots utilisé est faible. [16] propose d'utiliser une procédure de réduction du rang de la matrice de covariance du canal. $\mathbf{\Gamma}^c$ étant de rang déficient, le vecteur canal est alors donné par :

$$\mathbf{h}_l^c = \mathbf{U}^c \mathbf{g}_l^c \tag{2.6}$$

où $\mathbf{U}^c$ représente la matrice construite à partir des R^c vecteurs propres[2] de $\mathbf{\Gamma}^c$.
Le nouveau vecteur canal $\mathbf{g}_l^c$, obtenu après la réduction de rang, peut lui aussi être estimé en utilisant l'estimateur de type Wiener précédemment décrit.

$$\overline{\mathbf{g}}_l^c = \hat{\mathbf{\Omega}}^c \hat{\mathbf{\Lambda}}_\infty^{c^{-1}} \hat{\mathbf{g}}_l^c$$

$$\begin{aligned} \text{où} \quad \hat{\mathbf{\Omega}}^c &= \mathbf{U}^{c^H} \hat{\mathbf{\Gamma}}^c \mathbf{U}^c \\ \hat{\mathbf{\Lambda}}^c &= \mathbf{U}^{c^H} \hat{\mathbf{\Delta}}_\infty^c \mathbf{U}^c \\ \hat{\mathbf{g}}_l^c &= \mathbf{U}^{c^H} \hat{\mathbf{h}}_l^c \end{aligned}$$

Estimation de canal après suppression du signal pilote de la serveuse

On peut également envisager de supprimer le canal pilote de la serveuse afin d'améliorer l'estimation des canaux associés aux BSs éloignées. Cette idée est motivée par le fait que dans le standard UMTS-FDD, le signal pilote représente approximativement20% de la puissance totale de la cellule [4]. Par conséquent, lorsque le mobile est très proche de sa station serveuse, la puissance du canal pilote est largement dominante sur les puissances des autres signaux. La suppression du canal pilote est effectuée selon la procédure suivante :

$$\tilde{x}_l(i) = x_l(i) - \hat{p}_l^1(i)$$

où $\hat{p}_l^1$ représente l'estimation du signal pilote de la serveuse (la serveuse correspond à la station de base notée 1[3]) :

$$\hat{p}_l^1(i) = \sum_{k=0}^{L-1} \hat{h}_l^1(k) b_{l,0}^1(i-k)$$

Enfin, pour les stations de base éloignées $(c = 2, \ldots, C)$, l'estimation du canal est obtenue par :

$$\tilde{h}_l^c(k) = \frac{1}{N_s N} \sum_{i=0}^{N_s N - k} \tilde{x}_l(i+k) b_{l,0}^{c^*}(i)$$

2.3.6 Estimation des temps d'arrivée

Pour chaque cellule, sous l'hypothèse d'un trajet direct, le TOA recherché correspond au temps d'arrivée du premier trajet. Il est donc nécessaire de séparer les différentes

[2]En pratique, R^c représentant le nombre de valeurs propres non-nulles de $\mathbf{\Gamma}^c$ est inconnu. On peut l'estimer de façon consistante en utilisant les techniques décrites dans [16], [57].

[3]Notons à ce propos, que les stations de base sont numérotées en fonction de leur distance au mobile : plus elles sont proches du mobile, plus le numéro qui leur est attribué est petit.

composantes du signal, pour pouvoir identifier le premier trajet.
Nous proposons d'identifier les différents trajets en moyennant les coefficients du canal qui ont été estimés sur J périodes d'observations[4] soit par l'estimateur RAKE, soit par un estimateur dérivé du RAKE (tels que ceux décrits dans la section 2.3.5), de la façon suivante :

$$\hat{h}_m(k) = \frac{1}{J}\sum_{l=1}^{J} |\hat{h}_l^c(k)|, \text{pour } k = 0 \dots L-1 \tag{2.7}$$

Cette moyenne permet de faire apparaître les pics de puissance correspondant aux différents trajets. Le TOA recherché correspond alors au premier pic de puissance identifié. La précision de l'estimation est donc liée :

- à la période d'échantillonnage T_e choisie. En effet, en fixant la période d'échantillonnage, la précision obtenue par un estimateur de canal de type Rake ne peut être inférieure à $T_e/2$ (cf figure 2.4).

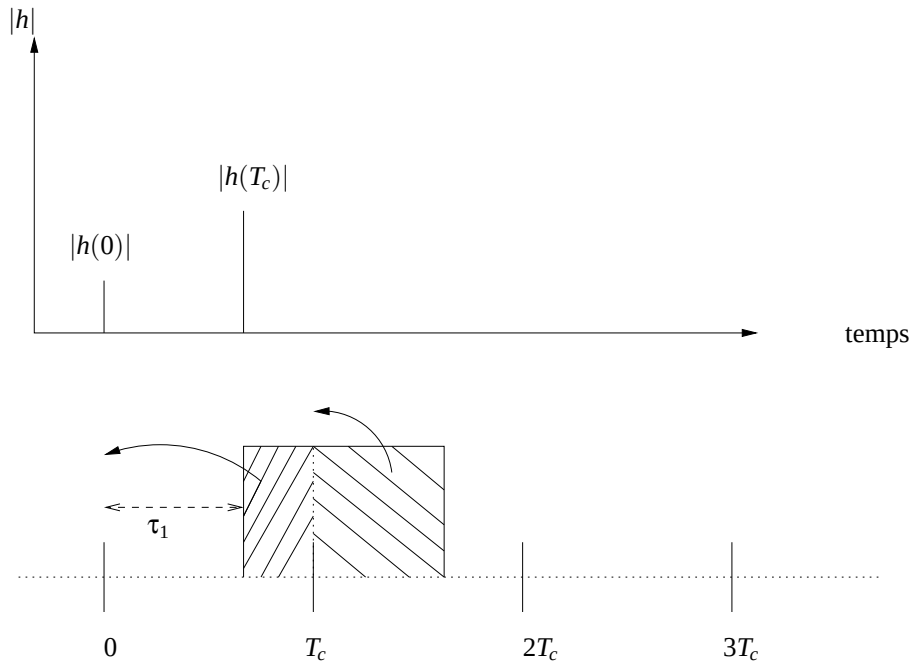


Fig. 2.4 – Précision de l'estimateur Rake

- au pouvoir de résolution de l'estimateur, (*i.e.* à la possibilité de pouvoir séparer les deux premiers trajets), lié non seulement à l'intervalle de temps qui sépare les deux premiers trajets mais également à leur puissance relative. En effet, si la puissance du second trajet est plus importante que celle du premier trajet et que l'intervalle de temps les séparant est inférieur au temps T_c[5], l'approche proposée ne permettrait de détecter que le second trajet. Dans les simulations, c'est le canal B, correspondant à un environnement piéton qui a été simulé, dans lequel le premier trajet a une puissance supérieure au second trajet.

[4] Période d'observation sur laquelle les retards sont supposés ne pas avoir varié

[5] Dans la norme UMTS-FDD [9], l'intervalle de temps entre les deux premiers trajets est effectivement inférieur au temps Tc

Pour augmenter la précision de l'estimation des TOAs, il faut :

- augmenter le facteur de sur-échantillonage.
- utiliser une méthode haute-résolution de type MUSIC [33]. Rappelons que l'algorithme MUSIC est basée sur la décomposition de la matrice de covariance du canal $\mathbf{\Gamma}^c$ (de taille L) en un sous-espace propre signal et un sous-espace propre bruit, de dimension respective R^c et $L - R^c$.
  Sous l'hypothèse que les coefficients d'atténuation du canal, notés $\alpha_{r,l}^c$ soient des variables aléatoires Gaussiennes et indépendantes de puissances σ_r^c et que les retards τ_r^c soient constants sur la période d'observation, la matrice de covariance du canal $\mathbf{\Gamma}^c$ est donnée par :

$$\mathbf{\Gamma}^c = \sum_{r=1}^{R^c} \sigma_r^c \mathbf{r}(\tau_r^c)\mathbf{r}(\tau_r^c)^H$$

  où $\mathbf{r}(\tau)$ est défini par :

$$\mathbf{r}(\tau) \triangleq [g(-\tau), g(T_c - \tau), \ldots, g((L-1)T_c - \tau)]^T$$

  Les TOAs associés aux différents trajets sont, pour la cellule c, donnés par les R^c plus grands pics du spectre MUSIC $\widehat{P}(\tau)$ défini par :

$$\widehat{P}(\tau) = \frac{\mathbf{r}^H(\tau)\mathbf{r}(\tau)}{\mathbf{r}^H(\tau)\widehat{\mathbf{E}}_n^c \widehat{\mathbf{E}}_n^{cH}\mathbf{r}(\tau)} \tag{2.8}$$

  où la matrice $\widehat{\mathbf{E}}_n^c$ contient les estimations des vecteurs propres associés au sous-espace bruit de la matrice du canal $\widehat{\mathbf{\Gamma}}^c$ (ou $\hat{\mathbf{\Delta}}_\infty^c$).

De plus, il existe une autre source d'erreur, qui peut dégrader les performances d'estimation : c'est la présence de "faux" pics correspondant à la présence de bruit. Il est nécessaire d'effectuer un seuillage afin de se débarrasser de ces "faux" pics et de ne retenir que ceux correspondant à des trajets. Le choix du seuil est très important car il peut fortement diminuer les performances du corrélateur : en effet, en le choisissant trop haut, on risque de ne pas prendre en compte le premier trajet si celui-ci n'est pas le trajet de plus haute puissance. Par contre s'il est choisi trop bas, il peut conduire à la prise en compte de "faux" pics ne correspondant à aucun trajet. Dans les faits, il est souvent choisi de façon empirique.
Une fois l'estimation des TOAs réalisée, la position du mobile est obtenue par la méthode de triangulation linéaire (voir section (2.2.2) de ce chapitre).

2.4 Simulations

Nous avons construit un simulateur UMTS-FDD, pour valider les solutions proposées pour le problème d'écoute, car actuellement, il n'y a pas de réseau UMTS-FDD déployé. Les paramètres utilisés pour ces simulations, sont donnés dans la suite, pour plus de détails voir l'annexe 1.

2.4.1 Paramètres de simulation

Paramètres de simulation du réseau Un réseau radio-mobile est subdivisé en cellules dont les tailles peuvent être très variables. En les assimilant à des cercles, leur rayon peut varier de 500 m à 30 km. Les cas extrêmes correspondent respectivement à un milieu urbain (micro-cellule) et à un milieu rural (macro-cellule). Les principales différences entre ces2 environnements résident dans le choix du modèle de propagation et l'ordre de grandeur du temps d'arrivée associé au premier trajet qui est lié à la taille de la cellule. En effet, plus la cellule sera grande, plus la taille de la corrélation nécessaire pour l'estimation du canal sera grande. Il sera ainsi nécessaire dans le cas macro-cellulaire de réduire le nombre de coefficients du canal utilisé dans la matrice de covariance afin de limiter la complexité de calcul inhérente à l'algorithme MUSIC.
Pour des raisons de simplicité, les principaux résultats présentés ont été obtenus avec un environnement micro-cellulaire. U cellules ont été considérées contenant chacune $K^c = K$ mobiles aléatoirement répartis.

Paramètres de simulation du canal Nous avons considéré trois trajets par canal dont les caractéristiques sont données dans [9]. Chaque estimation du canal est réalisée à partir des observations correspondant à un slot (*i.e.* à 10 symboles). Durant cette période d'observation, les coefficients du canal sont supposés rester constants.
A chaque nouveau slot, les amplitudes des différents trajets, considérées comme des variables Gaussiennes indépendantes, seront supposées avoir variées alors que les retards seront considérés comme constants sur une période d'observation variant entre120 slots et 240 slots. Cette hypothèse est réaliste car la cohérence temporelle des retards est plus grande que celle des amplitudes, surtout lorsque la vitesse considérée est peu élevée (par exemple, un piéton se déplaçant à 3 km/heure, aura parcouru environ 14 cm durant 240 slots).
D'autre part, un bruit additif représentant 10% de la puissance d'émission de la station de base la plus éloignée a été ajouté. Un contrôle de puissance a également été prévu permettant de régler la puissance d'émission des différents canaux de données destinés aux utilisateurs, de façon à permettre à tous les mobiles situés à l'intérieur de la cellule d'écouter la BS, quelque soit leur position. De ce point de vue, le contrôle de puissance qui pourrait paraître idéal consisterait à affecter aux différents canaux une puissance correspondant à l'inverse des pertes dues à l'atténuation. Cette solution ne serait pas bien sûr optimale car elle défavoriserait les mobiles proches de la BS par rapport aux mobiles éloignés. De plus, elle nécessiterait une puissance d'émission de la BS trop importante (avec toutes les conséquences néfastes pour l'être humain). C'est pourquoi, nous avons décidé que le rapport de puissances entre les canaux destinés aux mobiles proches de la BS et les canaux destinés aux mobiles éloignés de la BS ne dépasserait pas10 [4].

Pour représenter les erreurs de localisation, nous avons utilisé la fonction de répartition circulaire des erreurs (Cumulative probability Density Function) [2] [1]. Celle-ci représente

l'histogramme cumulé des erreurs, exprimées en mètres, entre les différentes positions estimées et les positions exactes du mobile.

2.4.2 Résultats de simulation

Les premières simulations que nous proposons ont été réalisées avec4 BSs placées dans un environnement micro-cellulaire. K utilisateurs sont répartis aléatoirement dans chaque cellule, K étant respectivement pris égal à 15 et 30.
Dans chacune des figures 2.5, 2.6, 2.7 et 2.8, trois groupes de courbes sont représentés correspondant aux estimations de TOAs suivantes :

- estimation des TOAs obtenue avec l'estimateur Rake (noté RAKE) (cf eq. (2.3)).
- estimation des TOAs obtenue avec l'estimateur Rake combiné avec une projection sous-espace (noté RAKE-SP) (cf eq. (2.6)).
- estimation des TOAs obtenue avec une méthode haute résolution MUSIC (cf eq.(2.8))

Pour chacune de ces méthodes d'estimation, deux courbes sont tracées correspondant à l'utilisation de la matrice de covariance consistante du canal (eq.(2.5)) et de la matrice de covariance classique (eq. (2.4)). Pour différencier les courbes, les résultats correspondant à la matrice de canal consistante sont représentés par une ligne brisée et ceux correspondant à la matrice de canal classique par une ligne en trait plein.
Chaque courbe représente les erreurs obtenues sur 100 réalisations.
Nous avons réalisé plusieurs simulations pour illustrer les méthodes d'estimation proposées :

- Les figures 2.5 et 2.6 correspondent à une position fixe du mobile situé à140 mètres de sa serveuse, avec un nombre d'utilisateurs par cellule respectivement égal à15 et à 30. L'examen des courbes obtenues montre que l'algorithme MUSIC permet effectivement d'améliorer la précision des estimations par rapport aux estimations RAKE et RAKE-SP. Par exemple, il permet, dans67% des cas, de diviser par 2 les erreurs d'estimation par rapport à l'algorithme RAKE-SP.
  Une deuxième remarque concerne les résultats obtenus avec RAKE-SP. Ainsi la figure 2.5 montre que dans 100% des cas, les erreurs d'estimation obtenues avec la méthode RAKE-SP sont inférieures à 46 mètres. Pour la figure 2.6, dans 90% des cas, les erreurs d'estimation sont inférieures à42 mètres. Ces bons résultats peuvent s'expliquer par le fait que la réduction de rang permet de réduire le nombre de "faux" pics et permet ainsi d'améliorer l'estimation des TOAs. D'ailleurs, les différences de performances, obtenues respectivement avec les estimations RAKE et RAKE-SP, augmentent avec le nombre d'utilisateurs. Ceci montre bien la robustesse de l'estimateur RAKE-SP, par rapport à l'estimateur RAKE, au problème d'écoute.
  L'examen des résultats, obtenus respectivement avec la covariance classique du canal et la covariance consistante, ne montre pas de réelles différences dans les performances. Le terme correctif introduit dans la covariance consistante n'est pas assez significatif.
- La précision de la localisation étant très liée à la configuration des BSs sélectionnées par rapport au mobile, il était intéressant d'envisager une simulation correspondant

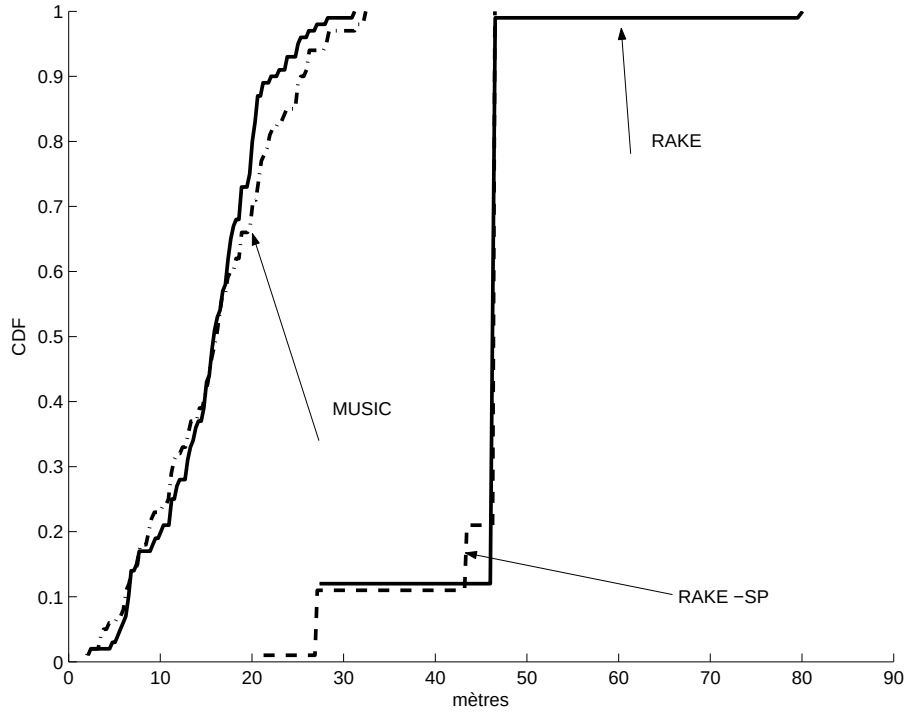


Fig. 2.5 – Cas d'une position fixe du mobile situé à 140 m de la station serveuse, K= 15.

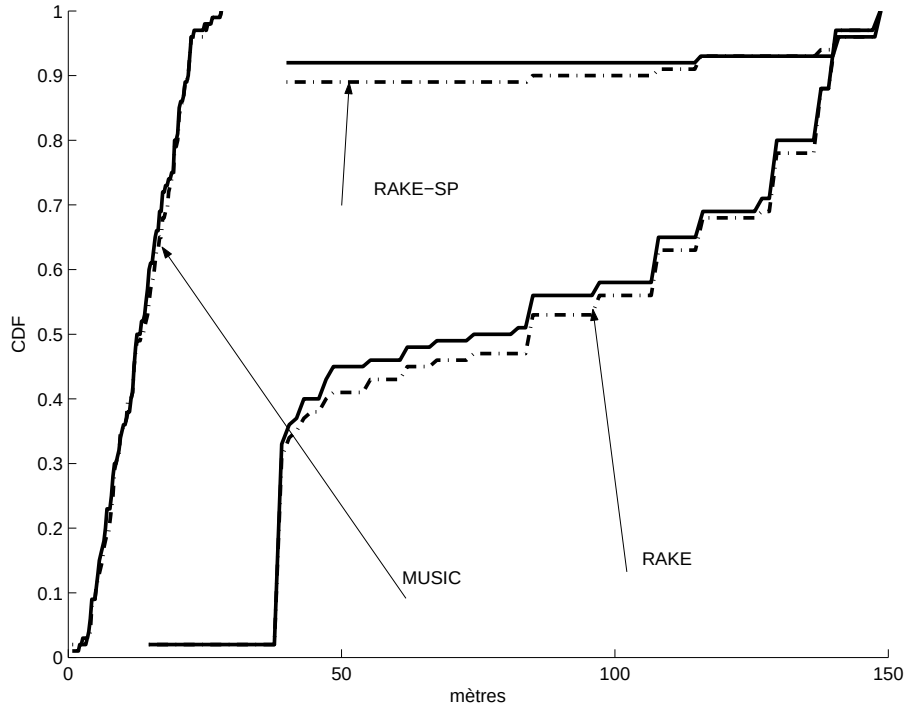


Fig. 2.6 – Cas d'une position fixe du mobile situé à 140 m de la station serveuse, K= 30.

à une position moyennée du mobile, *i.e.* à chaque réalisation Monte-Carlo le mobile occupe une place différente dans la cellule. Deux simulations de ce type ont ainsi été réalisées une correspondant à $K = 15$ (fig. 2.7) et l'autre à $K = 30$ (fig. 2.8).

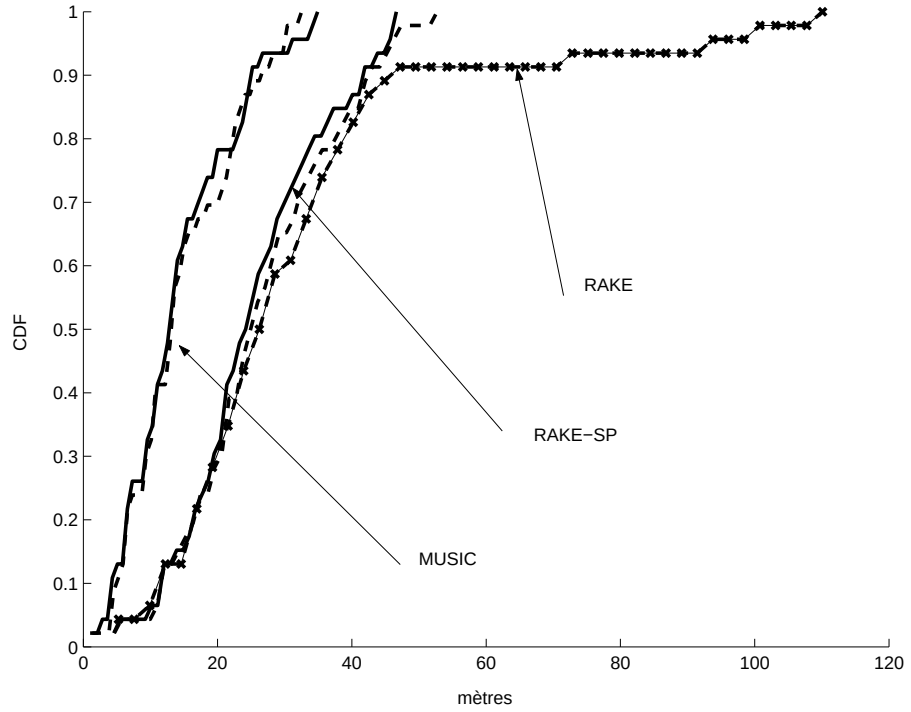


FIG. 2.7 – Position moyennée dans la cellule avec K= 15 utilisateurs

Les conclusions obtenues sont les mêmes que celles des figures 2.5 et 2.6. On peut remarquer tout d'abord que les courbes obtenues sont plus lissées que celles correspondant à une position fixe du mobile ; ceci s'explique par le choix de cette position moyenne du mobile. Quant aux résultats obtenus avec la méthode RAKE-SP, ils confirment les bonnes performances de cette méthode par rapport à la méthode RAKE. On peut remarquer que la précision obtenue correspond aux performances limites pouvant être obtenues par l'estimateur RAKE. En effet, les courbes correspondantes dans les figures 2.7 et 2.8 montrent que dans 50% des cas, l'erreur entre les positions estimées avec RAKE-SP et les positions exactes est d'environ 35m, ce qui correspond à la distance associée à $Tc/2$.

– Un autre type de simulation a été réalisé pour montrer l'amélioration pouvant être obtenue après suppression du pilote de la serveuse. Pour cela, la position du mobile a été choisie très proche de sa station serveuse (environ 20 mètres). Les résultats obtenus correspondent aux figures 2.9 et 2.10 où le nombre d'utilisateurs est respectivement égal à 15 et 30. Les courbes représentées correspondent aux résultats obtenus avec la méthode RAKE-SP :
  – avec la matrice de covariance consistante (ligne brisée),
  – avec la matrice de covariance classique (ligne en trait plein),
  – avec la suppression du canal pilote (PSS) (ligne pointillée).

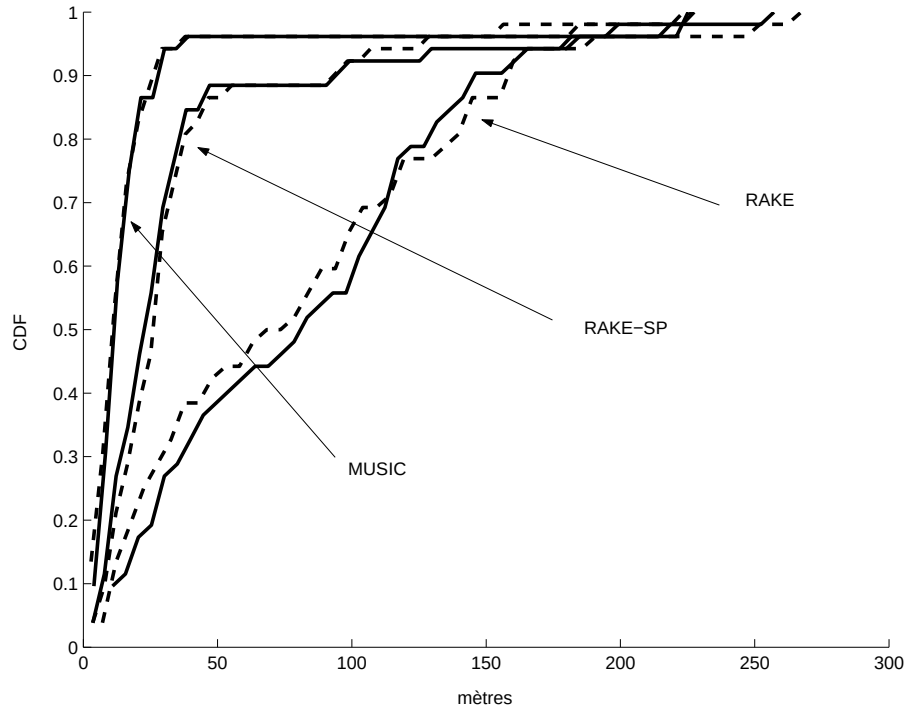


Fig. 2.8 – Position moyennée dans la cellule avec K= 30

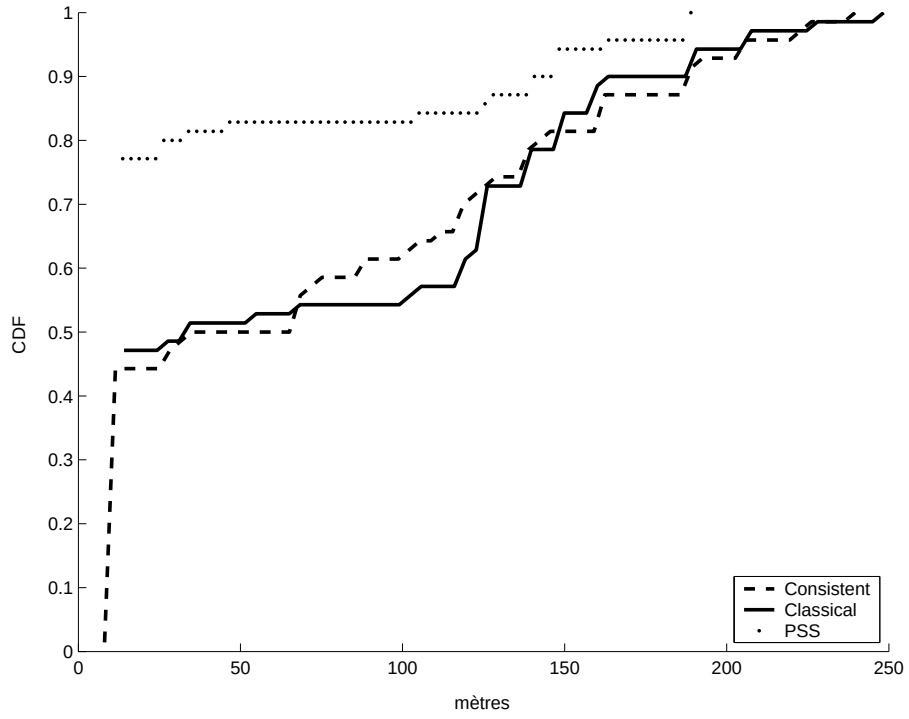


Fig. 2.9 – Position très proche du mobile de la station serveuse, K= 15.

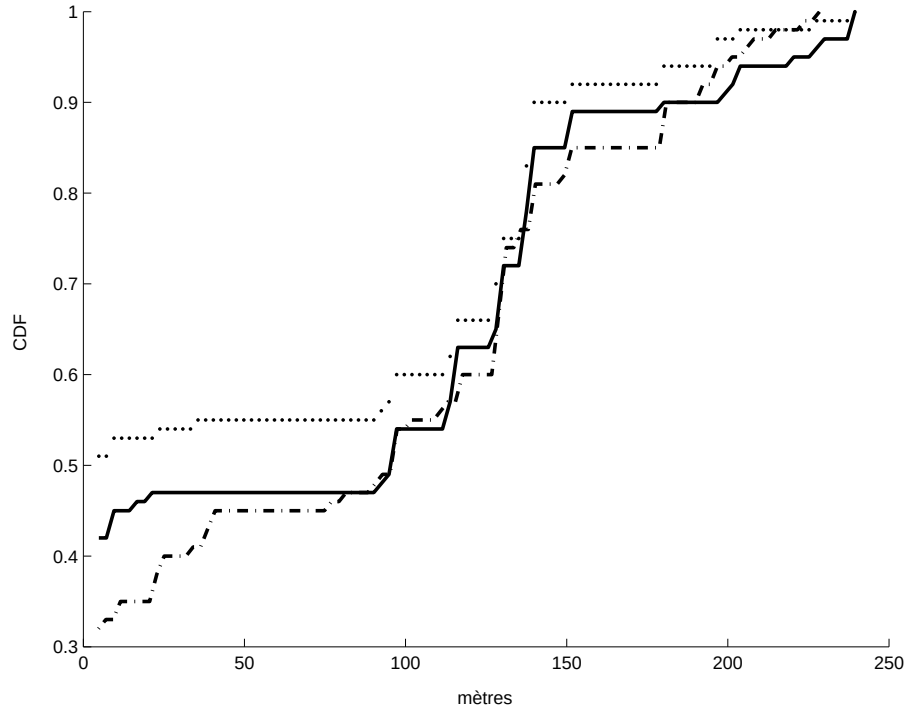


FIG. 2.10 – Position très proche du mobile de la station serveuse, K= 30.

On peut apprécier l'amélioration apportée par la suppression du canal pilote particulièrement lorsque le nombre d'utilisateurs est faible. En effet, plus le nombre d'utilisateurs est faible et plus le canal pilote de la serveuse constitue une part importante des interférences pour les stations de bases éloignées.

– Dans la liaison descendante, contrairement à la liaison montante, les interférences inter-cellulaires sont très importantes. Il nous est paru intéressant d'apprécier les performances des estimations RAKE, RAKE-SP, et MUSIC, dans un contexte encore plus chargé. Des simulations ont ainsi été réalisées, correspondant respectivement à une position fixe du mobile (fig. 2.11) et moyennée (fig. 2.12), pour lesquelles 8 BSs ont été considérées. La triangulation a, quant à elle, été réalisée avec4 BSs. Notons que la position du mobile qui a été prise pour la figure 2.11 est identique à celle de la figure 2.5. Le nombre d'utilisateurs a été pris égal à 15. Les résultats donnés par les trois méthodes sont similaires à ceux de l'environnement micro-cellulaire. On peut aussi constater que la prise en compte des interférences liées aux 4 nouvelles cellules, est responsable d'une dégradation des performances. Ainsi par exemple, dans 67% des cas, la comparaison des performances obtenus avec la méthode RAKE des figures 2.5 et 2.11 montre une dégradation des performances de plus de 50 m.
– Les simulations que nous venons de présenter, ont été réalisées dans un environnement micro-cellulaire. Comme il a été dit précédemment, les principales différences avec les environnements macro-cellulaires sont les modèles de propagation[6] et la taille de corrélation nécessaire pour l'estimation de canal qui est liée à la taille de

[6]voir annexe 1 pour plus de détails

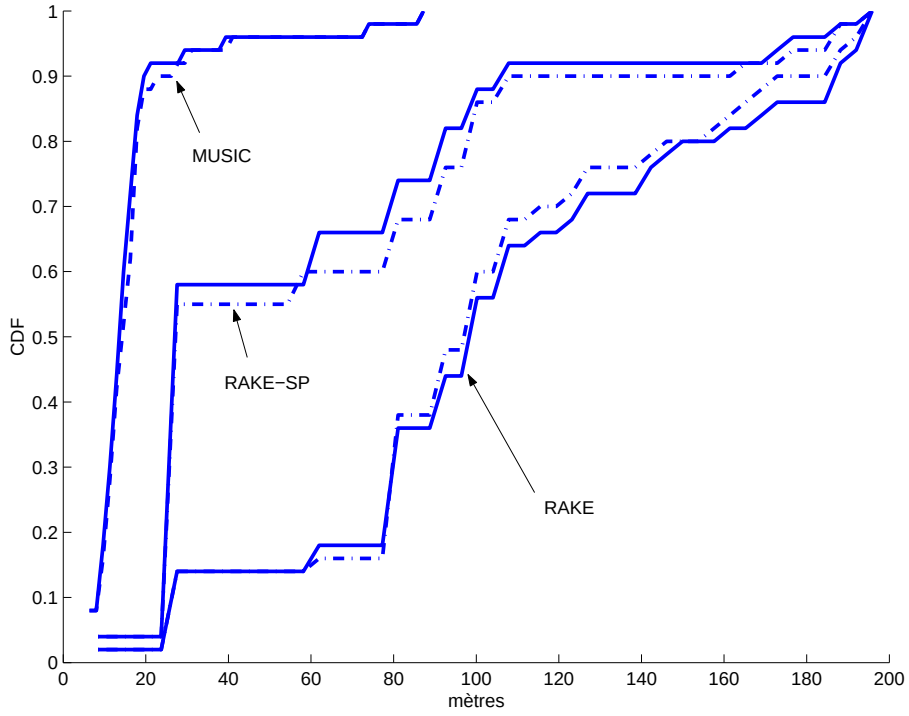


Fig. 2.11 – Position fixe du mobile avec 8 BSs et K= 15

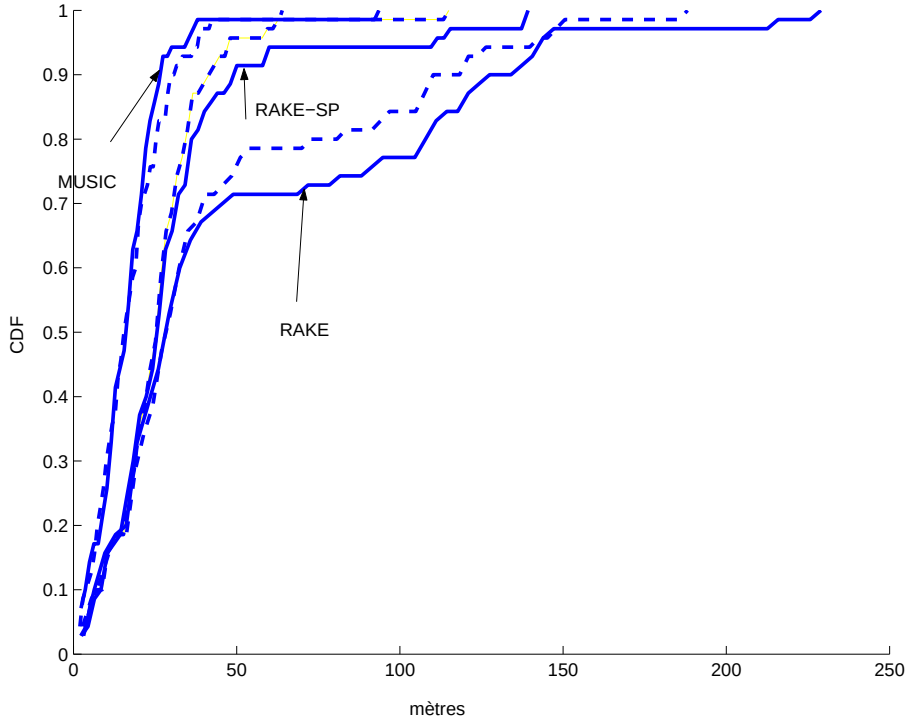


Fig. 2.12 – Position moyennée du mobile avec 8 BSs et K= 15

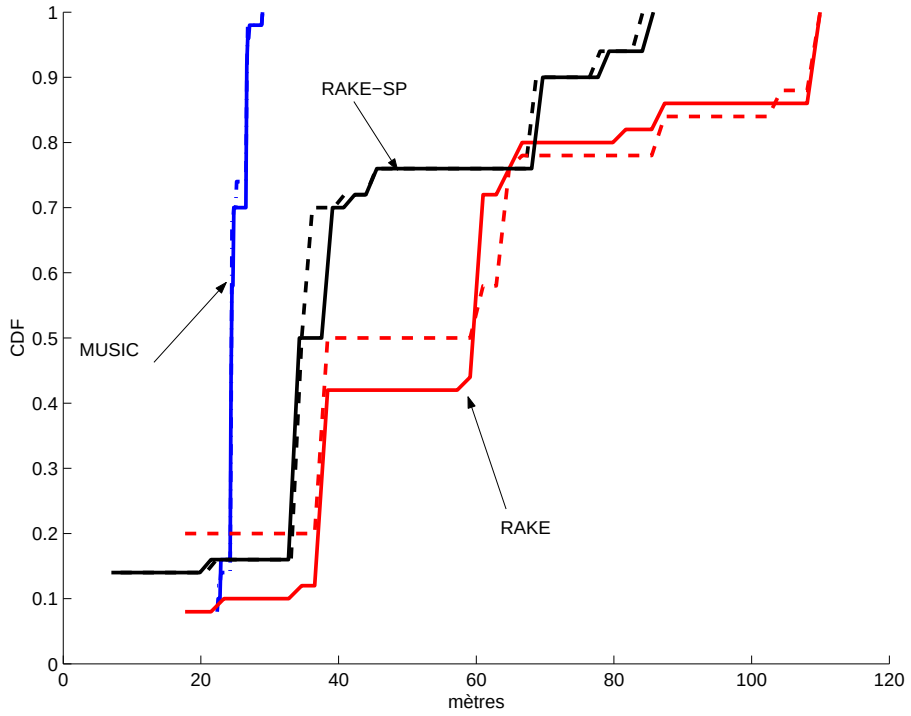


FIG. 2.13 – Position fixe du mobile dans un environnement macro-cellulaire K= 15

la cellule. A titre de comparaison, la figure 3.5 illustre les performances obtenues dans un environnement macro-cellulaire, avec les trois méthodes suivantes : RAKE, RAKE-SP, et MUSIC. Notons que concernant cette dernière méthode, nous n'avons pas considéré, pour la matrice de covariance, tous les coefficients du vecteur canal. En effet, nous pouvions limiter le vecteur canal à ses coefficients entourant le premier pic détecté par (eq. 2.7) pour diminuer la complexité de calcul de l'algorithme MUSIC.

Conclusions Pour permettre au mobile d'être en mesure d'écouter au minimum trois BSs, certains ont proposé d'éteindre successivement l'ensemble des BSs sauf une. Nous n'avons pas retenu cette solution car comme nous l'avons dit précédemment, elle réduit la capacité du réseau. De plus, elle ne permet pas de d'obtenir beaucoup d'estimations de canal correspondant à un retard constant. Ainsi sur 240 slots, seules 8 estimations "indépendantes" du canal sont obtenues par BS. En effet, la périodicité des idle périods correspond un slot par BS toutes les 30 ms [2]. Le nombre d'estimations est trop faible pour espérer obtenir de bonnes performances avec l'algorithme MUSIC. Les performances obtenues avec l'estimateur RAKE et RAKE-SP sont données dans la figure 2.14. On peut constater que les performances obtenues correspondent aux performances limites que l'on pourraient obtenir avec l'estimateur RAKE *i.e.* 35 m. L'autre alternative proposée au problème d'écoute est basée sur des estimations robuste du canal. Nous avons comparé les résultats obtenus avec les méthodes suivantes : RAKE, RAKE-SP et MUSIC. Les simulations ont permis de mettre en évidence l'efficacité de la méthode RAKE-SP par

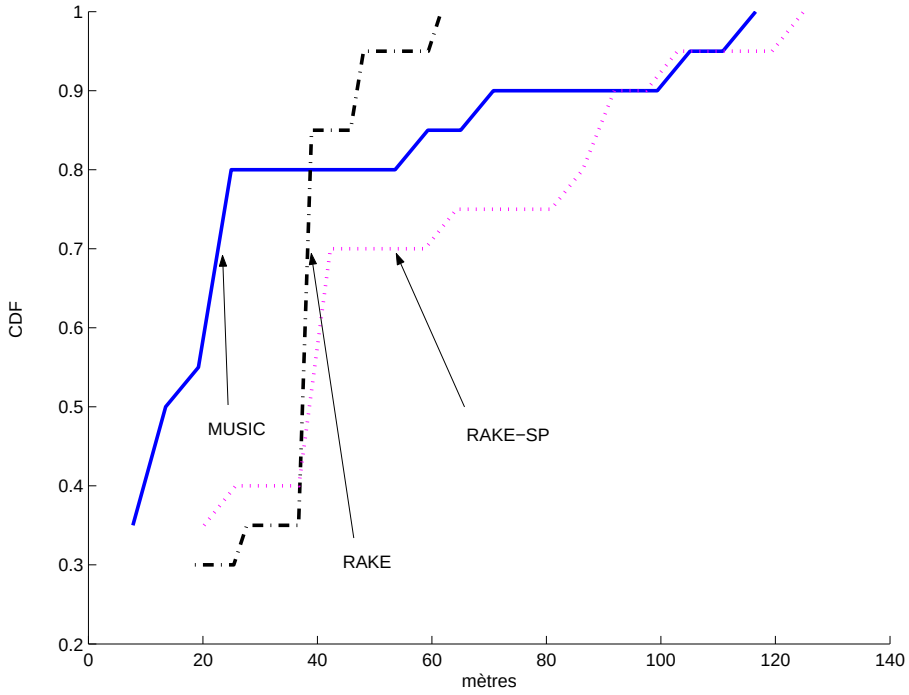


Fig. 2.14 – Position fixe du mobile dans un environnement macro-cellulaire K= 15, utilisation d'idle périods.

rapport à la méthode RAKE. En effet, on a remarqué que les performances de la méthode RAKE-SP correspondent aux performances limites que l'on peut obtenir en théorie avec l'estimateur RAKE. Si on veut augmenter la précision de cet estimateur et se rapprocher des performances obtenues par MUSIC, il faut augmenter le facteur de sur-échantillonage. Malgré tout, des trois méthodes envisagées, l'estimateur RAKE-SP correspond au meilleur compromis : efficacité-complexité de calcul.

2.5 Problème d'absence de trajet direct

2.5.1 Enoncé du problème

L'hypothèse de l'existence d'un trajet direct est très souvent faite, notamment pour les techniques de localisation basées sur les TOAs. Or l'absence de trajet direct est une des caractéristiques principales du canal radio-mobile. Il constitue, par conséquent, une source d'erreur importante pouvant être à l'origine d'une dégradation des performances de localisation. Il s'agit d'un problème d'autant plus délicat qu'il est difficile à identifier. Généralement pour en atténuer l'impact, on préfère déterminer la position du mobile en considérant plus de mesures de TOAs que nécessaires (*i.e.* plus de trois mesures). On

peut ainsi espérer améliorer les performances de la localisation en réduisant le poids de certaines mesures erronées ; en particulier, si la configuration des BSs est telle que les erreurs au niveau des temps d'arrivée se compensent entre elles. Toutefois, cette approche peut présenter des limites, notamment si une seule des mesures est erronée et les autres sont peu bruitées. En effet dans ce cas, considérer toutes les mesures dans la triangulation diminuerait les performances de la localisation.
La solution idéale consisterait à identifier les trajets non-directs et à reconstituer les trajets directs à partir des mesures associées à ces trajets non-directs. Cette approche, si elle était réalisable, permettrait de bénéficier pleinement des avantages de la triangulation.
[10] ont proposé une technique dans ce sens. Elle est basée sur le modèle suivant donnant la position du mobile à la BS i[7] :

$$r_m(t_i) = L_m(t_i) + \mu_m(t_i) + NLOS_(t_i)$$

A l'instant m, la distance estimée $r_m(t_i)$, correspondant au temps d'arrivée t_i, est égale à la distance exacte $L_m(t_i)$ à laquelle s'ajoute :

- premièrement un bruit blanc Gaussien de moyenne nulle et de variance σ_m représentant les erreurs de mesure autres que celles correspondant à l'absence de trajet direct,
- et deuxièmement un biais positif de déviation maximale β_m, représentant l'erreur due à l'absence de trajet direct.

Les valeurs des paramètres σ_m et β_m ont été données grâce à des mesures terrain réalisées par NOKIA. La méthode proposée par [10] ne pouvant pas être vérifiée, nous proposons une autre solution au problème d'absence de trajet direct qui consiste à vérifier la cohérence des mesures entre elles.

2.5.2 Solution proposée

Principe

La méthode proposée est basée sur les deux constats suivants :

- si l'on dispose de trois mesures de TOAs (t_i, t_j, t_l) peu bruitées, la position obtenue[8] sera cohérente avec chaque mesure de TOA disponible, *i.e.* la différence, notée $\xi^{\mathrm{k}}_{i,j,l}$, entre les 2 expressions suivantes, donnant la distance séparant le mobile et la station de base k, sera faible :
  - La première expression est celle utilisant la position, notée $(x_{i,j,l}, y_{i,j,l})$, obtenue par la méthode de triangulation choisie ;
  - La deuxième expression est donnée par le temps d'arrivée lié à la BS k.

[7] Cette méthode suppose qu'un signal ait effectué un aller-retour entre le mobile et la BS i, de manière comparable au Timing Advance du GSM.

[8] Rappelons que trois mesures permettent d'obtenir la position du mobile (solution des moindres carrés ou solution explicite [7])

Cette différence s'écrit :

$$\xi^k_{i,j,l} = \|\sqrt{((x_{i,j,l} - x_k)^2 + (y_{i,j,l} - y_k)^2)} - c(t_k - t_0)\| \tag{2.9}$$

– si dans un cas contraire, une des mesures de TOA utilisée était fortement erronée (trajet non-direct), la position obtenue par triangulation ne serait pas cohérente avec chacune des mesures de TOA et l'erreur $\xi^k_{i,j,l}$ serait plus importante.

La valeur $\xi^k_{i,j,l}$ pourrait donc constituer un bon indice permettant d'évaluer la cohérence des mesures de TOAs entre elles. Nous proposons donc de l'utiliser pour sélectionner les trois mesures de TOAs les plus cohérentes pour obtenir la position du mobile. Les mesures de TOA paraissant les plus erronées ne seront pas ainsi prises en compte dans la triangulation.

Mise en oeuvre de la méthode

Nous allons proposer un critère de cohérence basé sur $\xi^k_{i,j,l}$.
Pour cela, notons :

– tout d'abord que l'expression de $\xi^k_{i,j,l}$, dépend de l'instant d'émission t_o des signaux des différentes BSs, qui n'est pas à priori connu en pratique. En effet, bien que nous ayons supposé l'existence d'une horloge commune entre les BSs, il n'existe pas d'horloge commune entre le mobile et les BSs.

– ensuite que dans les précédentes simulations, la position du mobile était obtenue en utilisant l'algorithme présenté dans la section 2.2.2, qui permettait de linéariser le système d'équations. C'est pourquoi, afin de pouvoir assurer une certaine cohérence dans les différents résultats obtenus, notre choix s'est porté sur cette méthode de triangulation. Rappelons que cette technique permet d'accéder à un nouveau système d'équations linéaires en soustrayant à chaque équation du système initial une des équations prises comme référence. Cette technique réduit donc le nombre d'équations initiales de 1 *i.e.* 4 mesures de TOAs sont nécessaires pour déterminer la position du mobile.

Nous allons écrire dans un premier temps le critère de cohérence en supposant que l'instant t_o soit connu, puis nous proposerons un moyen de lever cette contrainte.
Avec cette hypothèse supplémentaire, chaque trio de mesures de TOAs, que l'on notera t_i, t_j, t_l, permet donc avec cet algorithme de triangulation de déterminer la position du mobile $(x_{i,j,l}, y_{i,j,l})$.
Pour évaluer la cohérence de cette position avec l'ensemble des mesures de TOAs disponibles, nous proposons de calculer successivement, pour chaque trio de TOAs et pour chaque BS k, les erreurs suivantes :

$$\xi^k_{i,j,l}(t_o) = \|\sqrt{((x_{i,j,l}(t_o) - x_k)^2 + (y_{i,j,l}(t_o) - y_k)^2)} - c(t_k - t_o)\|, \tag{2.10}$$

On peut par la suite, sélectionner le trio i, j, l qui minimise le critère suivant :

$$\hat{i}, \hat{j}, \hat{l} = \arg\min_{i,j,l,k} \xi^k_{i,j,l}(t_o) \tag{2.11}$$

Les trois TOAs qui sont ainsi sélectionnés correspondent à la position du mobile la plus cohérente avec l'ensemble des TOAs disponibles.
Concernant l'instant d'émission t_o qui a été supposé connu dans un premier temps, nous proposons de lever cette contrainte et de l'estimer conjointement avec le trio i, j, l. Pour cela, nous proposons le critère généralisé suivant, inspiré de (2.11).

$$\hat{i}, \hat{j}, \hat{l}, \hat{t_o} = \arg \min_{i,j,l,k,t_o} \xi^k_{i,j,l}(t_o) \tag{2.12}$$

La position du mobile correspond à celle obtenue à partir de $t_{\hat{i}}, t_{\hat{j}}, t_{\hat{l}}, \hat{t_o}$.
Remarque : A ce stade, les estimations de t_o et de la position du mobile peuvent permettre de corriger les valeurs de TOAs supposées erronées et donc non sélectionnées. Les nouvelles valeurs ainsi obtenues correspondraient aux trajets directs et peuvent être réutilisées, dans une deuxième étape, pour la triangulation.

2.5.3 Autres critères de sélection

D'autres critères de cohérence permettant de sélectionner 3 mesures de TOAs, peuvent être proposés. En particulier, il existe un critère basé sur l'hypothèse de synchronisation des BSs, *i.e.* sur le fait que les BSs émettent leur signaux au même instant t_o. On peut ainsi proposer de sélectionner les 3 mesures de TOAs qui vérifient le mieux cette hypothèse de synchronisation.

Pour cela, considérons la position $M(x_M, y_M)$ obtenue à partir de l'ensemble des mesures de TOAs par triangulation. A partir de cette position, il est possible de calculer les temps $\hat{t}_{oi}$ d'émission des signaux correspondant à chaque BS.
Le critère de sélection peut alors consister à ne retenir que les 3 BSs dont les $\hat{t}_{oi}$ sont les plus similaires. Si l'instant d'émission exact est connu, les 3 mesures qui seront retenues correspondraient alors aux 3 temps $\hat{t}_{oi}$ les plus proches de t_o (cette dernière approche est donnée à titre de comparaison car la connaissance de t_o n'est actuellement pas disponible au niveau de la norme).
Dans la suite, les résultats présentés correspondront aux performances obtenues à partir des 4 algorithmes de triangulation précédemment décrits :

- la triangulation classique présentée dans la section 2.2.2,
- la triangulation avec les trois TOAs sélectionnés utilisant l'algorithme de sélection proposé (AS),
- la triangulation, (notée dans les résultats ASto-sssync), avec les trois mesures de TOAs correspondant aux temps d'émission $\hat{t}_{oi}$ les plus proches,
- la triangulation, (notée dans les résultats ASto-sync), avec les trois mesures de TOAs correspondant à des temps d'émission $\hat{t}_{oi}$ proches du temps d'émission supposé connu.

2.5.4 Simulations

Pour illustrer l'algorithme proposé, des simulations ont été réalisées dans un contexte micro-cellulaire dont les caractéristiques sont celles déjà présentées dans le paragraphe 2.4.1. 8 BSs différentes ont été considérées, avec $K = 15$ utilisateurs dans chaque cellule. Le nombre de slots utilisé pour l'estimation de canal est égal à $J = 120$.
Dans chaque figure, les résultats concernant les 4 méthodes de triangulation sont présentées. Les différentes figures correspondent à la même position du mobile et des interféreurs. Pour les figures 3.19, 2.16, 2.17, les TOAs, correspondant aux 4 BSs les plus proches du mobile, ont été estimés avec l'algorithme MUSIC. On peut rappeler que cet algorithme est robuste au problème d'écoute et également d'une grande précision. On peut donc considérer que les mesures obtenues sont peu bruitées.

La figure 2.15 permet d'apprécier dans ce cas les performances des 4 méthodes de triangulation. On n'observe pas de différences notables entre les 4 courbes.

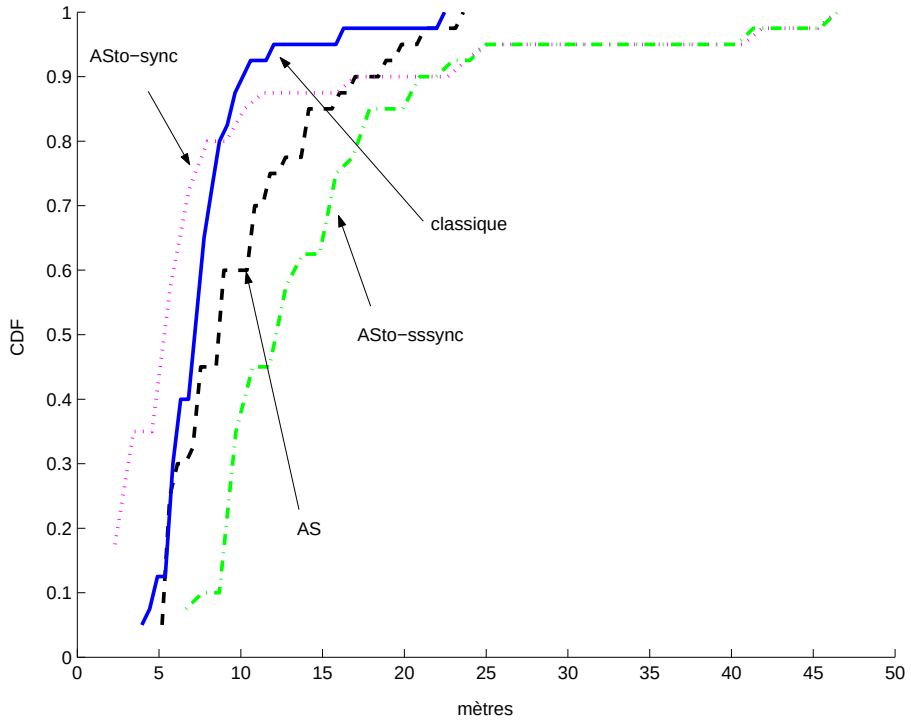


Fig. 2.15 – TOAs estimés par MUSIC.

On peut tout de même dire, que lorsque les mesures sont très peu bruitées, effectuer la triangulation avec toutes les mesures (*i.e.* ici les 4 mesures) est plus performant que d'effectuer la triangulation avec seulement 3 mesures correspondant à l'une des méthodes de sélection (AS et ASto-sssync).

Les deux figures suivantes 2.16, 2.17 correspondent à la même position du mobile que celle de la figure 3.19. Les TOAs sont également estimés par l'algorithme MUSIC. Dans la figure 2.16 (respectivement 2.17), le TOA de la $2^{\text{ième}}$ BS (respectivement $4^{\text{ième}}$ BS) n'est pas associé au trajet direct. Nous avons supposé que la puissance du trajet direct était trop faible pour permettre au mobile de le détecter. Dans ce cas, c'est le second trajet qui est détecté.

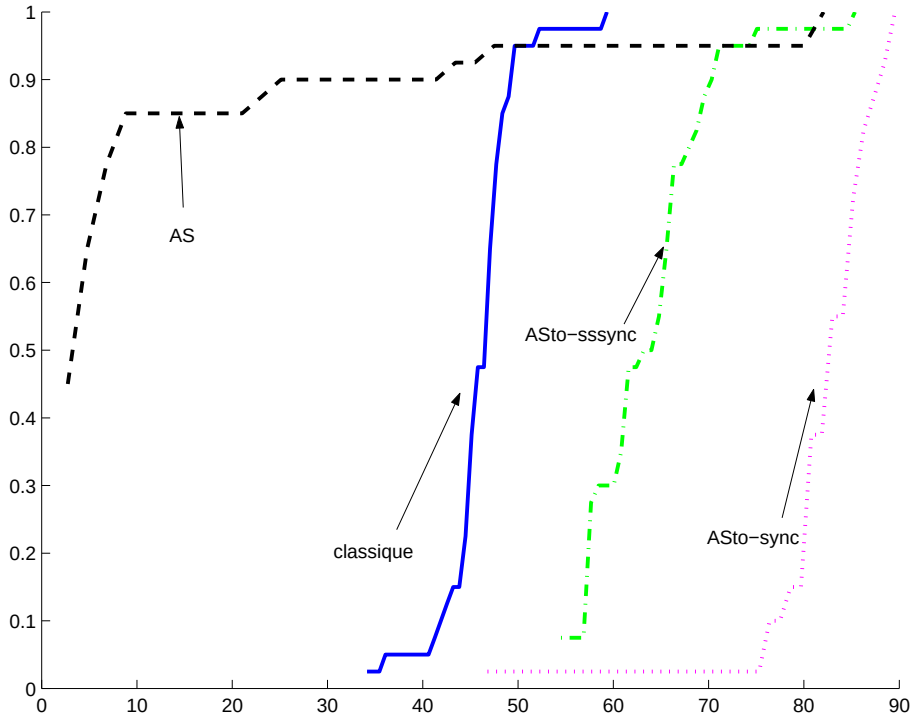


Fig. 2.16 – TOAs estimés par MUSIC et absence de trajet direct pour la BS2.

Les performances obtenues dans les deux cas, permettent de conclure sur l'efficacité de l'algorithme de sélection proposé, qui est basé sur le critère 2.11, par rapport aux trois autres méthodes de triangulation. La présence d'une valeur fortement erronée dégradent les performances de localisation de la triangulation avec les 4 TOAs. En conséquence, les critères 2.5.3 qui sont basés sur la position du mobile obtenue par les 4 TOAs, ne sont plus efficaces. Le critère 2.11 se différencie sur ce point car il ne se base à aucun moment sur l'ensemble des mesures.
Les figures suivantes 2.18, 2.19 correspondent aux TOAs obtenus par l'estimateur Rake qui est un estimateur peu robuste au problème d'écoute et de faible précision.
La figure 2.18 correspond au cas où tous les trajets sont directs alors que la figure 2.19 correspondant à l'absence de trajet direct pour la $2^{\text{ième}}$ BS. L'algorithme de sélection AS donne de très bons résultats :

- Dans le cas où les mesures sont fortement bruitées à cause du problème d'écoute (dans 70% des cas, l'algorithme permet d'augmenter la précision de localisation d'environ 15 mètres par rapport à la triangulation obtenue avec les 4 mesures de TOAs).

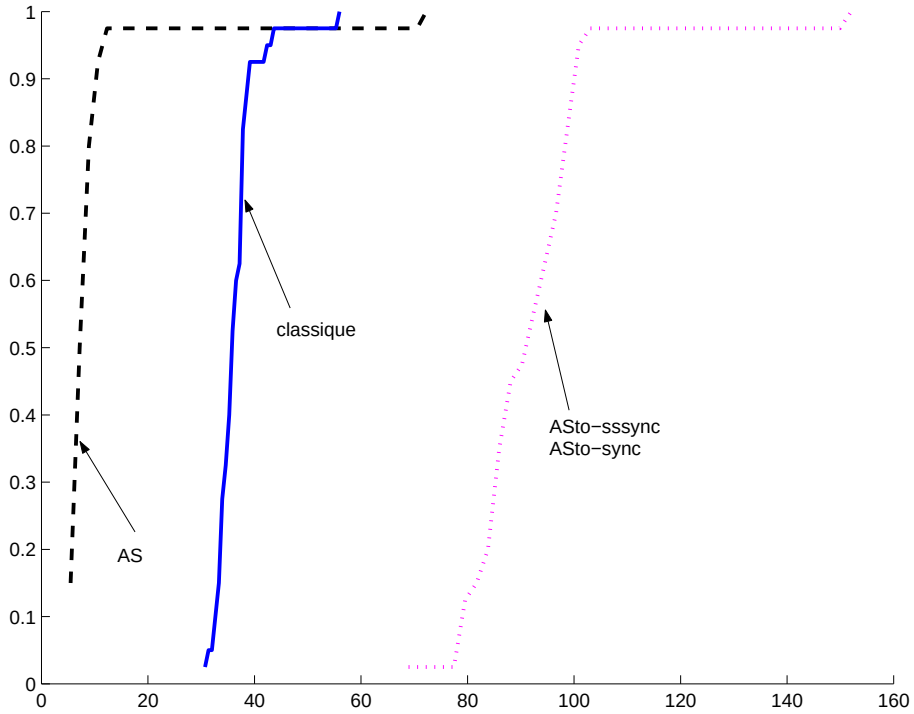


Fig. 2.17 – TOAs estimés par MUSIC et absence de trajet direct pour la BS4.

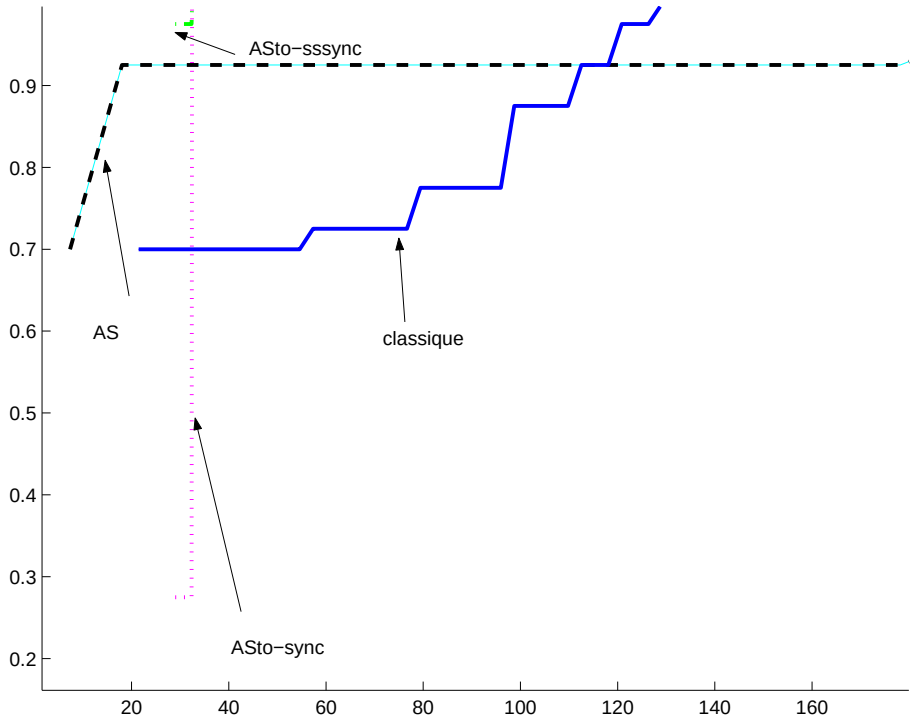


Fig. 2.18 – TOAs estimés par l'estimateur RAKE.

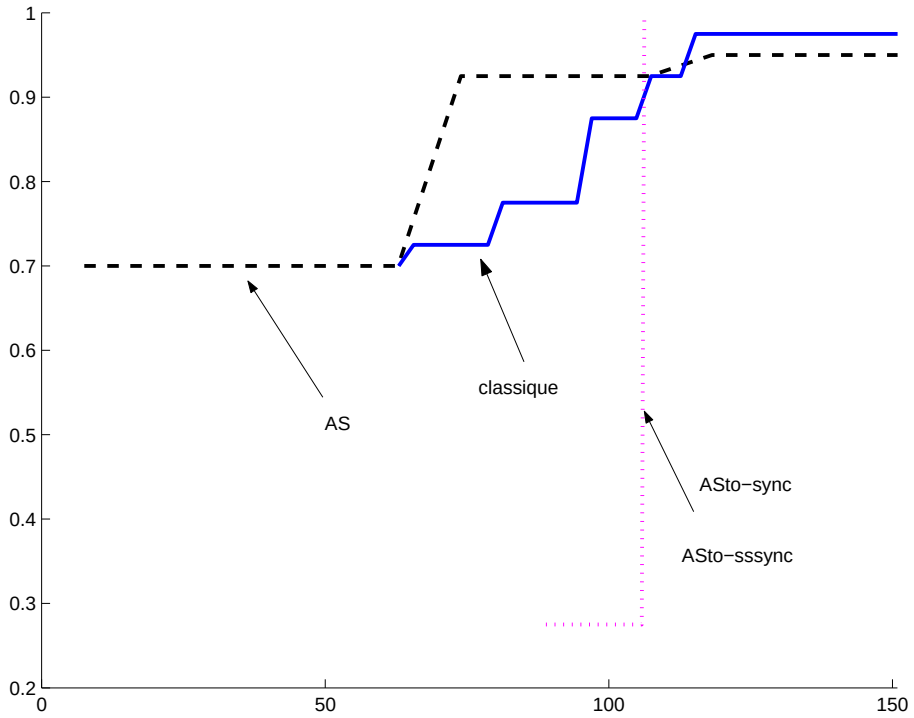


Fig. 2.19 – TOAs estimés par l'estimateur RAKE et absence de trajet pour la BS2.

– Et dans le cas où en plus, un des trajets directs n'est pas détectable (dans 70% des cas, l'algorithme permet d'augmenter la précision de localisation d'environ 60 mètres par rapport à la triangulation obtenue avec les 4 mesures de TOAs).

Il est, là aussi intéressant, de donner des résultats correspondant à une position moyenne du mobile, pour permettre de valider les algorithmes de sélection. Nous avons considéré également 8 BSs avec $K = 15$ utilisateurs par cellules. Deux simulations sont ainsi proposées :

– Dans la première simulation, les TOAs ont été estimés avec l'algorithme MUSIC qui rappelons le est robuste au problème d'écoute. Les résultats obtenus, donnés dans la figure 2.20, permettent d'apprécier les performances des différents algorithmes dans le cas où seul un des TOAs (celui associé à la deuxième BS) est fortement bruité par l'absence de trajet direct. On constate alors que l'algorithme de sélection (AS) donne de meilleures précisions que les autres algorithmes de triangulation. Ainsi, dans 50% des cas, l'algorithme AS permet d'augmenter la précision de 25 m.
– La deuxième simulation qui est proposée illustre le problème d'écoute. Les TOAs considérés sont obtenus à partir de l'estimateur RAKE qui est peu robuste au problème d'écoute. Les résultats correspondant (fig. 2.21) montre l'efficacité de l'algorithme AS par rapport aux autres algorithmes de triangulation.

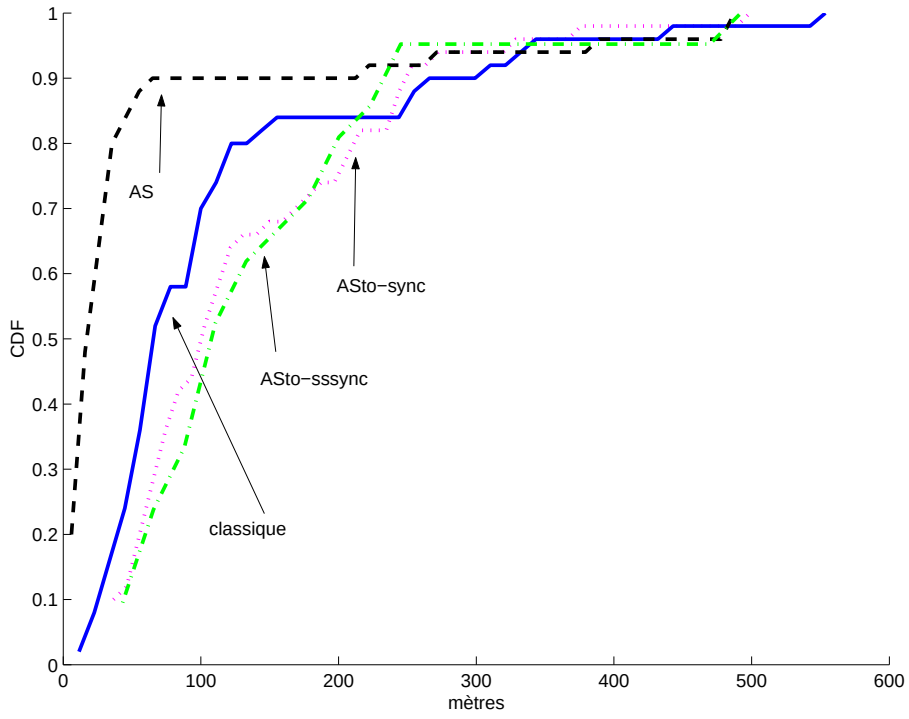


Fig. 2.20 – Position moyenne du mobile : TOAs estimés par MUSIC et NLOS pour la BS 2.

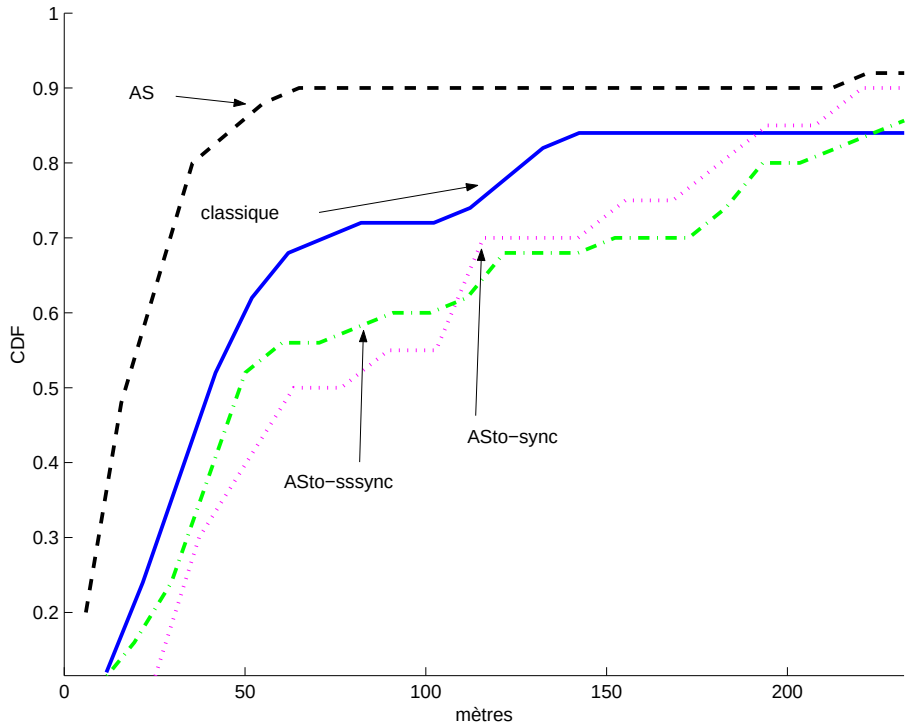


Fig. 2.21 – Position moyenne du mobile : TOAs estimés par l'estimateur RAKE.

2.6 Conclusions

La précision de la localisation est très liée à :
- la possibilité pour le mobile d'écouter au moins trois BSs (problème d'écoute),
- l'existence de trajets directs.

Concernant le premier problème, nous avons proposé des solutions qui soient à la fois efficaces et réalistes, compte tenu du fait que les traitements seront réalisés à priori au niveau du mobile. La solution paraissant représenter le meilleur compromis précision-coût de calcul, correspond à l'estimation RAKE-SP. Elle permet, en effet, d'atteindre les performances limites théoriques de l'estimateur RAKE (35 m).
Concernant l'absence de trajet direct, nous avons proposé une méthode de sélection (AS), basée sur un critère de cohérence qui permet d'identifier les3 mesures de TOAs les moins "bruitées". L'idée du critère est de vérifier la cohérence de la position du mobile, donnée par trois TOAs, avec l'ensemble des TOAs disponibles. La méthode AS a permis dans de nombreux cas d'améliorer de façon significative les performances de localisation par rapport à la triangulation classique ; en particulier lorsqu'un des TOAs était erroné par l'absence de trajet direct ou par le problème d'écoute, on pouvait augmenter la précision de localisation de plus de 20 mètres (fig. 2.20), (fig. 2.21).
Dans cet optique, il serait intéressant de poursuivre ces recherches pour traiter les cas de plusieurs trajets non directs.

Localisation par les Angles d'Arrivée (AOA) : Cas de la liaison montante

Chapitre 3

Localisation par les AOAs

3.1 Principe

Il existe un autre paramètre pouvant servir à la localisation de mobile : ce sont les angles d'arrivée (AOA) des signaux émis par le mobile et reçus au niveau des stations de base. La figure 3.1 illustre la notion d'AOA (θ) dans le cas d'un signal émis par un mobile et arrivant en ligne directe (*i.e.* sans avoir subi de réflexions) sur la station de base.

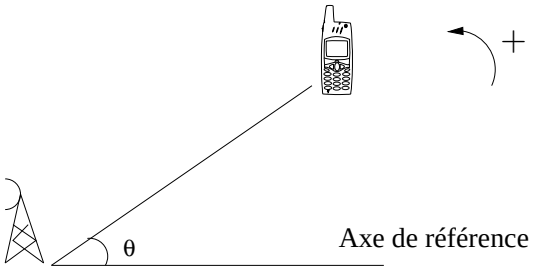


FIG. 3.1 – Définition d'un AOA : cas d'un trajet en vue directe.

Dans le cas d'un canal multi-trajet (canal radio–mobile), à chaque composante du signal est associée un AOA. Sous l'hypothèse d'un trajet direct, l'AOA recherché est celui correspondant à la première composante du signal reçu. Il permet de définir une demi-droite de sommet la station de base considérée, sur laquelle se trouve le mobile. La position du mobile peut donc s'obtenir à partir de deux mesures de AOAs, voir figure 3.2. Toutefois, les estimations des AOAs peuvent être bruitées à cause :

- d'erreurs d'estimation due par exemple à la présence de nombreux interféreurs proches d'une des stations de base (c'est le problème classique d'écoute)
- ou encore d'erreur dues à l'absence de trajet direct.

Une solution classique consiste à effectuer une triangulation avec des mesures de AOAs provenant de plus de deux stations de base. En effet, la triangulation peut permettre de

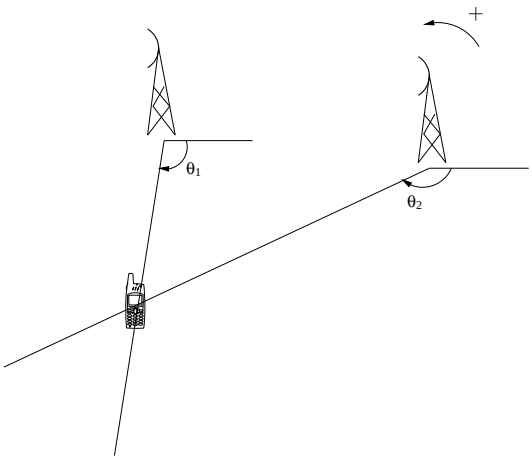


Fig. 3.2 – Localisation du mobile par les AOAs.

réduire l'impact de certaines estimations erronées. Toutefois, cette technique peut s'avérer problématique dans le cas où les erreurs ne se compensent pas (ex : présence d'une seule mesure erronée). Plusieurs simulations à la fin de ce chapitre viendront illustrer ce point. C'est pourquoi, nous proposons une nouvelle méthode plus efficace que la triangulation classique. L'idée de cette nouvelle approche consiste à sélectionner parmi l'ensemble des mesures de AOAs disponibles (si leur nombre est supérieur à 2) les deux mesures les plus fiables *i.e.* donnant une position du mobile la plus "probable". Plus précisément, pour chaque paire de AOAs, on calcule la probabilité du mobile de se trouver à l'intersection des demi-droites ainsi définies, connaissant une certaine distribution donnant la présence du mobile à l'intérieur des cellules. Notons enfin que l'estimation des AOAs nécessite l'installation d'antennes complexes constituées de plusieurs capteurs. C'est pourquoi, cette catégorie de méthodes de localisation ne peut être envisagée qu'en liaison montante.
Ce chapitre va être divisé en trois parties :

- La première partie va permettre de décrire le modèle des signaux de la liaison montante du standard UMTS–FDD ainsi que le modèle du canal radio envisagé.
- La seconde partie sera consacrée aux différentes techniques d'estimation conjointe angle-retard.
- Les principales approches de la localisation basées sur les AOAs et/ou les TOAs seront présentées, dans la troisième partie de ce chapitre.

3.2 Liaison montante–Canal radio

Nous allons donner les modèles des signaux de la liaison montante puis des caractéristiques du canal correspondant.

3.2.1 Modèle de la liaison montante

Un réseau comportant U cellules a été simulé, chaque cellule comportant une station de base (BS) et K utilisateurs[1]. D'après la norme UMTS–FDD [6], [4], il existe principalement deux canaux d'information transmis séparément sur deux branches orthogonales I et Q :

- le canal dédié aux données, noté PDCH.
- le canal dédié au contrôle, noté PCCH.

La séparation de ces deux canaux est assurée par l'utilisation de deux codes d'étalement différents (channelization codes) qui sont sélectionnés dans la famille de Walsh Hadamard, *cf* figure 3.3.
Des codes de brouillage complexes(Scrambling codes), courts en comparaison avec ceux de la liaison descendante, *i.e.* de longueur équivalente à 256 chips, sont utilisés pour permettre de séparer les signaux provenant des différents utilisateurs.
La séquence transmise par l'utilisateur k aux BSs s'écrit :

$$\begin{aligned} b_k &= (d_k^1 c_k^1 + d_k^2 c_k^2 \sqrt{F}) s_k \\ &= b_k^1 + b_k^2 \end{aligned}$$

Le facteur $\sqrt{F}$ permet de régler la puissance du canal de contrôle par rapport à celle du canal de données. On supposera le facteur $\sqrt{F}$ égal à 1.

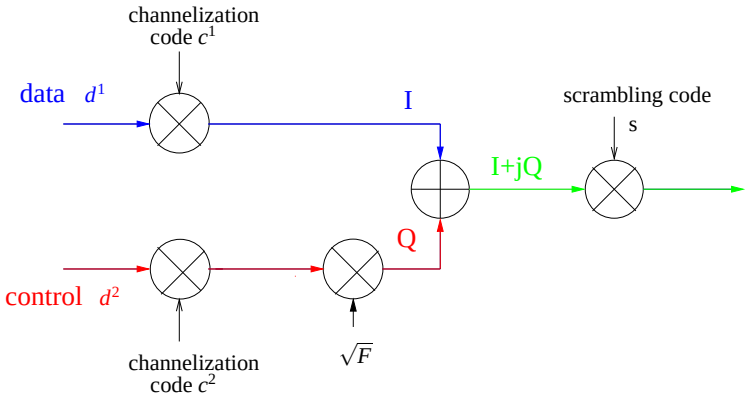


FIG. 3.3 – Séquences transmises en liaison montante.

3.2.2 Modélisation de canal

Après passage dans un canal multi–trajets, les signaux envoyés par les mobiles sont reçus avec des puissances différentes (atténuations dues à la propagation, contrôle de puissance) au niveau des stations de base. Comme il a été rappelé précédemment, chaque station de base doit posséder une antenne avec plusieurs capteurs (N désignera le nombre

[1]Pour simplifier les notations, on a considéré le même nombre d'utilisateurs pour toutes les cellules.

de capteurs). Le signal reçu au niveau du capteur n et provenant de l'ensemble des utilisateurs présents dans le réseau s'écrit[2] :

$$x_n(t) = \sum_{k=1}^{UK} \sum_{l \in \mathbb{Z}} G_k b_k(l) h_{k,n}(t - lT_c) + w(t), \tag{3.1}$$

où T_c correspond à la période chip, $w(t)$ est un bruit blanc Gaussien additif, $h_{k,n}(t)$ est la réponse impulsionnelle associée au $k^{\text{ième}}$ utilisateur et G_k représente le facteur d'atténuation du signal de l'utilisateur k.

Notons $\mathbf{h}_k$, le vecteur de dimension $(N \times 1)$ comprenant les réponses impulsionnelles associées à l'utilisateur k et mesurées au niveau de chaque capteur. Son expression est donnée par [21] :

$$\mathbf{h}_k(t) = \begin{bmatrix} h_{k,1}(t) \\ \vdots \\ h_{k,N}(t) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^{d_k} \mathbf{a}(\theta_{k,i}) \beta_{k,i} g(t - \tau_{k,i}) \tag{3.2}$$

où d_k représente le nombre de trajets de propagation, $g(t)$ est la fonction de mise en forme (la racine carrée d'un cosinus sur-élevée de roll–off 0.22). Chaque trajet est caractérisé par son retard $\tau_{k,i}$, son atténuation complexe $\beta_{k,i}$ et sa direction d'arrivée $\theta_{k,i}$ par rapport à une origine de phase. Le vecteur directionnel $\mathbf{a}(\theta_i)$ représente la réponse de l'antenne à un front d'onde plane arrivant suivant la direction θ_i. Son expression est fonction de la géométrie de l'antenne considérée. La figure 3.4 illustre le cas d'une géométrie quelconque des capteurs, avec l'hypothèse que ceux–ci se trouvent dans le même plan que le front d'onde. Le vecteur directionnel s'écrit de façon très générale, en prenant comme référence de phase le centre du repère, par :

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \begin{bmatrix} exp(-j\psi_{k,1}) \\ \vdots \\ exp(-j\psi_{k,N}) \end{bmatrix}$$

où

$$\psi_{k,n} = \frac{2\pi}{\lambda}(x_n \cos(\theta_k) + y_n \sin(\theta_k))$$

Pour l'écriture des algorithmes d'estimation angle–retard (en particulier celle de type ESPRIT 2–D), l'écriture matricielle du canal est très utile.

Ecriture matricielle du canal

Notons $\mathbf{H}_k$ la matrice contenant les échantillons de la réponse impulsionnelle collectés au niveau de chaque capteur, L_k la longueur du canal de l'utilisateur k et P le facteur

[2]Pour simplifier les notations, on ne met pas l'indice de la station de base.

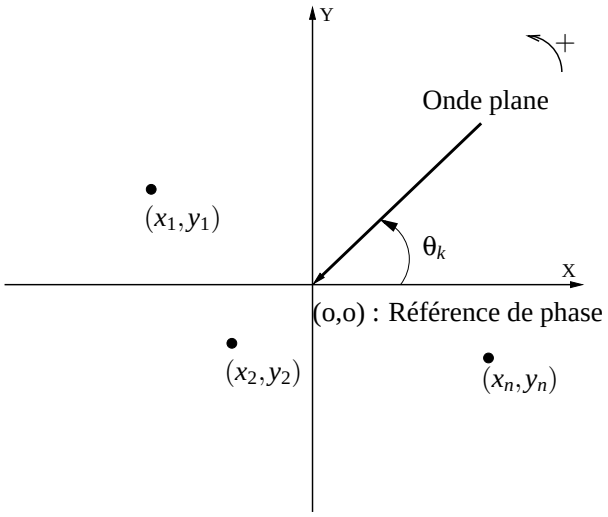


Fig. 3.4 – Configuration quelconque des capteurs.

de sur–échantillonage. La matrice $\mathbf{H}_k$ de dimension $(N \times L_k P)$, peut s'écrire comme dans [21] :

$$\begin{aligned}
\mathbf{H}_k &\triangleq \left[\begin{array}{cccc} [\mathbf{h}_k(0) & \mathbf{h}_k(\frac{T_c}{P}) & \ldots & \mathbf{h}_k(L_k T_c - \frac{T_c}{P}) \end{array} \right] \\
&= [\mathbf{a}(\theta_{k,1}) \ldots \mathbf{a}(\theta_{k,d_k})] \left[\begin{array}{ccc} \beta_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \beta_{d_k} \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \mathbf{g}_{\tau_{k,1}} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{\tau_{k,d_k}} \end{array} \right] \\
&= \mathbf{A}(\theta_k)\mathbf{B}_k\mathbf{G}(\tau_k)
\end{aligned}$$

avec $\mathbf{g}_{\tau_k}$ le vecteur ligne de dimension $L_k P$ contenant les échantillons de $g(t - \tau_k)$:

$$\mathbf{g}_{\tau_k} \triangleq \left[\begin{array}{cccc} g(-\tau_k) & g(\frac{T_c}{P} - \tau_k) & \ldots & g(L_k T_c - \frac{T_c}{P} - \tau_k) \end{array} \right]$$

La réponse spatiale impulsionnelle associée à chaque utilisateur apparaît donc comme la somme de plusieurs composantes multi-trajets qui sont caractérisées non seulement par une amplitude et une phase (comme pour la liaison descendante) mais également par un nouveau paramètre qui est l'angle d'arrivée. Pour simuler au mieux le canal, il est nécessaire de s'intéresser aux différents modèles d'AOAs existants qui sont d'ailleurs très liés au type d'environnement.

3.2.3 Modèle des Angles d'Arrivée

Beaucoup de modèles d'AOAs existent dans la littérature [19],[28]. Bien qu'ils aient été développés avec des objectifs différents (outils de simulation, prédiction de la corrélation des signaux entre 2 capteurs), certaines caractéristiques sont toujours présentes comme

l'influence du type d'environnement (macro–cellule, micro–cellule,...) ou encore la hauteur des antennes considérées par rapport aux objets responsables de la dispersion du signal. Quelques caractéristiques de ces environnements vont être présentées.**Environnement macro–cellulaire :**
Dans un environnement macro–cellulaire, les antennes sont souvent situées à des hauteurs importantes pour pouvoir couvrir de larges zones. Des études expérimentales ont alors montré que les zones responsables de la dispersion du signal (appelées dans la littérature scatterers) sont situées au niveau du mobile. De ce fait, les signaux recueillis au niveau de la BS n'ont pas une dispersion angulaire importante et peuvent être considérés comme appartenant à un cône dont l'angle au sommet est faible (*cf* figure 3.5). Plusieurs

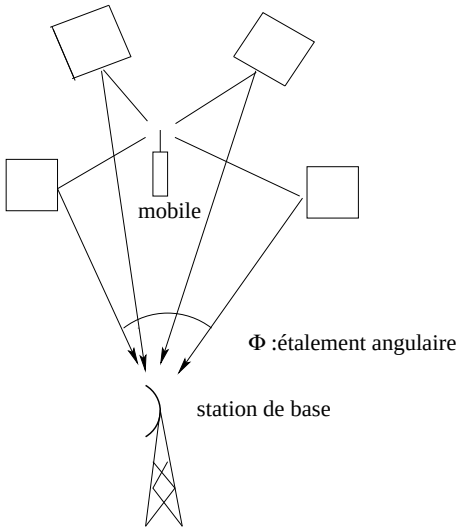


Fig. 3.5 – Directions d'arrivée : cas d'une macro–cellule.

modèles ont été proposés dans la littérature, schématisant les points ou zones responsables de la dispersion des signaux –les scatterers– : on peut citer le modèle discret de Lee proposant une repartition uniforme des scatterers sur un cercle autour du mobile, ou encore dans la même optique, le modèle de [29] proposant une distribution discrète des scatterers sur un segment centré autour du mobile.**Environnement micro–cellulaire :**
Dans un environnement micro-cellulaire, que l'on trouve typiquement en ville, les antennes sont souvent placées à des hauteurs basses, en dessous des toits par exemple. De ce fait, elles se trouvent à des hauteurs comparables à celles d'objets susceptibles d'être responsables de la dispersion des signaux. L'étalement angulaire des signaux recueillis au niveau de la station de base est alors beaucoup plus important que dans le cas d'un environnement macro-cellulaire. L'hypothèse de Gan basée sur une distribution uniforme des angles d'arrivée entre $[0, 2\pi]$ devient alors réaliste, (*cf* figure 3.6).
Modèle continu :
Les modèles d'AOAs cités, proposent une distribution discrète des scatterers qui convient bien avec l'hypothèse généralement faite d'un canal composé d'un nombre fini de trajets caractérisés chacun par un unique angle d'arrivée. Il est vrai que d'un point de vue physique, l'idée d'un signal composé de raies fines est utopique. Il faudrait en principe

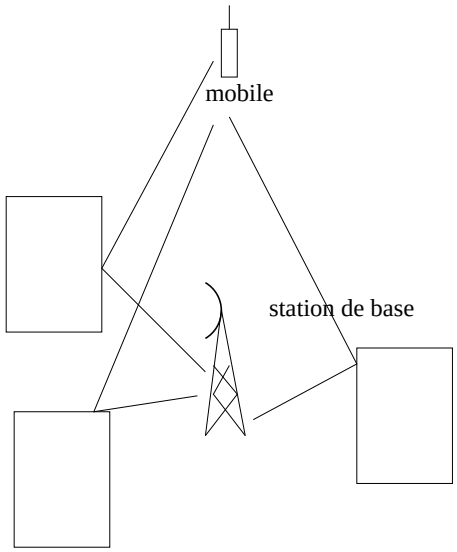


Fig. 3.6 – Directions d'arrivée : cas d'une micro–cellule.

considérer les signaux reçus comme la superposition d'ondes provenant d'un continuum de directions. Certains modèles de AOAs tiennent compte de cette réalité : c'est le cas du modèle Gaussian Wide Sense Stationary Uncorrelated Scattering (GWSUS) qui considèrent des groupes de scatterers (appelés clusters) caractérisés chacun par un unique retard mais correspondant à plusieurs AOAs [28]. Cela revient à considérer que chaque composante du signal soit composée de sous–trajets suffisamment proches pour être caractérisés par le même retard mais par des AOAs différents.

3.3 Méthodes d'estimations conjointes Angle–Retard

Sous l'hypothèse de l'existence d'un trajet direct, le AOA recherché est associé à la composante du signal correspondant au premier trajet reçu (*i.e.* celui correspondant au temps d'arrivée le plus petit). L'estimer nécessite donc d'être capable de séparer les différentes composantes du signal en fonction de leur temps d'arrivée. C'est pourquoi, une méthode d'estimation conjointe angle et retard doit être envisagée au niveau des BSs.
Il existe trois différentes approches pour l'estimation angle et retard conjointe :

- l'approche maximum de vraisemblance,
- les méthodes de type ESPRIT, basées sur l'invariance sous–espace,
- les méthodes sous-espace : en particulier (Time Space Time)–MUSIC.

3.3.1 Maximum de vraisemblance

L'approche maximum de vraisemblance est l'approche la plus optimale, mais elle nécessite une recherche exhaustive dans un espace de dimension égale au nombre de paramètres à estimer. Cette complexité numérique constitue le principal inconvénient de ce type d'approche. [18] propose un algorithme d'estimation d'angles et de retards dans un contexte multi-trajets, qui transforme le critère du maximum de vraisemblance multidimentionel en deux sous-problèmes de maximisation à une dimension.
A partir du modèle du canal précédemment décrit en section 3.2, le vecteur contenant les signaux provenant du mobile recherché et reçus au niveau des différents capteurs s'écrit[3] :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{l=1}^{d} \mathbf{a}(\theta_l)\beta_l s(t-\tau_l) + \mathbf{n}(t) \tag{3.3}$$

où $s(t)$ représente le signal en bande de base de l'utilisateur considéré. LP échantillons du signal $x(t)$ obtenus à des temps multiples de T_c/P, seront utilisés. Quelques notations supplémentaires sont introduites :

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [\mathbf{x}(0), ..., \mathbf{x}(LP-1)] \\ \theta &= [\ \theta_1, ..., \theta_d\ ] \\ \tau &= [\ \tau_1, ..., \tau_d\ ] \\ \beta &= [\ \beta_1, ..., \beta_d\ ] \end{aligned}$$

A partir du modèle des signaux reçus au niveau des N capteurs (eq.(3.3)), la log–vraisemblance des observations s'écrit en fonction des retards, des directions d'arrivées, des atténuations des trajets et de la variance du bruit additif blanc Gaussien :

$$f(\mathbf{x} \mid \theta, \beta, \tau, \sigma^2) = -NLP\log(\pi\sigma^2) - \frac{1}{\sigma^2}\sum_{k=0}^{LP-1} \|\mathbf{x}(k) - \sum_{l=1}^{d} \mathbf{a}(\theta_l)\beta_l s(k-\tau_l)\|^2 \tag{3.4}$$

La valeur des paramètres $\boldsymbol{\theta}$, $\boldsymbol{\beta}$, $\boldsymbol{\tau}$ et σ^2 correspond à celle maximisant la log–vraisemblance (3.4).
En remplaçant σ^2 par son expression obtenue après l'annulation de la dérivée première de (3.4) par rapport à ce paramètre, le problème de maximation se réduit à :

$$[\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\tau}] = \arg\min_{\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\tau}} \sum_{k=0}^{LP-1} \|\mathbf{x}(k) - \sum_{l=1}^{d} \mathbf{a}(\theta_l)\beta_l s(k-\tau_l)\|^2$$

[3]Nous considérons ici le cas d'un seul utilisateur.

Le problème se résume ainsi à l'estimation des trois paramètres $\boldsymbol{\theta}$, $\boldsymbol{\beta}$, $\boldsymbol{\tau}$.
En passant dans le domaine fréquentiel, l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance s'écrit :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\boldsymbol{\tau}}, \hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\tau},\boldsymbol{\beta}} \sum_{k=0}^{LP-1} \|\mathbf{X}(k) - \sum_{l=1}^{d} \mathbf{a}(\theta_l)\beta_l S(k) \exp(-jw_k\tau_l)\|^2 \tag{3.5}$$

où $S(k)$ et $\mathbf{X}(k)$ désignent respectivement les composantes fréquentielles de $s(t)$ et de $\mathbf{x}(t)$ données par TFD en w_k.
Il est possible à ce niveau de remplacer $\boldsymbol{\beta}$ par son expression et d'estimer les paramètres par une optimisation de dimension 2-d de l'expression 3.4. Toutefois, cette recherche de dimension 2–d n'est pas réaliste compte tenu de son coût de calcul. Mati Wax et al. ont donc proposé un algorithme itératif qui permet d'éviter la recherche multi–dimensionnelle induite par le critère du maximum de vraisemblance (3.4). L'algorithme proposé permet de découpler le problème initial en deux étapes à itérer.
Dans la première étape, il s'agit d'estimer les angles d'arrivés $\boldsymbol{\theta}$ et les atténuations $\boldsymbol{\beta}$ en supposant que les retards $\boldsymbol{\tau}$ soient connus.
Dans la deuxième étape, on suppose les DOA connus, et on cherche à estimer les retards et les atténuations. En fait, chaque étape commence par l'estimation d'une certaine matrice, fonction des paramètres en utilisant un estimateur des moindres carrés. Les paramètres sont ensuite estimés en utilisant la structure de cette matrice.
Nous n'avons pas retenu l'approche Maximum de vraisemblance car sa mise en oeuvre reste complexe. De plus, les interférences liées aux autres utilisateurs du système ne permettent plus de considérer l'hypothèse "bruit Gaussien" nécessaire pour ce type d'approche.

3.3.2 Méthodes de type ESPRIT

Une deuxième classe de méthodes utilise la propriété d'invariance par translation de certaine géométrie d'antennes. Généralement, pour ce type de méthode, on considère des antennes linéaires où les capteurs sont uniformément répartis. En effet, celles-ci se décomposent en deux sous–antennes dont l'une peut être obtenue par translation de l'autre.
[21] a proposé une méthode conjointe d'estimation d'angle et de retard dans un scénario multi-trajets, basée sur l'algorithme 2D–ESPRIT :

- Tout d'abord, une transformée de Fourier Discrète est appliquée sur la réponse impulsionnelle du canal ce qui permet de transposer les retards en déphasage.
- puis à partir de la matrice canal obtenue, une matrice de Hankel est construite présentant les propriétés d'invariance par rotation et permettant l'application de l'algorithme ESPRIT–2D pour obtenir les retards et les angles.

Remarquons que cette méthode nécessite d'avoir obtenu une estimation du canal au préalable. Celle-ci peut être réalisée :

- soit grâce à une séquence d'apprentissage,
- soit par une méthode d'identification aveugle [25].

Dans le cas de la liaison montante des système UMTS–FDD, des méthodes robustes d'estimations de canal peuvent être envisagées, basées sur la connaissance des signatures de

tous les utilisateurs et des données du canal de contrôle (cet aspect sera envisagé après la présentation des algorithmes d'estimation conjointe angle–retard).

Présentation de l'algorithme :

Première étape L'application de la transformée de Fourier Discrète appliquée sur la réponse impulsionnelle du canal donne sous forme matricielle :

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_F &\triangleq \mathbf{HF} \\ &= \mathbf{A}(\theta)\mathbf{BV}(\tau)\mathrm{diag}(\mathbf{g}_F) \end{aligned}$$

où $\mathbf{F}$ est la matrice de la transformée de Fourier de dimension $(LP \times LP)$ définie dans [21], $\mathbf{g}_F$ est le vecteur regroupant les coefficients de la transformée de Fourier de la fonction de mise en forme $g(t)$ et $\mathbf{V}(\tau)$ est la matrice de Vandermonde donnée par :

$$\mathbf{V}(\tau) = \begin{bmatrix} 1 & \chi_1 & {\chi_1}^2 & \cdots & {\chi_1}^{LP-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \chi_d & {\chi_d}^2 & \cdots & {\chi_d}^{LP-1} \end{bmatrix}$$

où

$$\chi_i = e^{\frac{-j2\pi\tau_i}{L}}, 1 \leq i \leq d$$

Après déconvolution par $\mathbf{g}_F$ sur le support (de longueur LP_g) sur lequel il n'est pas nul , la matrice du canal transformé $\tilde{\mathbf{H}}_F$ de dimension $N \times LP_g$ s'écrit :

$$\tilde{\mathbf{H}}_F = \mathbf{H}_F(\mathrm{diag}(\mathbf{g}_F J_s))^{-1}$$

où J_s représente la matrice de sélection permettant de sélectionner les valeurs non–nulles de $\mathbf{g}_F$.
La structure de la matrice $\tilde{\mathbf{H}}_F$ présente les propriétés d'invariance rotationelle qui permettent l'estimation des τ_i par l'algorithme ESPRIT [48] quand le nombre de capteurs est supérieur au nombre de trajets.
Toutefois, cette contrainte n'est pas nécessaire ; Vanderveen et. al proposent la construction d'une matrice de Hankel $\overline{\mathbf{H}}$ à partir de $\tilde{\mathbf{H}}_F$ qui permet l'estimation des angles et retards lorsque le nombre de capteurs est seulement supérieur à deux.

Deuxième étape : La matrice de Hankel est donnée par des concaténations verticales de sous-blocs de $\tilde{\mathbf{H}}_F$.

$$\overline{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \overline{\mathbf{H}}^{(1)} \\ \vdots \\ \overline{\mathbf{H}}^{(m)} \end{bmatrix}$$

où m est un entier et

$$\overline{\mathbf{H}}^{(i)} = \tilde{\mathbf{H}}_F(:, i : LP_g - m + i)$$

Cette matrice a l'avantage de pouvoir se factoriser sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{H}} &= \mathcal{A}\mathbf{B}\mathbf{V}(\tau) \\ \mathcal{A} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}(\theta) \\ \mathbf{A}(\theta)\Phi \\ \vdots \\ \mathbf{A}(\theta)\Phi^{m-1} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

où

$$\Phi = \mathrm{diag}(\phi_1 ... \phi_r)$$

avec

$$\phi_i = e^{(-j\frac{2\pi}{L}\tau_i)}$$

$\mathcal{A}$ présente des propriétés d'invariance qui vont permettre d'estimer les paramètresθ et τ en appliquant la technique ESPRIT à deux dimensions.
En particulier, l'estimation des retards est obtenue par la construction de deux sous–matrices issues de $\overline{\mathbf{H}}$:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_\phi &= \overline{H}(1 : N(m-1), :) \\ \mathbf{Y}_\phi &= \overline{H}(N+1 : Nm, :) \end{aligned}$$

où $\overline{H}(i : j, :)$ correspond à la matrice composée des lignes de $\overline{H}$, comprises entre la $i^{\text{ème}}$ et la $j^{\text{ème}}$ lignes.
Quant à l'estimation des angles d'arrivées, elle est réalisée à partir :

$$\mathbf{X}_\theta = \begin{bmatrix} \overline{H}^{(1)}(1 : N-1, :) \\ \vdots \\ \overline{H}^{(m)}(1 : N-1, :) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}_\theta = \begin{bmatrix} \overline{H}^{(1)}(2 : N, :) \\ \vdots \\ \overline{H}^{(m)}(2 : N, :) \end{bmatrix}$$

La détermination des valeurs propres des matrices $\mathbf{X}_\phi^\dagger \mathbf{Y}_\phi$ et $\mathbf{X}_\theta^\dagger \mathbf{Y}_\theta$, où $\dagger$ désigne la pseudo-inverse, permet d'estimer respectivement les retards de propagation et les angles d'arrivée. L'association des DOA et des retards peut être faite en effectuant une diagonalisation conjointe de ces deux matrices dans le même espace propre.

3.3.3 Les méthodes sous-espace : en particulier TST-MUSIC

Les méthodes classiques de type MUSIC [33] permettent de déterminer les retards temporels ou les angles d'arrivées grâce à un pseudo–spectre déduit du sous-espace signal ou bruit de l'observation. Cependant, lorsque deux trajets présentent des temps de retards ou des angles très rapprochés, l'application de MUSIC temporel ou spatial ne permet pas toujours de les séparer. En effet la résolution spatiale dépend du nombre de capteurs N et la résolution temporelle du nombre d'échantillons temporels de l'observation LP. Ces derniers paramètres influent également sur le nombre de trajets qui peuvent être localisés. Ainsi, la résolution de d trajets nécessite que le nombre de capteurs soit supérieur ou égal à $d+1$ et que le nombre d'observations LP où P le facteur de suréchantillonnage, soit supérieur ou égal à $d+1$. L'avantage des algorithmes MUSIC spatio-temporel est de pouvoir réduire ces contraintes à $NPL > d$.
En effet, Y. Wang et al. [30] ont proposé un algorithme MUSIC spatio-temporel qui permet d'améliorer la résolution spatiale et temporelle tout en réduisant la contrainte sur le nombre de capteurs et d'échantillons temporels, l'idée étant de procéder par sous-ensemble de trajets. L'algorithme est divisé en trois étapes : deux MUSIC temporels séparés par un MUSIC spatial.

- La première étape consiste à appliquer MUSIC temporel sur les observations afin d'estimer les temps de retards des différents groupes de trajets. Un groupe est composé des trajets dont les retards sont trop proches pour être séparés par application de MUSIC temporel. A la fin de cette étape, g retards sont ainsi estimés correspondant aux g groupes identifiés.
- La deuxième étape consiste à estimer les angles d'arrivées des différents trajets appartenant à chaque groupe par application de MUSIC spatial. Pour cela, des filtrages temporels sont utilisés pour isoler tour à tour chaques groupe.
- La troisième étape consiste à appliquer des filtrages spatials pour isoler au niveau de chaque groupe les différents trajets. Une fois chaque trajet isolé, on peut appliquer de nouveau l'algorithme MUSIC temporel pour obtenir une estimation plus précise des temps de retard des différents trajets.

Le principal apport de cette méthode réside dans le fait que tout en réduisant la contrainte sur le nombre de capteurs et de signaux, on obtient une estimation plus performante des angles et des retards que par la seule application des algorithmes MUSIC spatial et temporel classiques.

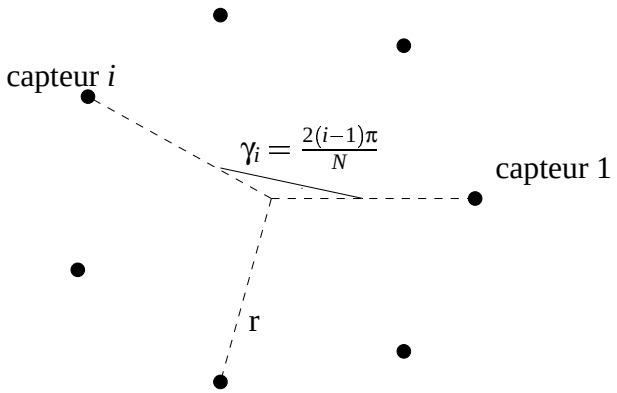
3.3.4 Généralisation de la méthode ESPRIT 2–D au cas d'une antenne circulaire, algorithme proposé

Dans la littérature, le choix simplificateur d'une antenne rectiligne composée de capteurs régulièrement répartis est souvent fait [21], [18]. Toutefois, d'autres configurations d'antenne peuvent s'avérer plus performantes. En effet, de précédentes études [23] ont montré le gain que pouvait apporter l'utilisation d'antennes circulaires par rapport à l'utilisation d'antennes linéaires dans l'estimation angulaire à 2 dimensions (élévation et azimuth). C'est pourquoi, dans les simulations, nous nous sommes intéressés à une antenne circulaire avec une répartition uniforme des capteurs et nous proposons dans cette optique une nouvelle méthode d'estimation angle-retard 2–D de type ESPRIT telle que [21].

Dans la suite, les capteurs sont supposés être identiques, omni directionnels et uniformément distribués sur un cercle de rayon r. L'angle entre le capteur i et le capteur 1 sera noté $\gamma_i = \frac{2(i-1)\pi}{N}$. En prenant comme référence de phase le centre du tableau, le vecteur $\mathbf{a}(\theta_{k,i})$ s'écrit :

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \begin{bmatrix} e^{j\xi cos(\theta_k - \gamma_1)} \\ \vdots \\ e^{j\xi cos(\theta_k - \gamma_N)} \end{bmatrix}$$

où $\xi = \frac{2\pi r}{\lambda}$ et λ est la longueur d'onde.



L'estimation des paramètres angle et retard par notre méthode se réalise alors en deux étapes :

- Premièrement, comme dans [21], une transformée de Fourier de la matrice du canal **H** est réalisée qui permet d'estimer les temps d'arrivée des différents trajets par l'algorithme standard ESPRIT.

– Ensuite, une version améliorée de la transformation utilisée dans l'estimation angulaire à deux dimensions (élévation et azimuth) de [24]. Cette étape présente l'avantage de ne pas nécessiter un nombre de capteurs élevé.

Présentation de l'algorithme :

Première étape : Une fois, l'estimation des retards réalisée comme dans [21], on peut réduire l'étude à la matrice $\mathbf{H}_1$ obtenue en multipliant à droite $\tilde{\mathbf{H}}_F$ par le vecteur $\mathbf{V}(\tau)^{\#}$.

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_1 &= \tilde{\mathbf{H}}_F \mathbf{V}(\tau)^{\#} \\ &= \mathbf{A}(\theta)\mathbf{B} \end{aligned} \tag{3.6}$$

Les notations sont celles de l'algorithme [21].

Deuxième étape : A ce stade, nous proposons d'utiliser la fonction d'excitation $w_m(\gamma) = e^{jm\gamma}$, $\gamma \in [0, 2\pi]$ définie dans [24] qui représente la $m^{\text{ième}}$ harmonique spatiale de la pulsation angulaire normalisée γ. Elle correspond à l'excitation d'une ouverture circulaire par le mode m.
En multipliant à gauche $\mathbf{H}_1$ par le vecteur normalisé suivant, contenant les valeurs de la fonction d'excitation prises par les positions angulaires des capteurs :

$$\mathbf{w}_m = \frac{1}{N} \left[\begin{array}{cccc} e^{jm\gamma_1} & e^{jm\gamma_2} & \dots & e^{jm\gamma_N} \end{array} \right] \tag{3.7}$$

on excite le tableau de capteurs par le $m^{\text{ième}}$ mode. L'expression du résultat des excitations de l'antenne par les différents modes est donnée par [24] :

$$\begin{aligned} E_m(\theta_i) &= \mathbf{w}_m \mathbf{a}(\theta_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} e^{jm\gamma_n} e^{j\xi cos(\theta_i - \gamma_n)} \\ &= j^m J_m(\xi) e^{jm\theta_i} + \sum_{k=1}^{\infty} (j^{g_k} J_{g_k}(\xi) e^{-jg_k\theta_i} + j^{h_k} J_{h_k}(\xi) e^{jh_k\theta_i}) \end{aligned} \tag{3.8}$$

où $g_k = Nk - m$, $h_k = Nk + m$ et $J_m(\xi)$ représente la fonction de Bessel d'ordre m. Il est possible de rendre prédominant le premier terme apparaissant dans la somme (3.8) par rapport aux autres termes en choisissant un nombre suffisant de capteurs. En effet, le tableau ci-dessous, montre que les valeurs prises par les fonctions de Bessel d'ordre m, en $\xi = \pi$ (ce qui équivaut à prendre le rayon de l'antenne r égal à $\frac{\lambda}{2}$), décroissent très rapidement.

m	0	1	2	3	4
$J_m(\pi)$	-0.3	0.28	0.49	0.33	0.15
m	5	6	7	8	9
$J_m(\pi)$	0.05	0.01	0.003	0.0007	0.0001

On peut remarquer en particulier que pour les modes m plus grands que $M = 6$, les termes $j^m J_m(\xi)e^{jm\theta}$ peuvent être négligés dans (3.8). M représente alors l'ordre maximal des fonctions de Bessel qui interviennent de façon non négligeable dans la somme.
La condition sur le nombre de capteurs permettant de ne prendre en compte que le premier terme dans (3.8) s'écrit :

$$2M \leq N$$

La condition peut paraître assez contraignante pour une application telle que la localisation de mobile. C'est pourquoi nous proposons de choisir un nombre de capteurs plus faible mais cela nous oblige à tenir compte de plus de termes dans la somme (3.8). Si on réduit la condition sur le nombre de capteurs à

$$M \leq N$$

il faut prendre en compte les deux premiers termes de la somme. L'expression de $E_m(\theta_i)$ est approximée par :
– Pour $m \geq 0$,

$$E_m(\theta_i) \approx j^m J_m(\xi)e^{jm\theta_i} + j^{N-m} J_{N-m}(\xi)e^{-j(N-m)\theta_i}$$

– Pour $m < 0$,

$$E_m(\theta_i) \approx j^m J_m(\xi)e^{jm\theta_i} + j^{N+m} J_{N+m}(\xi)e^{j(N+m)\theta_i}$$

Toutefois, la nouvelle structure de $E_m(\theta_i)$ ne permet d'estimer facilement les angles d'arrivés, c'est pourquoi nous avons cherché à supprimer le second terme apparaissant dans l'expression de $E_m(\theta_i)$. En utilisant la propriété $J_{-m}(\xi) = (-1)^m J_m(\xi)$, on obtient le résultat suivant avec un nombre de capteurs N impair :

$$\begin{aligned} E_{2p}(\theta_i) + E^*_{-2p}(\theta_i) &= 2j^{2p} J_{2p}(\xi)e^{j(2p)\theta_i} \\ E_{2p+1}(\theta_i) - E^*_{-(2p+1)}(\theta_i) &= 2j^{2p+1} J_{2p+1}(\xi)e^{j(2p+1)\theta_i} \end{aligned}$$

où $*$ représente l'opérateur de conjugaison.
Ces relations peuvent s'écrire sous forme matricielle :

$$\bar{\mathbf{A}}(\theta) = \mathbf{J}_1\mathbf{A}(\theta) + \mathbf{J}_2\mathbf{A}(\theta)^*$$

où $\mathbf{J}_1$ et $\mathbf{J}_2$ sont les matrices définies par :

$$\mathbf{J}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_M \end{bmatrix}, \quad \mathbf{J}_2 = \begin{bmatrix} (-1)^0 {\mathbf{w}_0}^* \\ \vdots \\ (-1)^M \mathbf{w}_{-M}{}^* \end{bmatrix}$$

où $\bar{\mathbf{A}}(\theta)$ possède la structure suivante :

$$\bar{\mathbf{A}}(\theta) \triangleq \mathbf{D}[\bar{\mathbf{a}}(\theta_1), \ldots, \bar{\mathbf{a}}(\theta_d)]$$

avec

$$\mathbf{D} = \mathrm{diag}(2J_0(\xi), \ldots, 2j^M J_M(\xi))$$

et

$$\bar{\mathbf{a}}(\theta_i) = \left[\begin{array}{cccc} 1 & e^{j\theta_i} & \ldots & e^{jM\theta_i} \end{array} \right]^T$$

Toutefois, du fait de l'opération de conjugaison complexe qui intervient dans (3.9), il est nécessaire d'avoir une estimation de la matrice $\mathbf{A}(\theta)$ ou du moins de $\mathbf{A}(\theta) \times$ une matrice réelle. Or jusqu'à présent, nous disposons de l'estimée $\mathbf{H}_1 = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{B}$ où la matrice complexe d'atténuation $\mathbf{B}$ apparaît. L'idée serait de "compenser" les phases des atténuations complexes (β_i) qui sont les coefficients diagonaux de $\mathbf{B}$. Pour cela, nous utilisons le fait que pour le mode $m = 0$, $E_0(\theta) = J_0(\xi)$ soit réelle.
Nous définissons la matrice $\mathbf{H}_2$ à partir de $\mathbf{H}_1$:

$$\begin{array}{rcl} \mathbf{H}_2 & \triangleq & \mathbf{J}_1\mathbf{H}_1\mathbf{P} + \mathbf{J}_2(\mathbf{H}_1^*\mathbf{P}^*) \\ & = & \mathbf{D}\bar{\mathbf{A}}(\theta)\bar{\mathbf{B}} \end{array}$$

où

$$\mathbf{P} = \mathrm{sign}(J_0(\xi))\mathrm{diag}(e^{-j\mathrm{angle}(\mathbf{w}_0\mathbf{H}_1)})$$

avec

$$\mathrm{sign(x)} = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{si x} \geq 0 \\ -1 & \text{si x} < 0 \end{array} \right.$$

et $\bar{\mathbf{B}} = \mathrm{diag}(|\beta_1|, \ldots, |\beta_d|)$.

Il ne reste plus qu'à définir $\mathbf{H}_3$ comme :

$$\begin{array}{rcl} \mathbf{H}_3 & \triangleq & \mathbf{D}^{-1}\mathbf{H}_2 \\ & = & \bar{\mathbf{A}}(\theta)\bar{\mathbf{B}}. \end{array}$$

Les DOA sont alors estimés par :

$$\theta_i = \mathrm{angle}(\mathbf{h}_{3,i}^{(1)H}\mathbf{h}_{3,i}^{(2)})$$

où $\mathbf{h}_{3,i}$ représente la $i^{\text{ième}}$ colonne de $\mathbf{H}_3$, $\mathbf{h}_{3,i}^{(1)}$ (resp. $\mathbf{h}_{3,i}^{(2)}$) est le sous-vecteur de $\mathbf{h}_{3,i}$ où sa dernière entrée (resp. sa première entrée) est supprimée. Notons que cette estimation relie automatiquement le retard de chaque trajet avec son angle d'arrivée, *i.e.* la $i^{\text{ième}}$ colonne de $\mathbf{H}_3$ (le $i^{\text{ième}}$ angle) est associée avec la $i^{\text{ième}}$ ligne de la matrice estimée $\mathbf{V}(\tau)$ (le $i^{\text{ième}}$ retard). Ainsi, si les lignes de $\mathbf{V}(\tau)$ sont permutées, les colonnes de $\mathbf{H}_3$ seront permutées de la même façon (*cf* (3.6)).

L'algorithme a été validé avec l'exemple d'une antenne circulaire constituée de$N = 7$ capteurs uniformément espacés ; la distance entre deux capteurs consécutifs étant de0.45λ (le rayon de l'antenne est égal à $\frac{\lambda}{2}$). Rappelons que le nombre de capteurs a été choisi de façon à négliger $J_N(\pi)$ par rapport $J_0(\pi)$. Une seule source est supposée présente et deux trajets sont considérés, caractérisés par leur angle d'arrivée [-10, 20] degrés, leur retard [0, 1/6] T et leur coefficient d'atténuation [1, 0.8] dont seule la phase varie de façon aléatoire. L'erreur sur chaque coefficient du canal est modélisée par un bruit additif Gaussien de variance σ^2. Le SNR (Signal to Noise Ratio) est définie comme :

$$SNR = \frac{E(Trace(\mathbf{H}\mathbf{H}^H))}{\sigma^2(NLP)}$$

$N_r = 100$ indépendantes réalisations de Monte-Carlo ont été effectuées. Les performances de l'estimation sont évaluées par l'erreur quadratique moyenne (MSE–mean Square Error) définie par :

$$MSE = \frac{1}{N_r}\sum_{r=1}^{N_r} \|\hat{x}_r - x\|^2$$

$\hat{x}_r$ désigne l'estimée du paramètre x qui dans notre cas est égal soit aux angles d'arrivées DOA θ_i, $i = 1, 2$, soit aux retards τ_i, $i = 1, 2$.
Dans la figure 3.7, l'erreur quadratique moyenne sur les angles d'arrivée est tracée en fonction du SNR en dB. De même, la figure 3.8 représente le MSE sur les estimés des retards en fonction du SNR en dB (la période symbole T est normalisée à 1). Nous pouvons observer sur cet exemple les bonnes performances de notre méthode d'estimation avec seulement 7 capteurs.

Cette méthode permet avec un nombre de capteurs acceptable d'estimer, avec une bonne précision, la position du mobile.

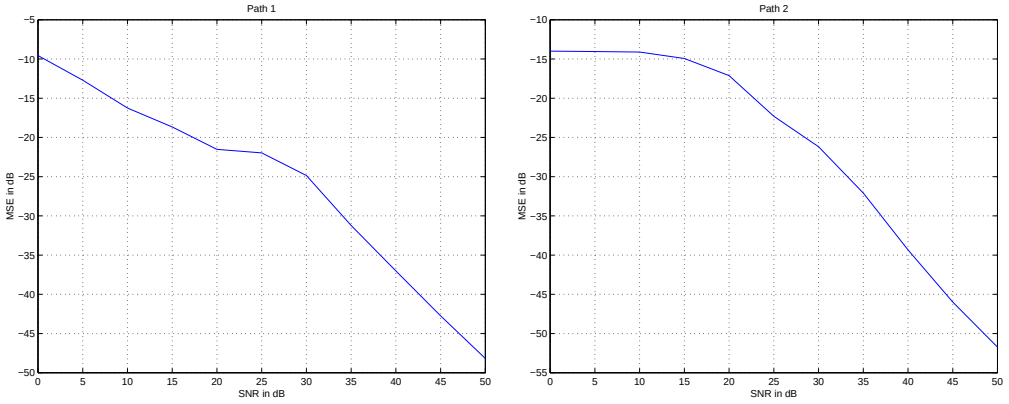


Fig. 3.7 – MSE des angles estimés en fonction du SNR en dB

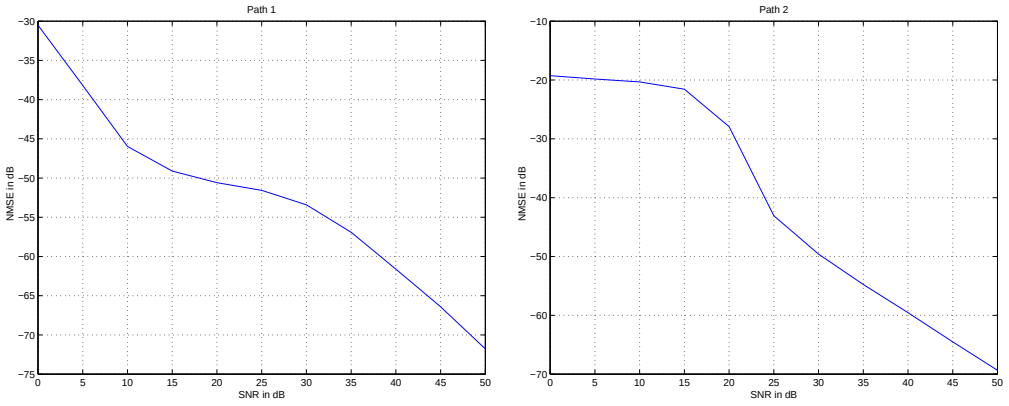


Fig. 3.8 – MSE des retards estimés en fonction du SNR en dB

3.3.5 Estimation des AOAs dans le contexte UMTS-FDD

Nous nous sommes placés dans le cadre d'une antenne circulaire comportant $N = 7$ capteurs, et nous avons utilisé l'algorithme proposé pour estimer les AOAs. Comme il a été précisé précédemment, une estimation au préalable de la réponse impulsionnelle du canal, correspondant au mobile recherché, est nécessaire. Elle est classiquement obtenue par un récepteur de type Rake qui consiste à réaliser des corrélations entre le signal reçu et des versions retardées de la séquence de contrôle de l'utilisateur considéré.

$$\hat{h}_{k,n}(l) = \frac{1}{V} \sum_{i=0}^{V-1} x_n(i+l) b_k^{1*}(i)$$

Avec V la taille temporelle de la corrélation.
Comme dans la liaison descendante, cette estimation du canal peut souffrir du problème d'écoute. En liaison montante, il est cependant possible d'envisager des techniques robustes de suppression d'interférences, étant donné que les signatures des différents utilisateurs d'une cellule sont connues au niveau de la station de base associée.
La figure qui suit illustre un algorithme classique de suppression d'interférences nommé PIC (Parallel Interference Cancellation). Les principales étapes de cet algorithme sont :

1. Estimation des canaux de chaque utilisateur à partir de la connaissance de la séquence du canal de contrôle : obtention des $\hat{h}_{k,n}$;
2. Estimation des symboles correspondant aux canaux de données de chaque utilisateur $\hat{d}_k^1$ et par conséquent des séquences émises par chaque utilisateur $\hat{b}_k$ [4] ;
3. Reconstitution des séquences des différents utilisateurs reçues au niveau des BSs et suppression de ces interférences :

[4] Remarque : on peut noter que les deux premières étapes de l'algorithme sont déjà réalisées car elles sont nécessaires à l'estimation des données des différents utilisateurs. Elles ne nécessitent donc pas l'implémentation d'algorithmes supplémentaires.

$$\tilde{x}_n(i) = x_n(i) - \sum_{u \neq k} \hat{x}_{n,u}(i)$$

où

$$\hat{x}_{n,u}(i) = \sum_{l} \hat{h}_u(l)\hat{b}_u(i-l)$$

4. Ré–estimation du canal à partir de la nouvelle séquence de signaux ainsi reconstituée :

$$\tilde{h}_{k,n}(l) = \frac{1}{V}\sum_{i=0}^{V-1} \tilde{x}_n(i+l)b_k^{1*}(i)$$

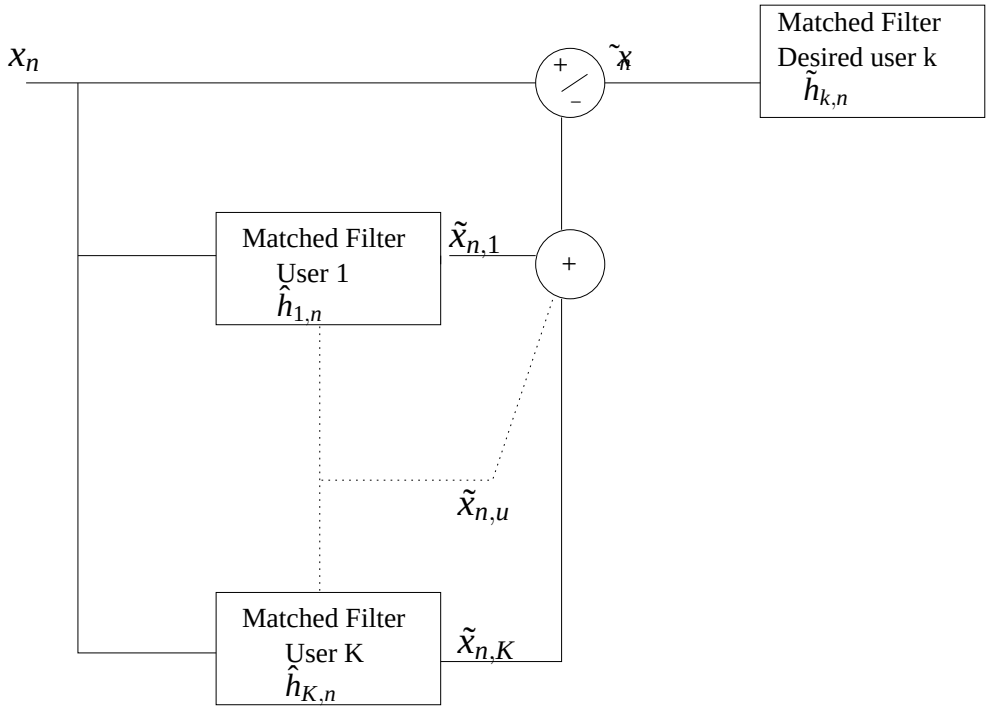


Fig. 3.9 – L'algorithme PIC

Comme pour la liaison descendante, nous supposerons que pendant une certaine période d'observation, les retards et les angles restent constants. Cela nous permettra d'obtenir plusieurs estimations indépendantes du canal correspondant à des angles d'arrivée et des retards constants. Cette hypothèse se justifie par le fait que les temps de cohérence relatifs aux retards et aux angles sont plus grands que ceux relatifs aux atténuations des trajets (*cf* [14]). Notons à ce propos une différence entre les retards et les angles : alors que la cohérence temporelle des retards dépend uniquement de la vitesse radiale, la cohérence angulaire est non seulement fonction de la vitesse ortho-radiale, mais également de la distance entre le mobile et la station de base considérée. A même vitesse ortho–radiale, le temps de cohérence angulaire sera plus faible pour un mobile proche de la station de base que pour un mobile éloigné. Cette remarque explique que le nombre de slots durant lesquels nous pourrons supposer que les angles d'arrivée n'ont pas changé sera plus faible

que celui qui avait été considéré dans le cas de la liaison descendante (il avait été choisi jusqu'à 240 slots.).
Pour tenir compte de l'ensemble des estimations réalisées, nous introduisons quelques modifications dans la Méthode ESPRIT-2D qui a été proposée :

- Tout d'abord, pour estimer les retards, nous formons la matrice de corrélation $\mathbf{C}_f$ de la matrice $\boldsymbol{\mathcal{H}}_f$ qui contient les transformés de Fourier des estimations de canal obtenues à chaque réalisation :

$$\mathbf{C}_f = \boldsymbol{\mathcal{H}}_f^H \boldsymbol{\mathcal{H}}_f.$$

  L'estimation des temps de retard par la méthode ESPRIT est alors réalisée sur les vecteurs propres associés à l'espace signal de cette matrice de covariance.
  Notons que dans le cas d'une antenne circulaire, on peut prendre pour chaque estimation de la réponse impulsionnelle, la moyenne des estimations obtenues au niveau de chaque capteur. Ceci est valable uniquement dans le cas d'une antenne circulaire car la somme des déphasages relatifs à chaque capteur est égale à une constante $NJ_0(\xi)$, (cf 3.3.4), ce qui n'est pas le cas par exemple pour une antenne linéaire.
- une fois que les temps de retard ont été estimés, la réduction de la matrice canal, telle qu'elle a été présentée dans l'eq. (3.6), est réalisée pour chaque période d'observation, en ayant pris soin auparavant d'ordonner les retards. Nous pouvons alors conservé pour chaque réalisation la ligne de la matrice de canal simplifiée, ainsi obtenue, correspondant au premier trajet. A partir de là, plusieurs méthodes peuvent être envisagées pour estimer les angles : MUSIC, formation de voie....

3.4 Localisation à partir des AOAs et des TOAs

A priori, 2 AOAs suffisent pour déterminer la position du mobile. Toutefois, si l'une des mesures est erronée, les performances de localisation en seront dégradées. C'est pourquoi, on préfère souvent réaliser la triangulation avec plus de2 mesures. On espère ainsi atténuer l'impact de certaines mesures erronées.
Toutefois, on peut se demander s'il ne serait pas plus efficace de n'effectuer la triangulation que sur les mesures paraissant les moins bruitées. En effet, comme les simulations vont le montrer, effectuer la triangulation sur toutes les mesures peut dégrader les performances, notamment lorsque les erreurs des différentes mesures ne se "compensent" pas entre elles.
Nous proposons, dans ce sens, un critère permettant d'évaluer la cohérence des mesures de AOAs entre elles. Ce critère consiste à calculer la probabilité de trouver le mobile à l'intersection des deux demi–droites (données par deux AOAs) connaissant une certaine densité de présence a priori du mobile à l'intérieur des cellules. La position du mobile est ensuite obtenue à partir des deux mesures apparaissant comme les plus cohérentes.

3.4.1 Choix de la distribution a priori de la position du mobile

Chaque mesure de AOA, TOA, ou encore de puissance permet de définir, comme nous allons le voir, une densité de probabilité de présence du mobile à l'intérieur des cellules. En se basant sur chacune de ces densités de probabilité ainsi définies, nous avons proposé un critère permettant de mesurer la cohérence des mesures de AOA entre elles. La méthode proposée consiste alors à n'effectuer la triangulation que sur les 2 mesures de AOAs, jugées les plus cohérentes.
Deux approches permettant de définir la densité de présence du mobile sont alors possibles :

- soit on utilise l'information angulaire disponible (les AOAs), combinée avec l'information donnant la distance entre le mobile et la BS (obtenue grâce aux TOAs ou/et aux mesures de puissances toujours disponibles au niveau des BSs).
- soit seule l'information liée à la distance MS–BS est utilisée.

Une fois le type d'information choisi, il faut s'intéresser à la nature de la distribution. Notre choix s'est porté sur la distribution Gaussienne qui est caractérisée par la connaissance de sa valeur moyenne et de la variance de ses paramètres. Cette distribution présente l'avantage d'être facile à implémenter et d'être réaliste dans le contexte considéré. Les deux types de distributions possibles sont données respectivement par les expressions suivantes :

$$D(r,\theta) = \frac{1}{2\pi\sigma_r\sigma_\theta} exp(-(\frac{r-\mu_r}{\sqrt{2}\sigma_r})^2) exp(-(\frac{\theta-\mu_\theta}{\sqrt{2}\sigma_\theta})^2) \tag{3.9}$$

$$D(r) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}\sigma_r} exp(-(\frac{r-\mu_r}{\sqrt{2}\sigma_r})^2) \tag{3.10}$$

Dans les simulations, les moyennes des distributions ont été prises égales à la valeur des paramètres estimés (AOAs ou TOAs). Les valeurs des variances ont, quant à elles, été choisies de façon empirique.
Les figures 3.10 et 3.11 illustrent les deux types de distributions possibles. La station de base de référence dans ces deux cas est située à $(0,0)$. Les paramètres des distributions sont :

- Pour la distribution (eq 3.9) : ($\mu_\theta = \pi/4$ rad, $\sigma_\theta = 0.2$ rad) et ($\mu_r = 100$ m, $\sigma_r = 5$ m).
- Pour la distribution (eq 3.10) : ($\mu_r = 100$ m, $\sigma_r = 5$ m).

Algorithme de Sélection

Le but de l'algorithme de sélection proposé est de choisir parmi l'ensemble des AOAs, les deux mesures les plus probables selon un critère de cohérence donné.
Le critère qui a été choisi consiste à calculer la probabilité de trouver le mobile à l'intersection de 2 demi-droites définies par 2 AOAs, connaissant une certaine densité de probabilité (pdf) de présence, D_k, du mobile à l'intérieur des cellules. Plus précisément, le critère, noté $P(\theta_i, \theta_j / D_k)$ est égal à la valeur de la pdf D_k au point d'intersection M des demi-droites S_i et S_j (de directions respectives θ_i et θ_j et de sommets respectifs la BS

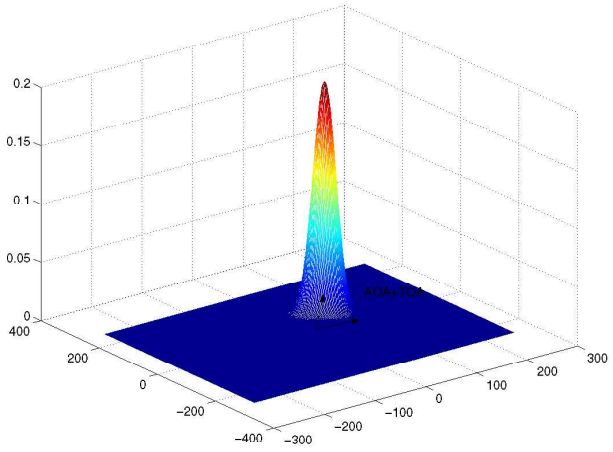


Fig. 3.10 – Distribution angle et distance combinés.

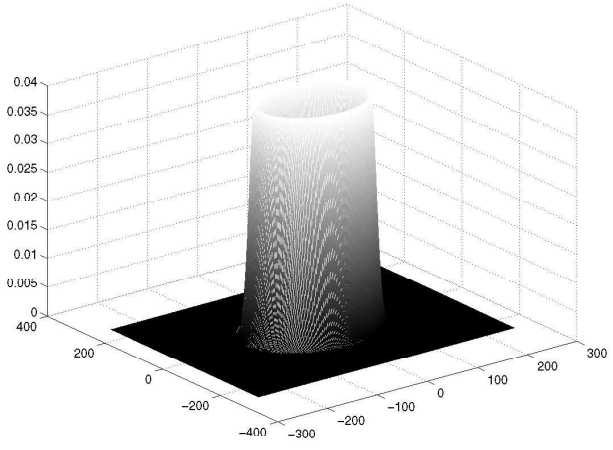


Fig. 3.11 – Distribution fonction de la distance BS-mobile.

i et la BS j) :

$$P(\theta_i, \theta_j / D_k) = D_k(r, \theta)$$

avec (r, θ) les coordonnées polaires du point M.
La figure 3.12 illustre les notations utilisées

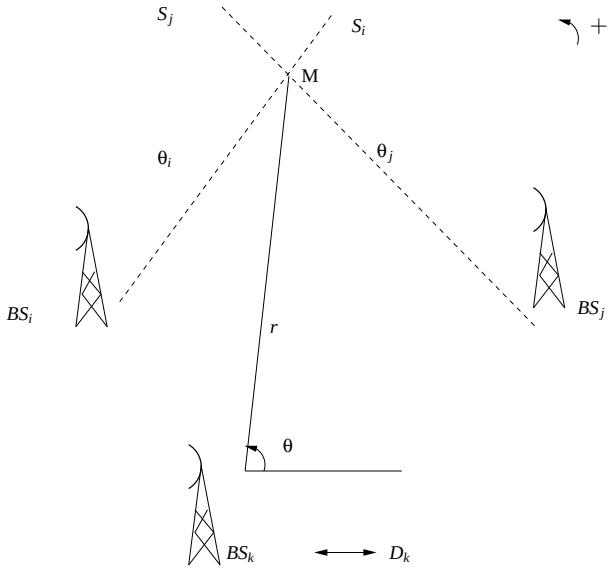


Fig. 3.12 – Algorithme de Sélection

Remarquons que chaque SB peut fournir les paramètres (moyenne, variance) nécessaires à la caractérisation d'une nouvelle distribution a priori. Il est alors possible d'obtenir pour chaque distribution D_k ainsi définie, un couple d'angles correspondant à la probabilité $P(\theta_i, \theta_j / D_k)$ la plus élevée :

$$(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)_k = \max_{i \neq j} P(\theta_i, \theta_j / D_k) \tag{3.11}$$

A cette étape, deux stratégies peuvent être développées :

- Soit, seule la distribution impliquant la station de base serveuse est considérée pour le critère de sélection. Ce choix se justifiant par le fait que les estimations de AOA et de TOA de la station serveuse peuvent paraître plus précises car elles sont moins sensibles au problème d'écoute (NFE).
- Soit, pour éviter de privilégier une BS par rapport aux autres, on applique le critère de sélection pour chaque BS et on effectue une sélection finale pour élire le couple le plus "probable" par rapport à l'ensemble des distributions :

$$(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) = \max_{k} (\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)_k \tag{3.12}$$

3.5 Simulations

3.5.1 Paramètres de simulation et types de simulation réalisés

Un environnement micro-cellulaire, similaire à celui utilisé dans la liaison descendante, contenant 4 BSs a été simulé selon la norme [9]. Chaque cellule considérée contient$K^c = K$ mobiles interféreurs, aléatoirement répartis.
De plus, chaque réponse impulsionnelle est composée de trois trajets dont les caractéristiques sont celles d'un piéton se déplaçant à une vitesse moyenne de3 km/h. D'autre part, le AOA du deuxième trajet (resp. du troisième trajet) est supposé être à20 degrés (resp. à -10 degrés) du AOA associé au premier trajet. Un bruit Gaussien représentant10% de la puissance maximale pouvant être reçue par une BS est ajouté. Le nombre d'utilisateurs par cellule a été choisi entre 15 et 30. Les courbes d'erreur ont été obtenues à partir de100 réalisations correspondant à une position fixe du mobile. Durant la période d'observation (choisie égale à 80 slots), les coefficients d'atténuation du canal $\beta_{k,i}$ seront supposés être des variables aléatoires Gaussiennes indépendantes de puissance$\sigma_{k,i}$ alors que les retards $\tau_{k,i}$ et les angles $\theta_{k,i}$ seront supposés invariants. Concernant le contrôle de puissance nécessaire pour limiter les interférences, trois couronnes ont été considérées pour chaque BS (cf fig. 3.13).

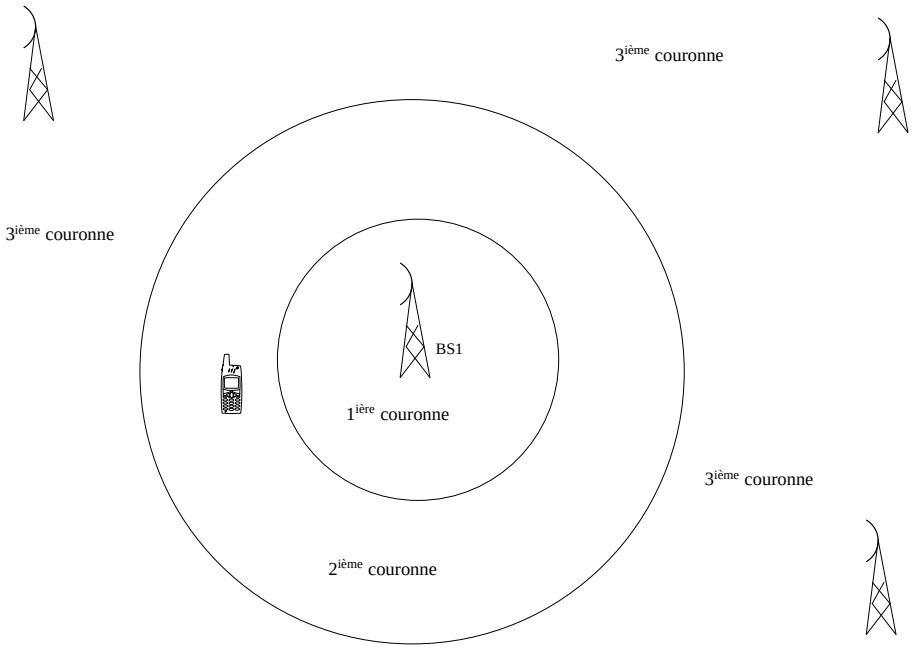


Fig. 3.13 – Contrôle de puissance, modèle de propagation choisie

Les signaux des mobiles appartenant à la première couronne sont reçus avec la puissance maximale. Les signaux des mobiles appartenant à la deuxième couronne sont atténués par rapport à leur distance à la première couronne$d$, en suivant une attenuation en

d^3. Les signaux des mobiles appartenant à la troisième couronne (*i.e.* n'appartenant pas à la cellule liée à la BS considérée) sont atténués par rapport à leur distance à la première couronne d, en suivant une attenuation en d^4. Le choix de ce modèle d'atténuation a été motivé par celui proposé dans [4], et s'explique par le fait que plus le mobile est éloigné de la BS, plus la probabilité de trouver des obstacles gênant la liaison MS–BS est grande. Comme mentionné précédemment, les principales erreurs de localisation sont dues :

- au problème d'écoute (NFE) ;
- à l'absence de trajet direct (NLOS).

C'est pourquoi deux types de simulations ont été proposés pour étudier les performances des différents algorithmes :

- la première catégorie de simulations illustre l'impact du problème d'écoute sur les performances de localisation, en tenant compte d'une atténuation particulièrement forte du signal avec la distance et de la présence d'un grand nombre d'utilisateurs.
- la seconde catégorie de simulations a mis l'accent sur l'absence de trajet direct.

Les AOAs et TOAs sont estimés en utilisant la méthode ESPRIT-2D proposée pour une antenne circulaire. Les courbes d'erreur obtenues sont représentées par la fonction de répartition circulaire des erreurs (Cumulative probability Density Function) représentant l'histogramme de l'erreur en mètres entre les différentes positions du mobile estimées et réelles.

3.5.2 Simulations sur le problème d'écoute :

Les figures 3.14, 3.15, 3.16 illustrent le problème d'écoute pour une position fixe du mobile. Les résultats de localisation de mobile sont obtenus par les différentes méthodes suivantes :

- notre algorithme de sélection (AS) ;
- une triangulation avec les AOAs (solution des moindres carrés)
  - des deux BSs les plus proches,
  - des trois plus proches BSs,
  - des 4 BSs.
- une triangulation avec uniquement les TOAs.

Pour chacun de ces cas, les paramètres suivants ont été modifiés :

- Le nombre d'utilisateurs par cellules : pour la figure 3.14, il a été pris égal à 15, et pour les figures 3.15, 3.16 il a été pris égal à 30.
- La position relative du mobile par rapport à sa serveuse. Pour les figures 3.14, 3.15, le mobile est situé dans la première couronne de sa cellule. Alors que la figure 3.16 correspond à une position du mobile appartenant à la deuxième couronne de la cellule considérée.

Les résultats obtenus, dans ces 3 cas, démontrent clairement l'efficacité de l'algorithme de sélection proposé par rapport aux méthodes classiques de triangulation.

Analyse des trois cas :

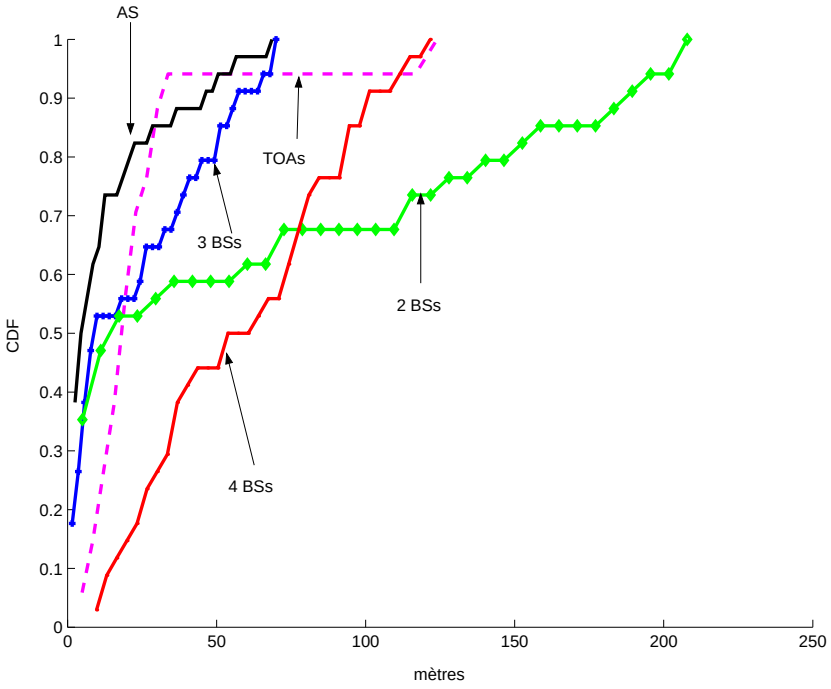


Fig. 3.14 – Cas 1 : problème d'écoute avec $K = 15$ utilisateurs, position du mobile proche de la serveuse.

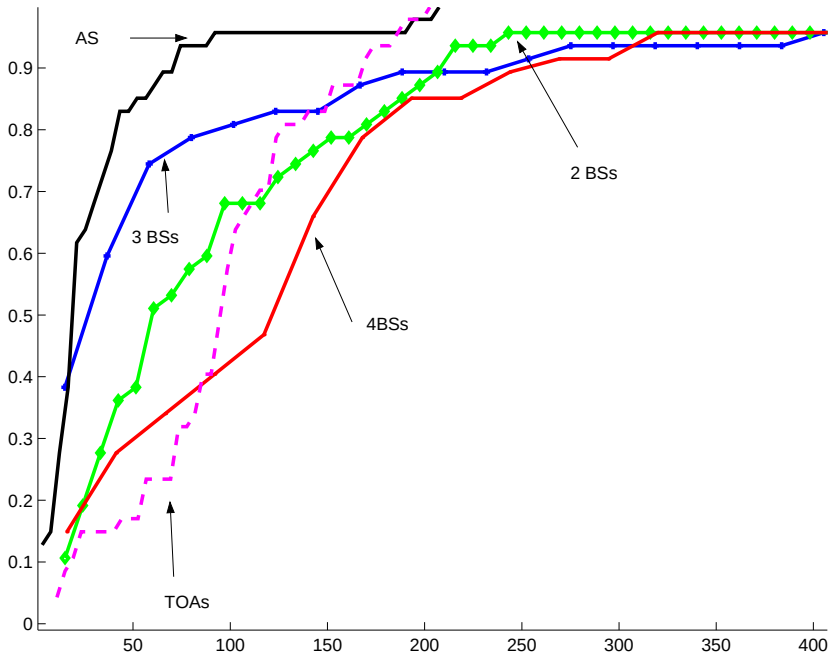


Fig. 3.15 – Cas 2 : problème d'écoute avec $K = 30$ utilisateurs, position du mobile proche de la serveuse.

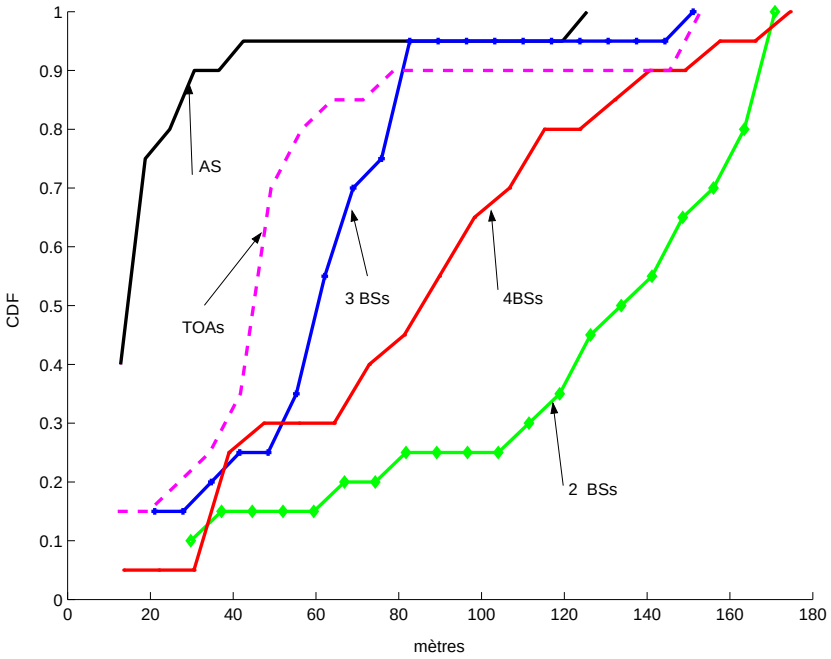


FIG. 3.16 – Cas 3 : problème d'écoute avec $K = 30$ utilisateurs, position du mobile loin de la serveuse.

Le premier cas correspond à un réseau moyennement chargé (nombre d'utilisateurs égal à 15 par cellule). Le mobile étant proche de la station serveuse, l'estimation de l'angle d'arrivée correspondant à cette BS est peu bruitée. En ce qui concerne les trois voisines considérées dans cette simulation, elles sont très éloignées du mobile. Par conséquent, les estimations des AOAs relatives à ces BSs sont bruitées, et plus particulièrement pour la $4^{\text{ième}}$ BS. Ceci explique les mauvaises performances obtenues par la triangulation réalisée avec les AOAs des 4 BSs.
Ainsi, la comparaison des résultats obtenus respectivement, par triangulation des AOAs des 2 BSs, 3 BSs et 4 BSs illustre le fait que considérer plus de mesures dans la triangulation n'améliore pas toujours les performances de localisation.
Le second cas, permet de voir l'impact d'une augmentation du nombre d'utilisateurs sur les performances de la localisation. La position du mobile est la même que celle du cas 1. Les estimations des AOAs correspondant aux voisines sont très bruitées. Ceci explique que les erreurs de localisation soient plus importantes que pour le cas précédent. Pour améliorer les estimations de AOAs et de TOAs, il faudrait envisager un algorithme de suppression d'interférence plus robuste que l'estimateur Rake. A ce propos, nous avons testé l'algorithme de suppression d'interférence tel qu'il a été proposé dans le cas du position de mobile très proche de sa serveuse avec un nombre d'utilisateurs égal à15. Les résultats obtenus de la figure 3.17, confirme que la version de l'algorithme proposé (noté SI) ne permet pas de lutter efficacement contre les interférences. On observe ainsi une légère amélioration sur les performances des méthodes de triangulation classiques. Mais, l'impact est négligeable sur les performances de la méthode de sélection proposée. Pour améliorer l'estimation des paramètres du canal, surtout lorsque le nombre d'utilisateurs

est élevé, il faudrait envisager des méthodes plus robustes de suppression d'interférence basées sur des techniques sous–espace par exemple.

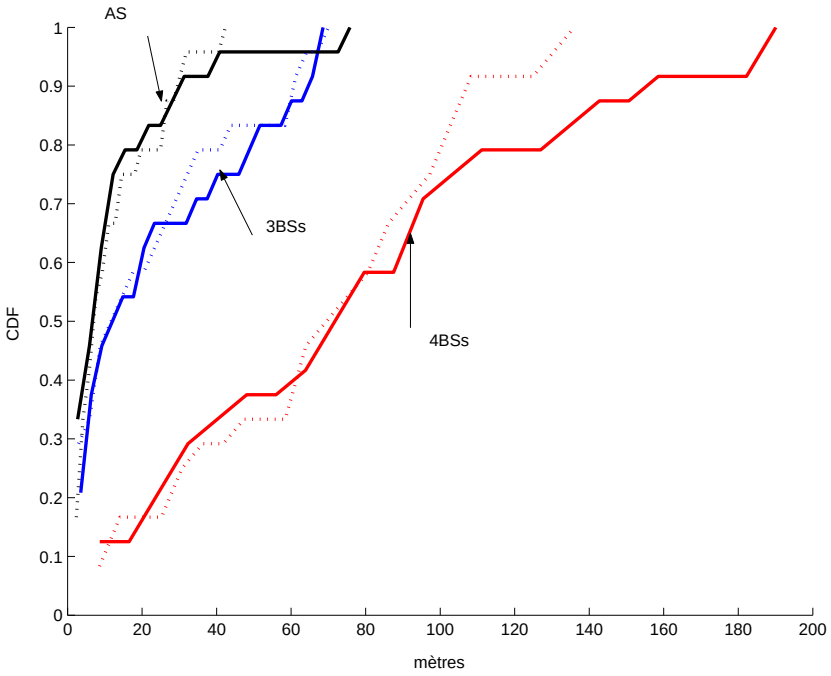


Fig. 3.17 – Performance dans le cas d'une position fixe du mobile avec 15 utilisateurs, avec SI (en pointillée) et sans SI (en trait plein).

Le cas 3 correspond à 30 utilisateurs par cellule et à une position du mobile plus éloignée de sa station serveuse que celle envisagée dans les deux premiers cas (le mobile appartient à la deuxième couronne de sa station serveuse). Les estimations des AOAs sont alors moins bruitées pour les voisines. Les performances de notre algorithme surpassent celles obtenues par les méthodes de triangulation classique. Ainsi, dans67% des cas, l'écart entre les performances obtenues avec l'algorithme de sélection AS et celles obtenues avec la triangulation des TOAs est de plus de 20 mètres, (soit une erreur d'estimation divisée par 2).
Les résultats de localisation sont donc très liés à la position du mobile. Une autre expérience a été également réalisée dans laquelle la position du mobile varie de façon aléatoire à l'intérieur de la cellule, à chaque nouvelle réalisation Monte–Carlo (fig. 3.18).

L'intérêt de ce type de simulation est de permettre de vérifier l'efficacité de l'algorithme de sélection indépendamment de la position du mobile et des BSs. L'écart entre les performances de notre algorithme et la triangulation avec3 BSs est moins important que dans les cas précédemment présentés. Ceci s'explique par la prise en compte des positions du mobile très proches de sa serveuse. Par ailleurs, remarquons que dans le cas d'une position fixe, il est possible de moyenner sur plusieurs réalisations les temps d'arrivée et les angles estimés pour lisser les valeurs de μ_r et μ_θ utilisées dans les distributions et réduire ainsi l'impact de certaines estimations erronées sur la méthode de sélection.

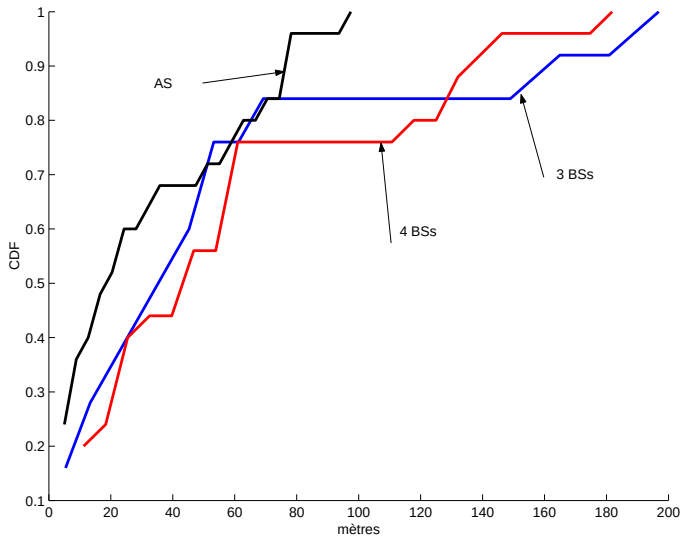


FIG. 3.18 – Le problème d'écoute dans le cas d'une position moyennée du mobile.

3.5.3 Le problème d'absence de trajet direct :

Le cas de l'absence de trajet direct a été étudié. On a supposé que la puissance du premier trajet associée à la seconde BS était trop faible pour pouvoir être détecté. C'est le second trajet qui est supposé détecté. L'algorithme proposé donne là aussi de très bonnes performances (fig. 3.19). On peut remarquer que la triangulation avec 4 BSs donne de meilleurs résultats que la triangulation avec 3 BSs. En effet, les AOAs des stations de base non touchées par l'absence de trajet direct étaient peu bruités et le nombre d'utilisateurs choisi relativement petit (20 utilisateurs par cellule) afin de ne pas masquer le problème d'absence de trajet direct par le problème d'écoute.

3.5.4 Influence du choix de la variance sur les performances de notre algorithme :

Dans la figure 3.20, nous avons voulu étudier l'influence du choix de différentes valeurs de variances σ_r et σ_θ sur les performances de localisation. Nous avons pu constater que le choix de différentes valeurs de σ_r et σ_θ n'avait que peu d'impact sur les performances de la méthode de sélection. La figure 3.20 compare ainsi les performances obtenues par l'algorithme de sélection, avec des variances faibles ($\sigma_r = 3$ m et $\sigma_\theta = 0.05$ rad) et des variances élevées ($\sigma_r = 50$ m et $\sigma_\theta = 2$ rad). L'expérience a été réalisée sur les estimations de TOAs et AOAs correspondant au cas 1, (*cf* fig. 3.14). Le faible écart entre les 2 courbes permet de conclure sur la robustesse de l'algorithme de sélection par rapport au choix de

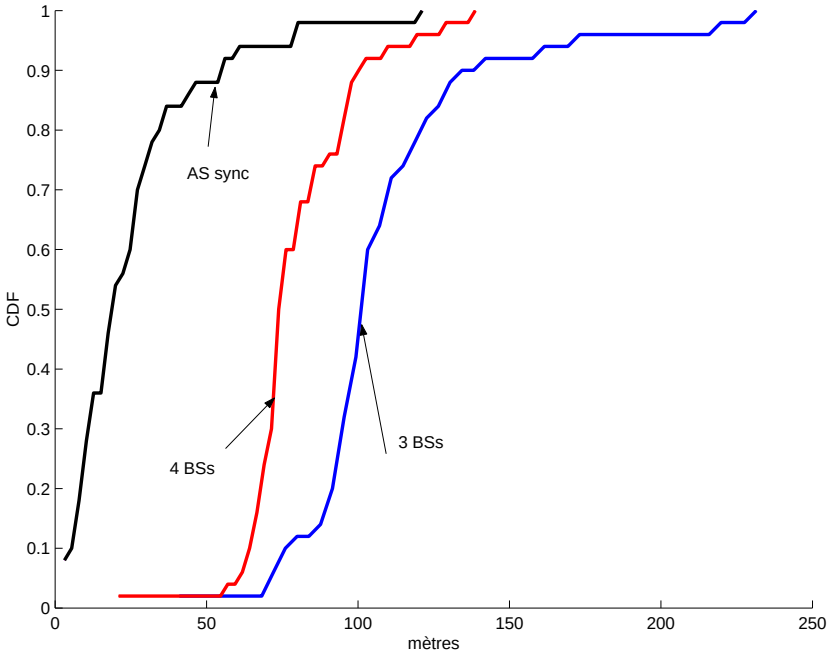


Fig. 3.19 – Le problème de l'absence de trajet direct pour une position fixe du mobile

ces différents paramètres. Notons qu'afin de ne pas privilégier une BS par rapport à une autre, les mêmes variances ont été attribuées à toutes les BSs ; ceci peut expliquer la robustesse de notre algorithme à ces paramètres.

3.5.5 Influence du choix de la distribution :

La figure 3.21 compare les performances de localisation, correspondant au cas de la figure 3.15, obtenues à partir des distributions utilisant respectivement les informations combinées angle-distance (dist 1) et les informations distances (dist 2). On constate que la méthode de sélection donne de meilleure résultats avec la première distribution qu'avec la seconde. Le fait de prendre en compte les informations combinées angle-distance permet d'affiner les distributions par rapport à chaque BS et permet ainsi d'améliorer la fiabilité du critère proposé.

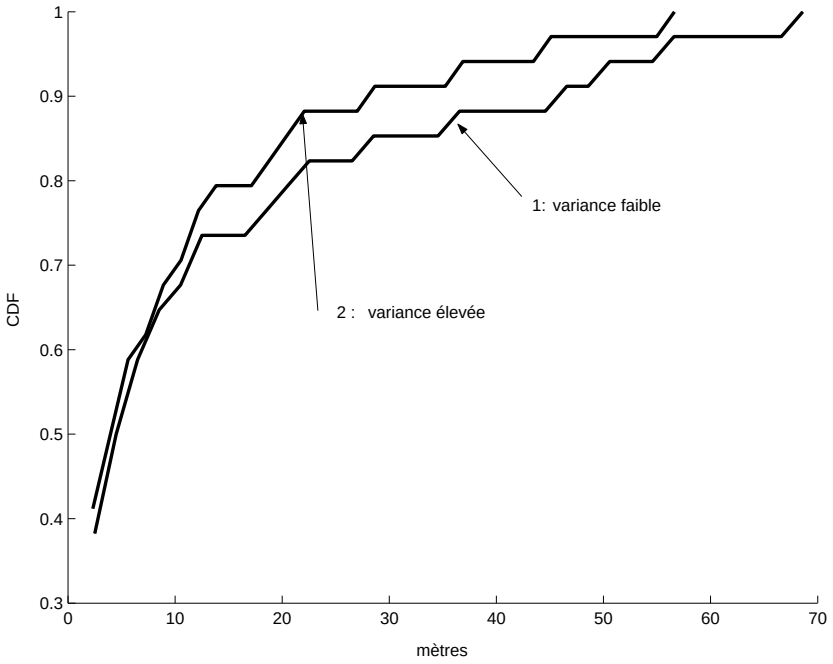


FIG. 3.20 – Influence du choix des des variance sur les estimation de cas de la fig 3.14.

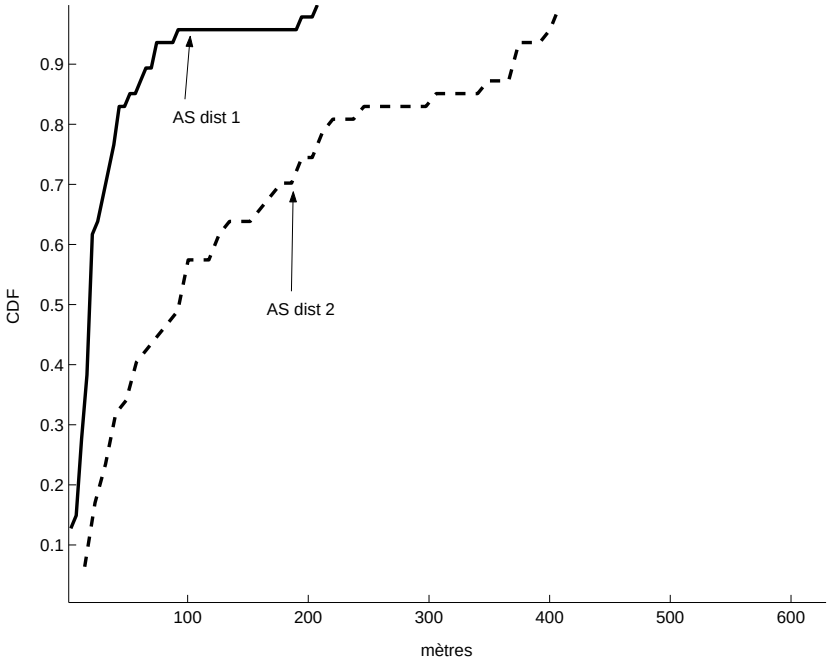


FIG. 3.21 – Influence du choix de la distribution, cas de la figure 3.15.

3.6 La question de la synchronisation

3.6.1 Critère pour éliminer la contrainte de synchronisation

Notons que l'ensemble des résultats présentés dans la section simulation, ont été obtenus en supposant que les TOAs représentaient les temps de propagation liés à la transmission du signal, *i.e.* que l'on a supposé l'existence d'une horloge de temps absolue entre le mobile et les différentes stations de base. Or ceci n'existe pas actuellement au niveau de la norme. Rappelons à ce propos que la synchronisation entre les stations de base peut être obtenue grâce à l'installation de LMUs (*cf* liaison descendante). Quant à la synchronisation entre le mobile et les BSs, elle pourrait être réalisée par une technique similaire à celle du Timing Advance du GSM [32] (qui correspond à un signal effectuant un aller retour entre la BS et le mobile permettant ainsi le calcul de la distance les séparant). Toutefois, cela supposerait des changements au niveau de la norme, et c'est pourquoi nous avons réfléchi à un moyen de supprimer ces contraintes de synchronisation :
A l'algorithme de sélection, nous faisons précéder un algorithme qui permet d'estimer par rapport à la référence temporelle de chaque BS i, l'instant d'émission t_{o_i} des signaux du mobile.
Plus précisément, si aucune horloge absolue n'est supposée exister (*i.e.* d'une part entre le mobile et les BSs et d'autre part entre les BSs), le système d'équations liant les TOAs aux coordonnées du mobile peut s'écrire :

$$\begin{aligned} c(t_i - t_{o_i}) &= \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \\ &= d_i \end{aligned}$$

Nous proposons alors d'estimer les valeurs t_{o_i} pour chaque BS en utilisant le critère suivant :

$$\hat{t}_{o_1}, \hat{t}_{o_2}, \ldots, \hat{t}_{o_U} = \arg\min \sum_{i=1}^{U} \sum_{j=1}^{U} \|d_j(t_{o_j}) - d_{ij}(to_i)\|^2 \tag{3.13}$$

d_j représente la distance entre le mobile et la station de base j donnée en fonction de t_{o_j}.
d_{ij} représente aussi la distance entre le mobile et la station de base j mais obtenue à partir de la connaissance des TOA et AOA de la station de base i. Plus précisément (*cf* fig. 3.22) :

$$d_{i,j} = \sqrt{r_{i,j}^2 + d_i^2 - 2cos(\theta_{i,j}) r_{i,j} d_i}$$

La minimisation de ce critère peut être réalisée en utilisant la technique du gradient. L'initialisation de l'algorithme peut se faire par exemple à partir de la position du mobile obtenue par les AOAs des 4 BSs.
Une fois les temps d'émission t_{o_i} estimés, on peut alors utiliser l'algorithme de sélection proposé.

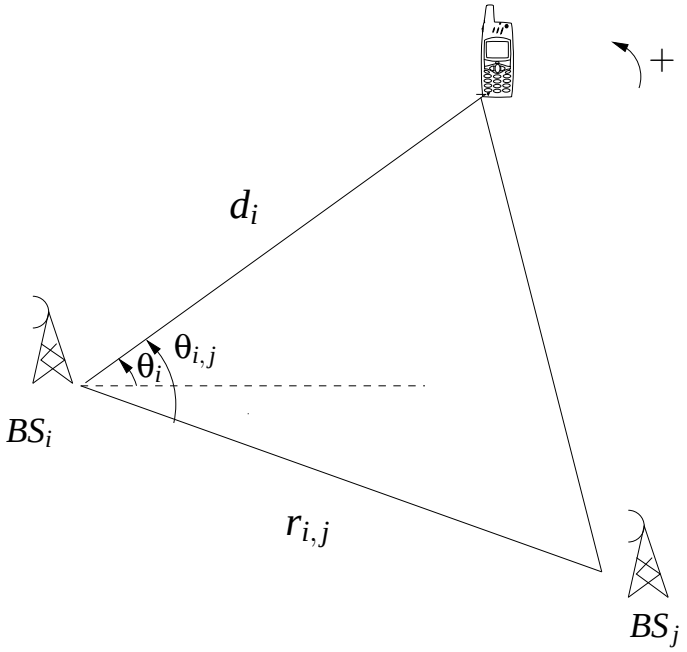


Fig. 3.22 – Calcul de $d_{i,j}$.

3.6.2 Simulations

Nous avons appliqué cet algorithme aux exemples déjà traités pour illustrer le problème d'écoute (position fixe, position moyennée) et le problème d'absence de trajet direct. Concernant le problème d'absence de trajet direct, de nouvelles simulations ont été réalisées pour étudier les performances de l'algorithme de sélection proposé dans le cas où deux mesures de AOAs étaient biaisées par l'absence de trajet direct.
Tout d'abord, au vu des résultats, nous pouvons dire que la non–connaissance à priori des t_{o_i} ne détériore pas de façon significative les performances de la méthode proposée, (voir figures (3.23, 3.24, 3.25)). Elle peut même en améliorer les performances voir figure 3.23. Des conclusions semblables peuvent être faites concernant les résultats obtenus avec une position moyenne du mobile, (fig. 3.26).

Comme précédemment, le cas de l'absence de trajet direct pour la BS2 a été traité (fig. 3.27). La non–connaissance des t_{o_i} ne détériore pas non plus les performances. Disposant de 4 mesures de AOAs, il était intéressant de regarder les performances de l'algorithme de sélection lorsque deux mesures de AOA sont biaisées par l'absence de trajet direct. La figure 3.28 (resp. 3.29) illustre le cas où les AOAs des BSs 3 et 4 (resp. 2 et 4) sont biaisés. Les paramètres utilisés dans ces simulations (nombre d'utilisateurs, position du mobile) sont les mêmes que ceux utilisés dans la figure 3.27. Globalement, l'algorithme de sélection avec et sans synchronisation permet d'obtenir de meilleures résultats que les triangulations classiques. Par exemple, pour la figure 3.28, dans plus de 50% des cas,

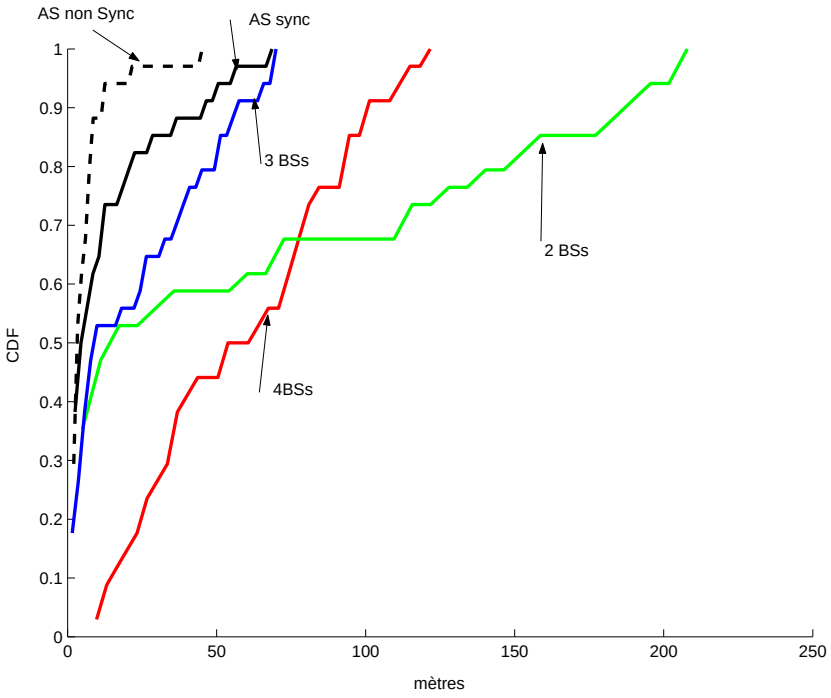


Fig. 3.23 – Cas 1 : Comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau.

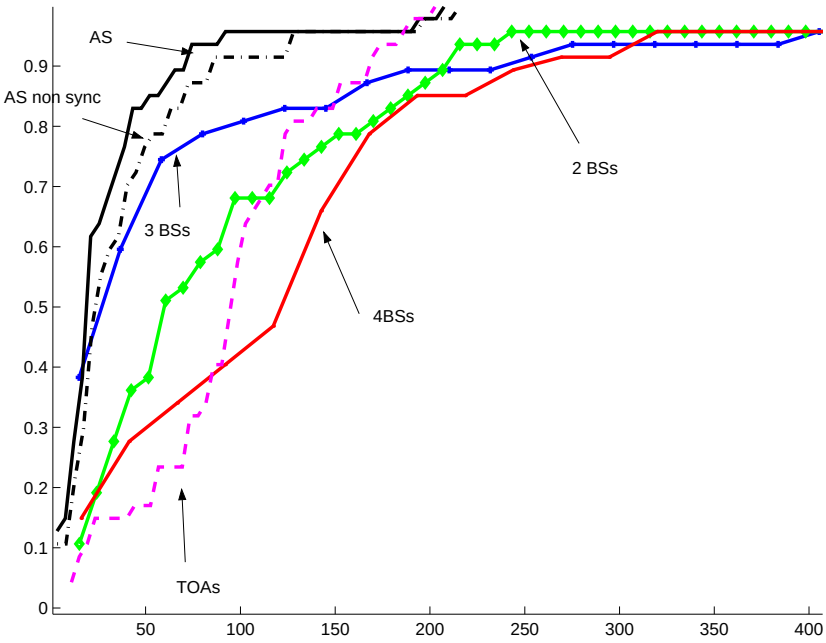


Fig. 3.24 – Cas 2 : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau.

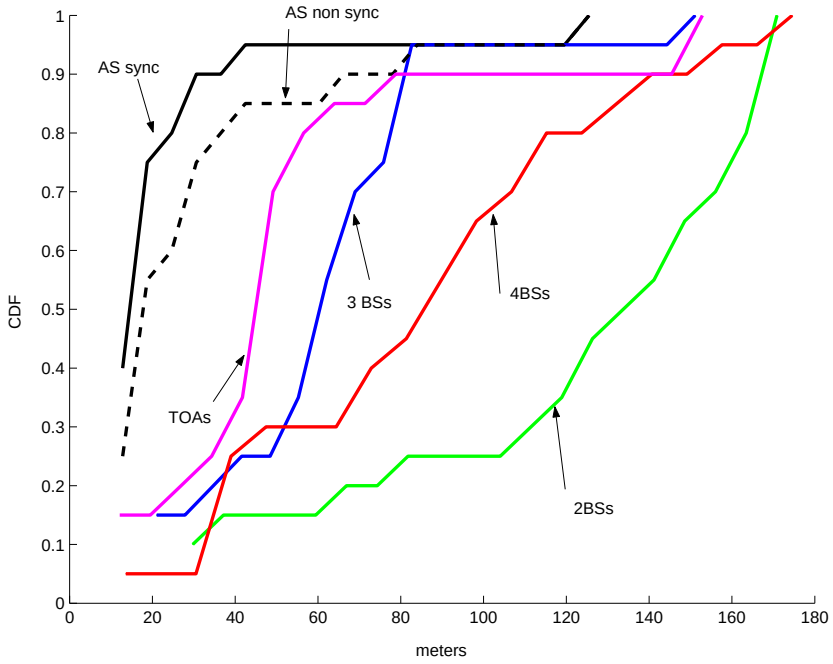


Fig. 3.25 – Cas 3 : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau.

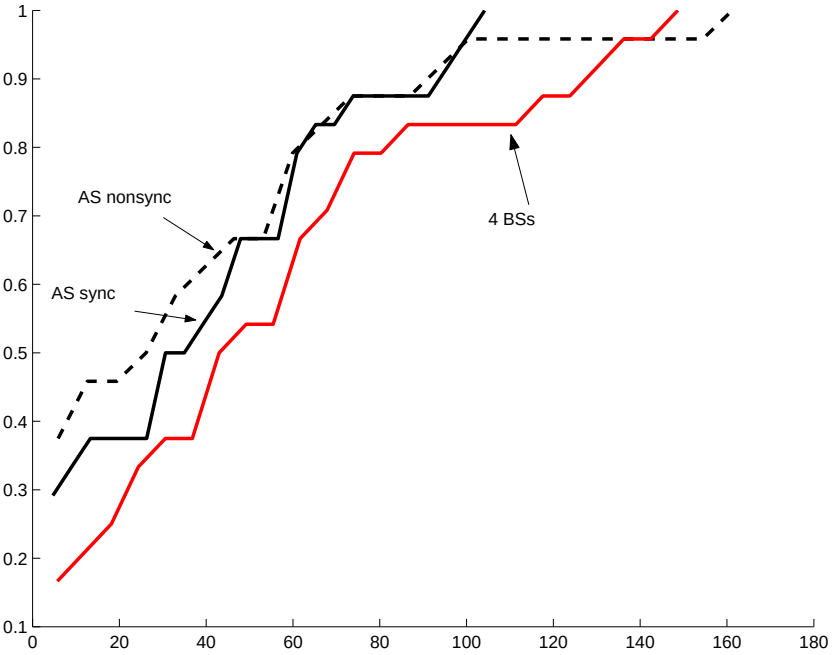


Fig. 3.26 – Position moyenne du mobile : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau.

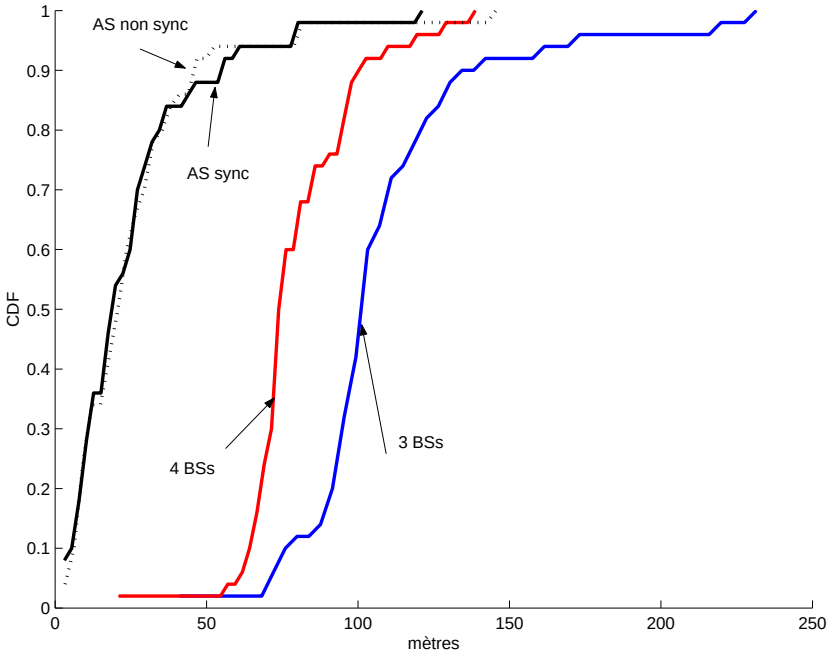


Fig. 3.27 – Cas d'un trajet non direct : comparaison de l'AS avec synchronisation et sans synchronisation du réseau.

la méthode proposée permet de réduire de 50% les erreurs de localisation par rapport à la localisation avec les AOAs des 4 BSs. Concernant la figure 3.29, les performances de notre méthode de triangulation sont encore plus remarquables, ainsi dans 67% des cas, la méthode proposée permet de réduire de 50% les erreurs de localisation par rapport à la localisation avec 3 BSs. Le cas de la figure 3.28 est intéressant car il correspond à un cas de compensation des erreurs. En effet, la géométrie des BSs par rapport au mobile est telle que les erreurs sur les mesures des AOAs relatives aux BSs3 et 4 se compensent entre elles, comme le montre la figure 3.30. Cette remarque permet de comprendre les bonnes performances obtenues par la méthode de triangulation classique avec les4 AOAs.

Pour finir, le cas correspondant à une position moyennée a été étudié pour illustrer l'absence de trajet pour 2 BSs. La figure 3.31 illustre le cas de mesures biaisées (NLOS) pour les BSs 3 et 4 alors que la figure 3.32 illustre le cas de mesures biaisées (NLOS) pour les BSs 2 et 4. La méthode de sélection donne de bons résultats dans les deux cas.

3.7 Conclusion

Dans cette partie, nous avons introduit une nouvelle méthode de triangulation 'probabilistique', basée sur un nouveau critère qui sélectionne les deux mesures de AOAs le plus en accord avec une distribution 'à-priori' de la position du mobile. Cette approche

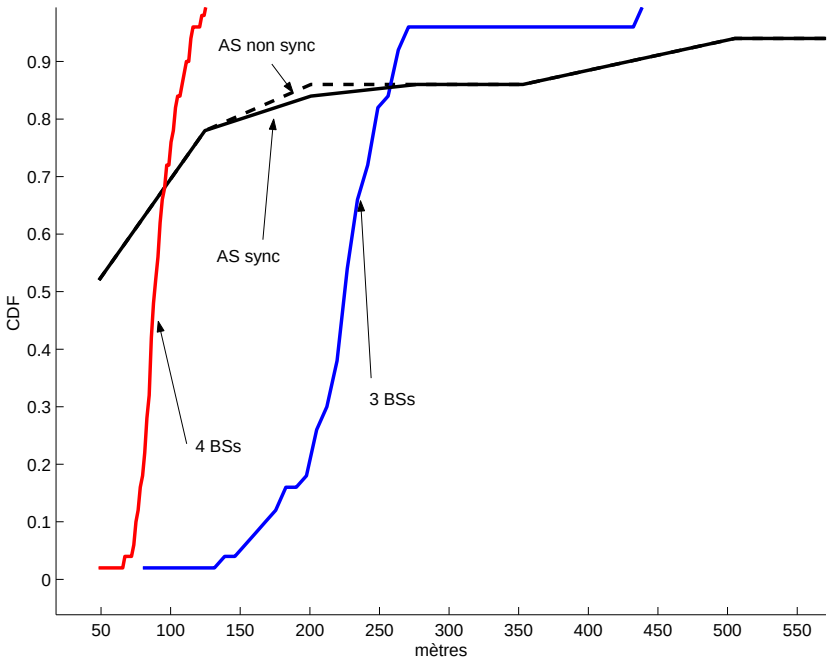


FIG. 3.28 – Position fixe du mobile : NLOS sur les BSs 3 et 4.

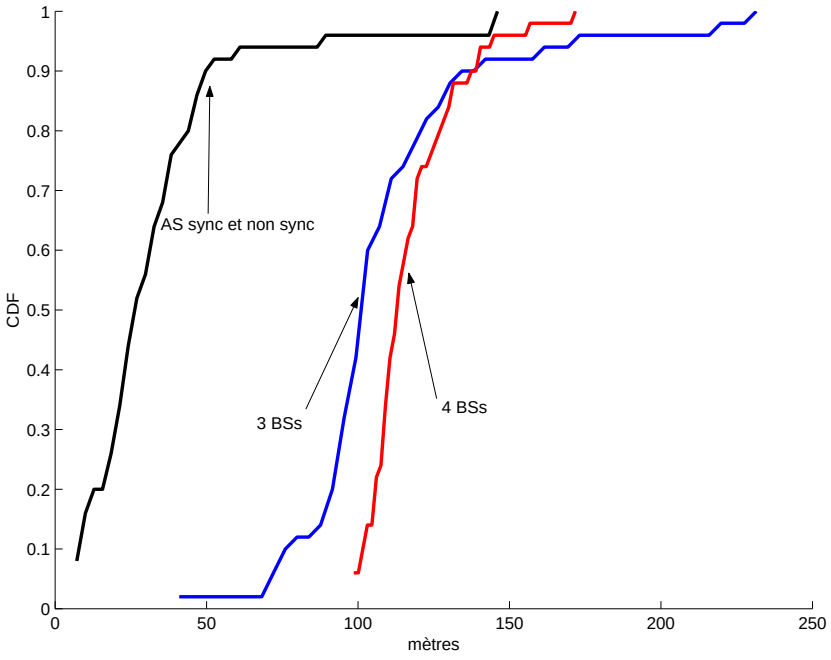


FIG. 3.29 – Position fixe du mobile : NLOS sur les BSs 2 et 4.

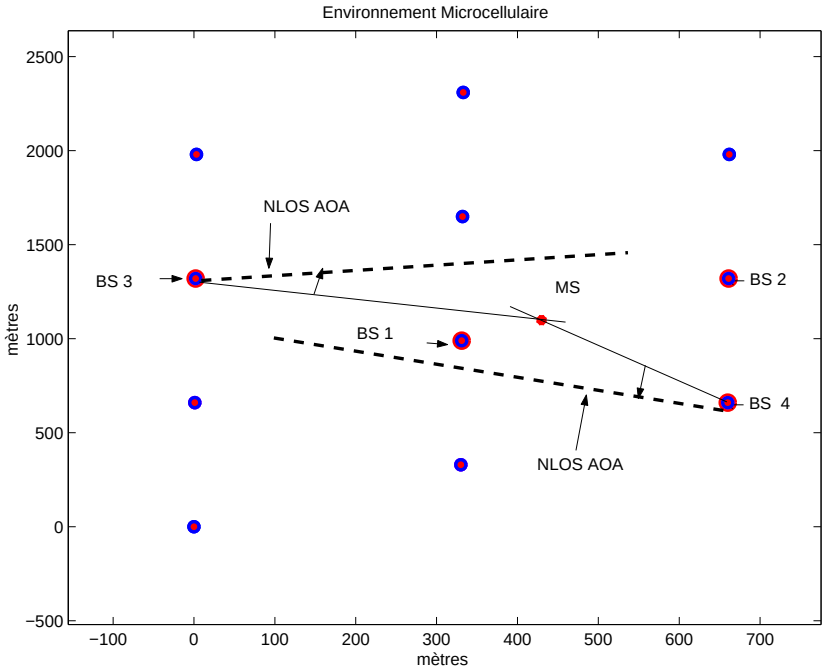


Fig. 3.30 – Compensation des erreurs (de NLOS) pour le cas de la figure 3.28.

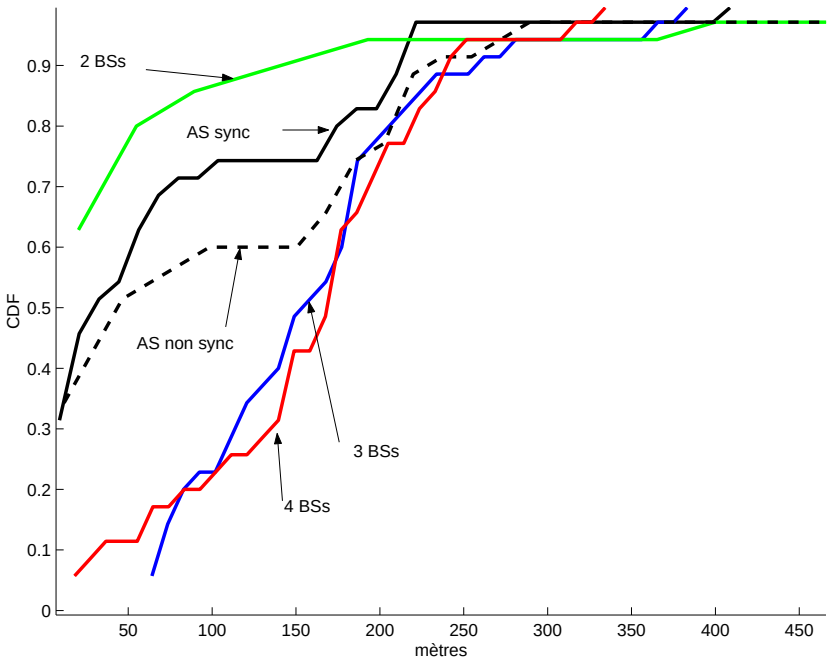


Fig. 3.31 – Position moyenne du mobile : NLOS sur les BS 3 et 4.

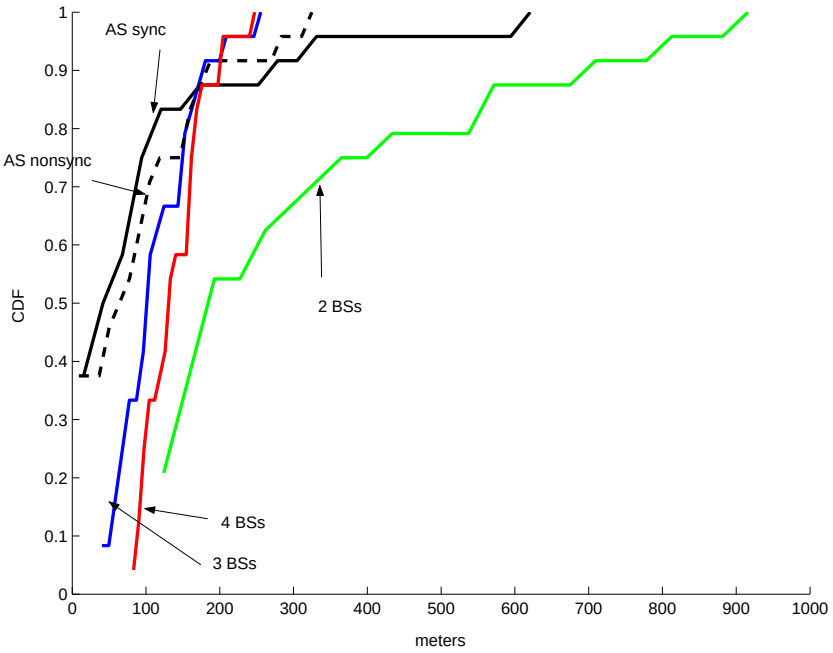


FIG. 3.32 – Position moyenne du mobile : NLOS sur les BS 2 et 4.

a été motivée par le fait qu'estimer la position du mobile en tenant compte de toutes les mesures de AOAs disponibles peut dégrader les performances. Ceci est particulièrement vérifié lorsqu'une seule de mesures est erronnée comme l'ont montré les différentes simulations (fig. 3.14, 3.16 ...). Les simulations réalisées ont montré l'efficacité de la méthode proposée, correspondant au choix de distributions a-priori Gaussiennes obtenues à partir de la connaissance conjointe des AOAs et TOAs relatifs à chaque BS. En particulier, on peut citer les résultats suivants obtenus correspondant à une position moyenne du mobile dans la BS :

- La figure 3.18 illustre les performances de notre algorithme face au problème d'écoute. Le gain par rapport aux autres méthodes de triangulation est d'environ 20 m dans 67% des cas.
- Les figures 3.31 et 3.32 illustrent les performances de l'algorithme dans le cas où 2 des 4 mesures de AOAs sont erronées par l'absence de trajet direct. Là aussi, la méthode sélection proposée permet d'améliorer les performances dans plus de 67% cas. Les améliorations obtenues, par rapport à la triangulation avec 4 BSs peuvent varier de 20 m à plus de 100 m (correspondant au cas où il y a synchronisation entre le mobile et la BS).

Nous avons pris soin de proposer une méthode qui ne nécessite aucune hypothèse supplémentaire de synchronisation. Cette remarque est importante lorsque l'on sait que l'ajout d'équipements tels que les LMUs reste problématique pour les opérateurs. En effet, tout appareil ajouté nécessite un entretien régulier souvent très coûteux.

Localisation de source en champ proche

Chapitre 4

Champ proche

Le thème abordé dans cette partie peut paraître très différent de celui des 2 parties précédentes. En effet, l'hypothèse champ lointain semble plus adaptée à la localisation de mobile dans les systèmes UMTS-FDD. Il existe toutefois certaines situations de localisation pouvant nécessiter de considérer l'hypothèse champ proche. Par exemple, le projet RNRT "LUTECE" s'est intéressé au développement d'un système de localisation par téléphone cellulaire dédié aux personnes prises sous une avalanche. Le but du système était de porter assistance à des skieurs, surfeurs ensevelis sous la neige grâce à une antenne héliportée. Pour représenter certaines situations comme le cas où l'hélicoptère est proche de la zone accidentée, l'utilisation d'un modèle champ proche a ainsi été envisagée.
La principale différence entre les modèles champ proche et champ lointain réside dans l'approximation du déphasage, dû à la propagation du signal, existant entre les différents capteurs de l'antenne. En effet, comme il sera montré dans la suite de ce chapitre, le déphasage entre les capteurs dépend non seulement de l'angle d'arrivée des ondes comme pour le modèle champ lointain, mais également de la distance entre l'émetteur et l'antenne de réception. L'hypothèse champ proche nécessite donc l'utilisation d'algorithmes d'estimation conjointe angle-distance similaires dans leur objectif à ceux utilisés dans la partie II pour la localisation du mobile à partir des AOAs.
Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au problème de la localisation de source en champ proche en se basant sur les statistiques d'ordre 2 des observations. Les paramètres source (angle-distance) ont été estimés par un algorithme de prédiction linéaire pondéré (WLP) appliqué à certaines corrélations spatiales des observations reçues au niveau des capteurs.
Le chapitre permettra d'aborder les différents points suivants : après la description de l'algorithme de prédiction linéaire pondéré (WLP), une analyse des performances asymptotiques sera détaillée ainsi que le calcul de la pondération optimale pour l'algorithme. Finalement, les simulations proposées permettront de valider les résultats théoriques de l'analyse asymptotique et de vérifier les bonnes performances de la méthode proposée en la comparant notamment à une autre méthode d'estimation angle et distance conjointe, basée sur les statistiques d'ordre supérieur des observations.

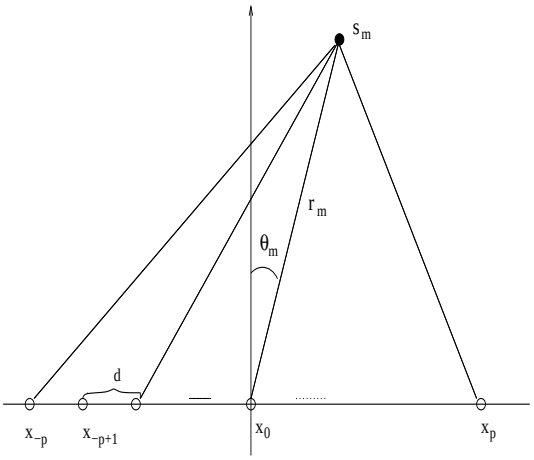
4.1 Introduction au champ proche

La plupart des méthodes proposées dans la littérature, permettant de localiser une source à partir des signaux, reçus au niveau d'une antenne comportant plusieurs capteurs, se placent sous l'hypothèse d'une source bande étroite en champ lointain [35] ;*i.e.* ils considèrent les signaux reçus comme des ondes planes, centrées autour d'une fréquence. Or dans certaines applications comme l'océanographie (radar, sonar), la robotique, le domaine biomédical ,..., les distances sources-capteurs ne sont plus suffisamment grandes par rapport aux longueurs d'ondes utilisées. De ce fait, l'hypothèse champ lointain n'est plus valide. La modélisation "onde plane" doit être remplacée par la modélisation des signaux en ondes sphériques (hypothèse champ proche).
De plus, les techniques classiques d'estimation d'angle valables en champ lointain [35] ne peuvent plus être utilisées dans ce nouveau contexte champ proche. En effet, les déphasages des signaux reçus au niveau des différents capteurs, dus au temps propagation, ne varient plus de façon linéaire avec la position des capteurs, comme dans le cas des champs lointains. Ils sont maintenant caractérisés par deux paramètres de la source, son angle et sa distance, mesurés par rapport au centre du tableau de capteurs. En fait, l'expression du déphasage n'a pas changé, mais l'approximation qui est faite pour les champs lointains, correspondant au premier terme du développement de Taylor du temps de propagation, ne peut plus être utilisée. Tenter de résoudre le problème de la localisation directement en tenant compte de l'expression du déphasage fortement non-linéaire est très difficile. Heureusement, une bonne approximation du temps de propagation consiste à ne considérer dans son développement de Taylor que les termes jusqu'à l'ordre deux (approximation de *Fresnel*). Les retards de propagation varient alors de façon quadratique avec la position des capteurs. Toutefois, même avec cette approximation, les méthodes d'estimation conventionnelle haute-résolution ne peuvent pas être utilisées.
Récemment, plusieurs méthodes de localisation de sources en champ proche ont été proposées parmi lesquelles on trouve des méthodes basées sur le Maximum de vraisemblance [43], des méthodes utilisant une approximation de la matrice de covariance [40], des approches paramétriques [38], des méthodes de type MUSIC-2D [51], des méthodes de type ESPRIT (resp. ESPRIT unitaire) utilisant les statistiques d'ordre supérieur [42],[46] (resp. [39]) ou encore des méthodes utilisant les statistiques circulaires de sources cyclostationnaires [41]. Notons toutefois que la plupart de ces méthodes sont complexes car soit elles nécessitent une recherche multidimensionnelle, soit elles sont basées sur les statistiques d'ordre supérieur des observations. C'est pourquoi, l'algorithme que nous proposons n'utilise que les statistiques d'ordre 2 des observations. L'idée de cet algorithme consiste à transformer le problème non-linéaire, champ proche, en un problème virtuel de type champ lointain, qui pourra se résoudre en utilisant les techniques classiques d'estimation [35].

Ce chapitre va se diviser en quatre parties :
- La première partie sera consacrée à la formulation du problème ainsi qu'à l'énoncé des principales hypothèses ;
- Dans la deuxième partie, l'algorithme de prédiction linéaire pondérée basé sur les

statistiques spatiales d'ordre 2 sera présenté ;
- La troisième partie est dédiée à l'analyse des performances asymptotiques de la méthode proposée ainsi qu'au calcul de la pondération optimale ;
- Enfin, une quatrième partie sera consacrée aux résultats des simulations, en particulier les performances obtenues avec l'algorithme proposé seront comparées avec celles correspondant à un algorithme ESPRIT-2D basé sur les statistiques d'ordre supérieur.

4.2 Modèle des données et énoncé des hypothèses



Considérons m sources indépendantes en champ proche et en bande étroite, dont les signaux sont recueillis par une antenne linéaire uniforme contenant $n = 2p + 1$ capteurs, espacés d'une distance notée d. La référence de phase choisie est au centre de l'antenne. Le signal reçu par le k^{ime} capteur s'écrit :

$$x_k(t) = \sum_{l=1}^{m} s_l(t) e^{j\tau_{kl}} + w_k(t), \quad -p \leq k \leq p \tag{4.1}$$

où $s_l(t)$ représente le signal de la $l^{\text{ième}}$ source, $w_k(t)$ le bruit additif, et τ_{kl} le retard relatif associé au temps de propagation du signal de la source l au capteur k (la référence étant choisie par rapport au capteur '0') et dont l'expression est donnée par [36] :

$$\tau_{kl} = \frac{2\pi r_l}{\lambda}\left(\sqrt{1 + \frac{k^2 d^2}{r_l^2} - \frac{2kd\sin\theta_l}{r_l}} - 1\right) \tag{4.2}$$

r_l et θ_l sont les paramètres angle et distance de la source l et λ représente la longueur d'onde du signal. On peut remarquer que τ_{kl} est une fonction non-linéaire des paramètres source r_l et θ_l. Par conséquent, comme il a déjà été dit, les méthodes haute-résolution d'estimation de AOAs ne sont plus adéquates. Cependant, une bonne approximation de

τ_{kl} est l'approximation de *Fresnel* qui consiste à ne considérer que les termes du développement de Taylor jusqu'à l'ordre 2[1].
τ_{kl} peut alors être approximé par :

$$\tau_{kl} \approx \omega_l k + \phi_l k^2 + O(\frac{d}{r_l}^2) \tag{4.3}$$

où $O(\frac{d}{r_l}^2)$ représente les termes d'ordre supérieurs à $\frac{d}{r_l}^2$ qui ont été négligés et où ω_l et ϕ_l, appelés angles électriques, sont donnés par :

$$\omega_l = -2\pi\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_l) \tag{4.4}$$

$$\phi_l = \pi\frac{d^2}{\lambda r_l}\cos^2(\theta_l) \tag{4.5}$$

En utilisant l'approximation 4.3, le signal reçu par le $k^{\text{ième}}$ capteur s'écrit ainsi :

$$x_k(t) = \sum_{l=1}^{m} s_l(t)e^{j(\omega_l k+\phi_l k^2)} + w_k(t), \quad -p \leq k \leq p \tag{4.6}$$

Ainsi, plutôt que de chercher à résoudre directement le problème initial qui est fortement non-linéaire, *i.e.* à chercher à estimer directement les paramètres sources, nous proposons de simplifier le problème en estimant les angles électriques $\{\omega_l\}_{1\leq l\leq m}$ et $\{\phi_l\}_{1\leq l\leq m}$. En effet, leur estimation peut être obtenue en utilisant les techniques classiques de traitement d'antenne valables dans le contexte champ lointain. Une fois l'estimation des angles électriques réalisée, les paramètres source peuvent être obtenus par les relations :

$$\theta_l = -\arcsin(\frac{\omega_l\lambda}{2\pi d}) \tag{4.7}$$

$$r_l = \frac{\pi d^2}{\lambda\phi_l}\cos^2(\theta_l) \tag{4.8}$$

Notons que l'estimation des paramètres source nécessite de réaliser la correspondance des angles électriques ω_l et ϕ_l. Cette étape sera réalisée grâce à l'introduction d'un troisième paramètre électrique comme nous le verrons dans la suite.
Les hypothèses suivantes sont nécessaires et seront supposées être vérifiées :

- $\mathcal{H}1$: Les signaux source seront supposés être des variables aléatoires complexes circulaires, indépendantes identiquement distribuées i.i.d. de moyenne nulle et de moments bornés jusqu'à l'ordre 4.
- $\mathcal{H}2$: Le bruit additif considéré est un processus blanc Gaussien supposé indépendant des signaux source et de covariance $E(w_k(t)w_k^*(t)) = \sigma^2$ (où x^* représente le conjugué de x).
- $\mathcal{H}3$: Pour éviter toute ambiguïté sur l'estimation des angles, nous supposerons que $d \leq \lambda/4$ et $m \leq p$.

[1] Notons que le premier ordre du développement de Taylor de (4.2) correspond au modèle des retards utilisé dans le contexte champ lointain.

Discussion : Il est important de remarquer que ces hypothèses ne sont pas inhérentes au problème.
Les hypothèses $\mathcal{H}1$ et $\mathcal{H}2$ sont classiquement faites et ne nécessitent pas de discussion particulière. Concernant $\mathcal{H}3$, l'hypothèse qui est classiquement faite est $d \leq \lambda/2$. Cependant, pour éviter, dans la suite, toute ambiguïté de phase dans l'estimation de l'angle électrique 2ω, l'hypothèse $d \leq \lambda/4$ est nécessaire. Dans le cas où seule l'hypothèse $d = \frac{\lambda}{2}$ est réalisée, l'ambiguïté de phase peut tout de même être évitée en réduisant la taille de l'observation spatiale au demi-plan *i.e.* en considérant $\omega \in [0, \pi]$.

4.3 Algorithme basé sur les statistiques d'ordre 2

4.3.1 Corrélation spatiale des statistiques d'ordre 2

Les statistiques d'ordre 2 ont été préférées à celles d'ordre supérieur car elles permettent non seulement de réduire la complexité d'implémentation des algorithmes mais également de part leur simplicité, d'améliorer la précision de l'estimation des paramètres comme nous le verrons dans la partie simulation.
Pour cela, notons $r(m,n)$ la corrélation spatiale définie par :

$$r(m,n) \triangleq E(x_m(t)x_n^*(t))$$

x_m et x_n (avec $-p \leq m,n \leq p$) représentent respectivement les observations du $m^{\text{ième}}$ et $n^{\text{ième}}$ capteurs.
Parmi l'ensemble des corrélations spatiales possibles, les corrélations du type$r(\alpha l+\beta, l)$ ont été considérées, dont les expressions sont données ci-après :

$$\begin{aligned} r(\alpha l+\beta, l) &= E(x_{\alpha l+\beta}(t)x_l^*(t)) \\ &= \sum_{i=1}^{m} r_{s_l} e^{j[(\alpha-1)l+\beta]\omega_i + j[(\alpha^2-1)l^2+2\alpha\beta l+\beta^2]\phi_i} + \sigma^2\delta((\alpha-1)l+\beta) \end{aligned} \quad (4.9)$$

r_{s_l} représente la puissance de la $l^{\text{ième}}$ source et δ désigne le symbole de kronecker. Nous noterons par $\tilde{r}(\alpha l+\beta, l)$ la corrélation sans bruit associée à la partie "signal" de la corrélation $r(\alpha l+\beta, l)$.
En choisissant judicieusement les valeurs de α et de β dans (4.9), de façon à annuler le terme quadratique en l^2 dans le déphasage, les corrélations sans bruit ainsi obtenues $\tilde{r}(\alpha l+\beta, l)$ apparaissent comme des sommes de séries harmoniques dont les fréquences sont des fonctions linéaires des angles électriques ω_i et ϕ_i.
En effet, les expressions de $\tilde{r}(\alpha l+\beta, l)$ avec $(\alpha,\beta) \in \{(-1,0),(1,1)\}$ sont données par :

$$\begin{aligned} \tilde{r}(-l,l) &= \sum_{i=1}^{m} r_{s_i} e^{-2j\omega_i l} \\ \tilde{r}(l+1,l) &= \sum_{i=1}^{m} r_{s_i} e^{j[\omega_i+\phi_i]} e^{2j\phi_i l} \end{aligned}$$

Toutefois, il arrive souvent en pratique que le paramètre ϕ_i prenne de petites valeurs, *i.e.*$|\ \phi_i)\ | << 1$. Par conséquent, l'estimer directement en se basant sur la séquence de corrélation $r(l+1,l)$ ne permettrait pas d'obtenir une estimation fiable (c'est le même problème que celui de l'estimation de sinusoïdes dont les fréquences sont très proches). Nous proposons par conséquent d'étudier d'autres corrélations spatiales$r(\alpha l+\beta,l)$ pour $(\alpha,\beta)\in\{(-1,0),(-1,-1),(-1,1)\}$ qui nous permettront d'éviter d'estimer directement le paramètre ϕ_i. Leur expression est donnée par :

$$\begin{cases} \tilde{r}(-l,l) & = & \sum_{i=1}^{m} r_{s_i} e^{-2j\omega_i l} \\ \tilde{r}(-l-1,l) & = & \sum_{i=1}^{m} r_{s_i} e^{-j(\omega_i-\phi_i)(2l+1)} \\ \tilde{r}(-l+1,l) & = & \sum_{i=1}^{m} r_{s_i} e^{-j(\omega_i+\phi_i)(2l-1)} \end{cases} \tag{4.10}$$

Les fréquences harmoniques apparaissant dans (4.10), sont respectivement$-2\omega_i$, $-2(\omega_i-\phi_i)$ et $-2(\omega_i+\phi_i)$. Pour estimer ces fréquences, plusieurs méthodes peuvent être envisagées en particulier :

- L'estimation des racines d'un polynôme obtenu par prédiction linéaire [47] (c'est la méthode qui a été choisie),
- Des méthodes haute résolution de type sous-espace [49, 48, 50].

Remarquons, que pour obtenir les séquences de corrélation sans bruit (4.10) à partir des séquences observées, une estimation du bruit est nécessaire[2]. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour l'estimation du bruit. On peut, en particulier, envisager celle correspondant à une décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance des observations. Dans la suite, nous supposerons que la puissance du bruit est connue et nous confondrons $r(\alpha l,\beta)$ avec sa corrélation sans bruit.

4.3.2 Estimation par Prédiction Linéaire

Pour des raisons de simplicité, l'algorithme proposé permettant d'obtenir l'estimation des paramètres électriques, est basé sur la prédiction linéaire.
Pour chaque séquence de corrélation $r(-l+\beta,l),\beta\in\{1,-1,0\}$, [35] ont établi l'existence d'un polynôme unique (à une constante multiplicative près) non nul de degrém, dont les coefficients seront notés $\{b_\beta(i),i=0,1,...,m\}$, et qui vérifie la relation suivante :

$$\sum_{k=0}^{m} b_\beta(k) r(-(l-k)+\beta,l-k)=0 \tag{4.11}$$

On notera $\mathrm{b}_\beta(z)=b_\beta(0)z^m+b_\beta(1)z^{m-1}+\cdots+b_\beta(m)$, le polynôme de prédiction linéaire (LP) associée à la séquence de corrélation sans bruit $r(-l+\beta,l)$ et dont les racines sont respectivement :

- $z_i=e^{-2j\omega_i}$ avec $(1\leq i\leq m)$ pour $\beta=0$,

[2]Toutefois, remarquons que le bruit étant supposé spatialement blanc, il n'apparaît pas dans les expressions des séquences de corrélation $r(-l-1,l)$ et $r(-l+1,l)$, i.e $r(-l-1,l)=\tilde{r}(-l-1,l)$ et $r(-l+1,l)=\tilde{r}(-l+1,l)$, $\forall l$.

- $z_i = e^{-2j(\omega_i - \phi_i)}$ avec $(1 \leq i \leq m)$ pour $\beta = -1$,
- $z_i = e^{-2j(\omega_i + \phi_i)}$ avec $(1 \leq i \leq m)$ pour $\beta = 1$.

L'algorithme proposé est basé sur l'estimation des polynômes $\mathrm{b}_\beta(z), \beta \in \{0, -1, 1\}$ ou ce qui est équivalent, des vecteurs $\mathbf{b}_\beta = [b_\beta(0), b_\beta(1), \cdots, b_\beta(m)]^T$ contenant les coefficients de ces polynômes par une technique d'identification. En effet, cette estimation permettrait d'accéder aux racines de ces polynômes et par conséquent à une estimation des paramètres électriques $\omega_i, \omega_i - \phi_i$ and $\omega_i + \phi_i,\ 1 \leq i \leq m$.
L'équation (4.11) s'écrit sous forme matricielle :

$$\mathbf{R}_\beta \mathbf{b}_\beta = 0 \tag{4.12}$$

où les matrices $\mathbf{R}_\beta$ de dimension $(n - m - |\beta|) \times (m + 1)$ sont données, respectivement pour $\beta = 0, 1 - 1$, par :

$$\mathbf{R}_0 = \begin{bmatrix} r(p-m, -p+m) & \cdots & r(p, -p) \\ \vdots & r(-(p+m+i-j), (-p+m+i-j)) & \vdots \\ r(-p, p) & \cdots & r(-p+m, p-m) \end{bmatrix}.$$

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} r(p-m, -p+m+1) & \cdots & r(p, -p+1) \\ \vdots & r(-(-p+m+i-j), (-p+m+i-j)+1) & \vdots \\ r(-p+1, p) & \cdots & r(-p+1+m, p-m) \end{bmatrix}.$$

$$\mathbf{R}_{-1} = \begin{bmatrix} r(p-m-1, -p+m) & \cdots & r(p-1, -p) \\ \vdots & r(-1-(-p+m+i-j), (-p+m+i-j)) & \vdots \\ r(-p, p-1) & \cdots & r(-p+m, p-1-m) \end{bmatrix}.$$

L'estimation de $\mathrm{b}_\beta(z)$ peut être obtenue à partir d'un algorithme de type Schur ou Levinson. Toutefois, nous avons préféré utiliser une méthode de prédiction linéaire pour pouvoir introduire un critère pondéré. Ce choix a été motivé par les bonnes performances obtenues, dans d'autres applications du traitement du signal, par la méthode de prédiction linéaire pondérée (WLP) [52].

Dans la suite, les notations suivantes seront utilisées pour introduire le critère pondéré : à tout vecteur complexe $\mathbf{a}$ (resp. matrice complexe $\mathbf{A}$), nous associons le vecteur réel $\underline{\mathbf{a}}$ (resp. la matrice réelle $\underline{\mathbf{A}}$) donné par :

$$\underline{\mathbf{a}} \triangleq \begin{bmatrix} \mathrm{Re}(\mathbf{a}) \\ \mathrm{Im}(\mathbf{a}) \end{bmatrix}, \quad \underline{\mathbf{A}} \triangleq \begin{bmatrix} \mathrm{Re}(\mathbf{A}) & -\mathrm{Im}(\mathbf{A}) \\ \mathrm{Im}(\mathbf{A}) & \mathrm{Re}(\mathbf{A}) \end{bmatrix}$$

où Re(.) et Im(.) désignent respectivement la partie réelle et la partie imaginaire d'un nombre complexe.
En utilisant ces nouvelles notations, l'équation (4.12) se transforme en :

$$\underline{\mathbf{R}}_\beta \underline{\mathbf{b}}_\beta = \mathbf{0}$$

En pratique, à cause de la présence du bruit, l'estimation du polynôme de prédiction linéaire $\mathrm{b}_\beta(z)$ se fait par la résolution d'un critère des moindres carrés pondérés :

$$\begin{aligned}\hat{\underline{\mathbf{b}}}_\beta &= \arg\min_{\|\underline{\mathbf{b}}_\beta\|=1} \underline{\mathbf{b}}_\beta^T \underline{\mathbf{R}}_\beta^T \mathbf{W}_\beta \underline{\mathbf{R}}_\beta \underline{\mathbf{b}}_\beta \\ &= \arg\min_{\|\underline{\mathbf{b}}_\beta\|=1} \underline{\mathbf{b}}_\beta^T \mathbf{Q}_\beta \underline{\mathbf{b}}_\beta \end{aligned} \tag{4.13}$$

où $\beta \in \{0, -1, 1\}$, et $\mathbf{W}_\beta$ représente la matrice de pondération.

4.3.3 Correspondance des paramètres

Pour l'estimation des paramètres sources (angle et distance) à partir des paramètres $\{\omega_l\}$, $\{\omega_l+\phi_l\}$, et $\{\omega_l-\phi_l\}$, il est nécessaire d'établir au préalable une correspondance entre les différents paramètres électriques. En effet, ils ont été estimés séparément et aucune étape de l'algorithme tel qu'il a été présenté, ne permet d'établir une correspondance entre eux.

Nous proposons de réaliser la correspondance des paramètres électriques de la façon suivante :
à chaque $\omega_i,\ 1 \leq i \leq m$, la valeur de $\phi_{i'}$ associée est donnée par la relation suivante :

$$\phi_{i'} = \frac{1}{2}[(\omega_{l_0} + \phi_{l_0}) - (\omega_{k_0} - \phi_{k_0})]$$

où les index (k_0, l_0) sont donnés par

$$(k_0, l_0) = \arg\min_{(k,l)} |\omega_i - \frac{1}{2}[(\omega_l + \phi_l) + (\omega_k - \phi_k)]|$$

Remarquons que cette étape nécessite quelques hypothèse supplémentaires dont en particulier, pour tout $k \neq l$:

$$\begin{aligned}&\phi_l - \omega_l \neq \phi_k - \omega_k, \\ &\omega_l \neq \omega_k, \\ &\phi_l + \omega_l \neq \phi_k + \omega_k.\end{aligned}$$

4.4 Performances asymptotiques et calcul du poids optimal

Dans cette partie, de nouvelles notations sont nécessaires.$\mathbf{A}^\#$ désigne la pseudo-inverse de $\mathbf{A}$ et $\hat{\underline{\mathbf{y}}}$ représente l'estimation du vecteur $\underline{\mathbf{y}}$, obtenue à partir de l'observation de T

échantillons du signal. Le vecteur $\delta\underline{\mathbf{y}} \triangleq \underline{\hat{\mathbf{y}}} - \underline{\mathbf{y}}$ représente la différence entre le vecteur estimé et le vecteur exact[3].

4.4.1 Préliminaire

Tout d'abord, les principaux outils statistiques sur lesquels sont basés notre analyse de performances asymptotiques ainsi que les calculs donnant la pondération optimale, seront présentés.
Considérons $\mathbf{x}_T = [\mathbf{x}(1), \cdots, \mathbf{x}(T)]$ une séquence de T variables aléatoires dont les moyennes sont nulles et les densités de probabilité dépendent d'un paramètre $\boldsymbol{\xi}_0$. Soit $\mathbf{s}(\mathbf{x}_T,\ \boldsymbol{\xi})$ un vecteur statistique paramétré par la séquence d'observation $\mathbf{x}_T$ et défini comme une fonction linéaire du vecteur $\boldsymbol{\xi}$ *i.e.* par :

$$\lim_{T\to\infty} \mathbf{s}(\mathbf{x}_T,\ \boldsymbol{\xi}_0) = \mathbf{0} \qquad \text{p.s.}$$

L'estimation (à un scalaire près) du paramètre vecteur $\boldsymbol{\xi}_0$, peut être obtenue à partir du critère des moindres carrés pondérés (WLS) suivant :

$$\begin{aligned} \underline{\hat{\boldsymbol{\xi}}}_W &= \arg \min_{\|\underline{\boldsymbol{\xi}}\|=1} \underline{\mathbf{s}}(\mathbf{x}_T, \boldsymbol{\xi})^T \mathbf{W} \underline{\mathbf{s}}(\mathbf{x}_T, \boldsymbol{\xi}) \\ &= \arg \min_{\|\underline{\boldsymbol{\xi}}\|=1} \underline{\boldsymbol{\xi}}^T \mathbf{Q}_W^{(T)} \underline{\boldsymbol{\xi}} \end{aligned} \tag{4.14}$$

où $\mathbf{W}$ est une matrice de pondération positive, et $\mathbf{Q}_W^{(T)}$ la forme quadratique associée au critère WLS. La matrice de pondération optimale est donnée par le théorème suivant [44] :

Théorème 1 *Supposons que le vecteur $\underline{\mathbf{s}}(\mathbf{x}_T, \boldsymbol{\xi}_0)$ soit asymptotiquement Gaussien et notons par $\boldsymbol{\Sigma}_s$ sa matrice de covariance asymptotique, définie par :*

$$\boldsymbol{\Sigma}_s \triangleq \lim_{T\to\infty} TE[\underline{\mathbf{s}}(\mathbf{x}_T, \boldsymbol{\xi}_0)\underline{\mathbf{s}}(\mathbf{x}_T, \boldsymbol{\xi}_0)^T]$$

Alors, l'estimation du vecteur paramètre $\underline{\hat{\boldsymbol{\xi}}}_W$, correspondant à la solution du critère des moindres carrés pondérés (4.14), est une estimation consistante et asymptotiquement normale avec une moyenne égale à $\underline{\boldsymbol{\xi}}_0$ et une matrice de covariance asymptotique donnée par :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_\xi &\triangleq \lim_{T\to\infty} TE[(\underline{\hat{\boldsymbol{\xi}}}_W - \underline{\boldsymbol{\xi}}_0)(\underline{\hat{\boldsymbol{\xi}}}_W - \underline{\boldsymbol{\xi}}_0)^T] \\ &= \mathbf{Q}_W^{\#} \mathbf{Q}_{W\Sigma_s W} \mathbf{Q}_W^{\#} \end{aligned} \tag{4.15}$$

[3]Pour simplifier les notations, nous ne noterons pas de façon explicite la dépendance en T de $\delta\underline{\mathbf{y}}$ et $\underline{\hat{\mathbf{y}}}$.

où

$$\mathbf{Q}_W = \lim_{T\to\infty} \mathbf{Q}_W^{(T)}, \quad \mathbf{Q}_{W\Sigma_s W} = \lim_{T\to\infty} \mathbf{Q}_{W\Sigma_s W}^{(T)} \tag{4.16}$$

De plus, la matrice de covariance asymptotique $\mathbf{\Sigma}_\xi$ *est minimale si la matrice de pondération est prise égale à :*

$$\mathbf{W}_{opt} = \mathbf{\Sigma}_s^{-1}$$

La matrice de covariance minimale alors obtenue, est donnée par :

$$\mathbf{\Sigma}_\xi^{opt} = \mathbf{Q}_{W_{opt}}^{\#}$$

Remarque : le Théorème 1 reste valable si la matrice de pondération optimale $\mathbf{\Sigma}_s^{-1}$ est remplacée par une estimation asymptotiquement consistante [54].

Il existe un deuxième théorème statistique qui sera très utile pour notre analyse de performances. Il s'agit du théorème dit "théorème de continuité" qui établit qu'une statistique asymptotiquement normale transmet sa "normalité asymptotique" à tout vecteur paramètre qui serait dérivé de cette statistique et qui vérifierait également la condition suivante : la relation reliant la statistique normale asymptotique et le vecteur paramètre doit être suffisamment régulière, au moins au voisinage de la moyenne asymptotique de la statistique. Plus précisément, l'énoncé du théorème s'écrit [45] :

Théorème 2 *Soit* $\mathbf{s}_T$ *une séquence de vecteurs aléatoires asymptotiquement normale de moyenne* $\mathbf{s}$ *et de matrice de covariance* $\mathbf{\Sigma}_s$.
Soit également $\mathbf{f} = [f_1, \cdots, f_L]^T$ *un vecteur contenant L fonctions* f_i *à valeur réelle, définies au voisinage de* $\mathbf{s}$ *et telles que leur différentielle soient non nulle au point* $\mathbf{s}$, i.e. $\mathbf{Df}_i(\mathbf{s}) \neq 0$.
Alors , on peut affirmer que $f(\mathbf{s}_T)$ *est aussi une séquence asymptotiquement normale composée de vecteurs aléatoires de moyenne asymptotique* $f(\mathbf{s})$ *et de matrice de covariance asymptotique* $\mathbf{\Sigma} = (\Sigma_{ij})_{1\leq i,j\leq L}$ *par*

$$\Sigma_{ij} = \mathbf{Df}_i(\mathbf{s})^T \mathbf{\Sigma}_s \mathbf{Df}_j(\mathbf{s})$$

4.4.2 Analyse de performance

L'objectif de l'analyse de performance proposée est de donner l'expression exacte des variances asymptotiques des estimations des paramètres source, angle et distance. Pour obtenir ces résultats asymptotiques, les étapes suivantes seront nécessaires :

- Tout d'abord, nous établirons que les séquences contenant les corrélations spatiales des observations sont asymptotiquement normales.

- Puis, nous montrerons que les estimations des paramètres recherchés sont elles aussi asymptotiquement normales. L'expression exacte de leur variance asymptotique sera obtenue en appliquant les théorèmes statistiques rappelés au début de cette partie. Plus précisément, cette deuxième étape comporte plusieurs étapes intermédiaires :
  - Tout d'abord, une étape correspondant au calcul des covariances asymptotiques des vecteurs $\underline{\mathbf{b}}_\beta,\ \beta = 0, -1, +1$ contenant les coefficients des polynômes estimés par la prédiction linéaire.
  - puis, une étape correspondant au calcul des covariances asymptotiques des vecteurs $\boldsymbol{\gamma}_i = [\gamma_{i,j}]_{1\leq j\leq 3} \stackrel{\triangle}{=} [\omega_i, \omega_i + \phi_i, \omega_i - \phi_i]^T$ contenant les estimations des paramètres électriques.
  - et enfin une étape correspondant au calcul des covariances asymptotiques des paramètres sources θ_i et r_i.

Remarque : plus de détails concernant les différentes étapes sont fournis en annexe 4.6.

1ière étape : Distribution asymptotique normale des statistiques

Tout d'abord, définissons le vecteur $\mathbf{r}$ de dimension $(3p+1)\times 1$ contenant les statistiques d'ordre 2 :

$$\begin{aligned}
\mathbf{r} &= [\underline{\mathbf{r}}_0^T,\ \underline{\mathbf{r}}_1^T,\ \underline{\mathbf{r}}_{-1}^T]^T, \\
\mathbf{r}_0 &= [r(-p,p), \cdots, r(0,0)]^T, \\
\mathbf{r}_1 &= [r(-p+1,p), \cdots, r(0,1)]^T, \\
\mathbf{r}_{-1} &= [r(-p,p-1), \cdots, r(-1,0)]^T,
\end{aligned}$$

où $r(k,l)$ désigne la corrélation spatiale définie dans la section 4.3 et estimée par l'expression suivante :

$$\hat{r}(k,l) = \frac{1}{T}\sum_{t=0}^{T-1} x_k(t)x_l^*(t)$$

Nous pouvons écrire le lemme suivant :

Lemme 1 *: Avec les hypothèses $\mathcal{H}1$ et $\mathcal{H}2$, l'estimation du vecteur $\hat{\underline{\mathbf{r}}} = [\Re e(\hat{\mathbf{r}})^T, \Im m(\hat{\mathbf{r}})^T]^T$, est asymptotiquement Gaussien de moyenne $\underline{\mathbf{r}}$ et de matrice de covariance $\boldsymbol{\Sigma}_r$ définie par :*

$$\boldsymbol{\Sigma}_r = \lim_{T\to\infty} TE(\delta\underline{\mathbf{r}}\delta\underline{\mathbf{r}}^T)$$

L'expression de cette matrice de covariance est donnée en annexe.
De plus, comme $\underline{\mathbf{R}}_\beta$, définie dans la partie 4.3, est une fonction linéaire de $\underline{\mathbf{r}}$, nous pouvons conclure en utilisant le théorème 2 que $\mathrm{Vec}(\delta\underline{\mathbf{R}}_\beta)$ est également asymptotiquement Gaussien.

2ième étape : calcul de la covariance asymptotique du filtre de prédiction linéaire

Définissons le vecteur $\underline{\mathbf{b}}$ de la façon suivante :

$$\underline{\mathbf{b}} \triangleq [\underline{\mathbf{b}}_0^T, \underline{\mathbf{b}}_{-1}^T, \underline{\mathbf{b}}_1^T]^T$$

avec $(\beta_1, \beta_2, \beta_3) \triangleq (0, -1, 1)$. Nous pouvons établir le résultat suivant :

Théorème 3 *Avec les hypothèses $\mathcal{H}1$ et $\mathcal{H}2$, l'estimation du vecteur $\hat{\underline{\mathbf{b}}}$ est asymptotiquement Gaussien de moyenne $\underline{\mathbf{b}}$ et de covariance asymptotique $\mathbf{\Sigma}_b = [\mathbf{\Sigma}_{ij}]_{1\leq i,j\leq 3}$ dont l'expression est donnée par :*

$$\begin{aligned} \mathbf{\Sigma}_{ij} &= \lim_{T\to\infty} TE(\delta\underline{\mathbf{b}}_{\beta_i}\delta\underline{\mathbf{b}}_{\beta_j}^T) \\ &= \mathbf{Q}_{\beta_i}^{\#}(\underline{\mathbf{R}}_{\beta_i}^T\mathbf{W}_{\beta_i}\mathbf{\Lambda}_{ij}\mathbf{W}_{\beta_j}\underline{\mathbf{R}}_{\beta_j})\mathbf{Q}_{\beta_j}^{\#} \end{aligned} \tag{4.17}$$

où $\mathbf{\Lambda}_{ij}$ représente la corrélation asymptotique de $\hat{\underline{\mathbf{R}}}_{\beta_i}\underline{\mathbf{b}}_{\beta_i}$ et $\hat{\underline{\mathbf{R}}}_{\beta_j}\underline{\mathbf{b}}_{\beta_j}$, i.e. :

$$\begin{aligned} \mathbf{\Lambda}_{ij} &= \lim_{T\to\infty} TE((\delta\underline{\mathbf{R}}_{\beta_i}\underline{\mathbf{b}}_{\beta_i})(\delta\underline{\mathbf{R}}_{\beta_j}\underline{\mathbf{b}}_{\beta_j})^T) \\ &= \begin{bmatrix} \Re e(\mathbf{A}_{ij}+\mathbf{B}_{ij}) & \Im m(\mathbf{A}_{ij}-\mathbf{B}_{ij}) \\ \Im m(\mathbf{A}_{ij}+\mathbf{B}_{ij}) & \Re e(\mathbf{B}_{ij}-\mathbf{A}_{ij}) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

où $\mathbf{A}_{ij}(u,v)$ et $\mathbf{B}_{ij}(u,v)$ représentent respectivement les entrées (u,v)[4] des matrices $\mathbf{A}$ et $\mathbf{B}$.
Leur expression est respectivement donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{ij}(u,v) &= \sum_{k,l=1}^{m+1} b_{\beta_i}(k-1)b_{\beta_j}(l-1)r(-(m-p+u-k)+\beta_i,(m-p+v-l)) \\ &\quad r(-(m-p+v-l)+\beta_j,(m-p+u-k)). \\ \mathbf{B}_{ij}(u,v) &= \sum_{k,l=1}^{m+1} b_{\beta_i}(k-1)b_{\beta_j}^*(l-1)r(-(m-p+u-k)+\beta_i,-(m-p+v-l)+\beta_j) \\ &\quad r((m-p+v-l),(m-p+u-k)). \end{aligned}$$

Ce théorème découle du lemme 1 qui établit la normalité asymptotique des corrélations spatiales et du lemme 2 (voir annexe) qui assure la différentiabilité locale de $\underline{\mathbf{b}}$.

3ième étape : Calcul de la covariance asymptotique des paramètres électriques

Le paramètre électrique $\gamma_{i,l}$ étant lié à $\underline{\mathbf{b}}_{\beta_l}$ (voir l'annexe), il est possible d'obtenir le théorème suivant, conséquence directe du théorème 2 :

[4] *i.e.* le coefficient se trouvant à l'intersection de la $u^{\text{ième}}$ ligne et de la $v^{\text{ième}}$ colonne de la matrice considérée.

Théorème 4 *Le vecteur $\hat{\boldsymbol{\gamma}}_i$ contenant les paramètres électriques est asymptotiquement Gaussien de moyenne $\boldsymbol{\gamma}_i$ et de covariance $\boldsymbol{\Sigma}_{\gamma_i} = [\sigma_i(l,k)]_{1\leq l,k\leq 3}$ dont l'expression est donnée par :*

$$\sigma_i(l,k) = \underline{\mathbf{l}}_{i,l}{}^T \boldsymbol{\Sigma}_{l,k} \underline{\mathbf{l}}_{i,k}$$

où

$$\mathbf{l}_{i,l} \stackrel{\triangle}{=} \frac{e^{j(\pi/2-2\gamma_{i,l})}}{2\mathrm{b}'_{\beta_l}(e^{-2j\gamma_{i,l}})^*}[e^{2mj\gamma_{i,l}}, e^{2(m-1)j\gamma_{i,l}}, \cdots, 1]^T$$

$\boldsymbol{\Sigma}_{l,k}$ *est la matrice de covariance asymptotique apparaissant dans (4.17) et* $\mathrm{b}'(z)$ *représente la dérivée de* $\mathrm{b}(z)$.

$4^{\text{ième}}$ étape : Calcul de la covariance asymptotique des paramètres sources

L'analyse asymptotique se termine avec le théorème 5 qui donne les résultats concernant les erreurs d'estimation des paramètres source θ_i, r_i (ces derniers étant des fonctions différentiables non-linéaires du vecteur électrique $\boldsymbol{\gamma}_i$).

Théorème 5 *Les estimations $\{\hat{\theta}_i\}$ et $\{\hat{r}_i\}$, $i = 1, \cdots, m$ sont asymptotiquement Gaussienne avec comme moyenne et variance asymptotiques respectives$\{(\theta_i, \sigma^2_{\theta_i})\}$ et $\{(r_i, \sigma^2_{r_i})\}$. Les variances asymptotiques correspondantes sont données par :*

$$\sigma^2_{\theta_i} = \frac{C^2}{\cos^2(\theta_i)}\sigma_i(1,1), \tag{4.18}$$

$$\begin{aligned}\sigma^2_{r_i} &= \frac{C'^{\,2}\cos^4(\theta_i)}{4\phi_i^4}(\sigma_i(2,2)+\sigma_i(3,3)-2\sigma_i(2,3)) \\ &+ 2\frac{C'^{\,2}C}{2\phi_i^3}\cos(\theta_i)\sin(2\theta_i)(\sigma_i(1,2)-\sigma_i(1,3)) \\ &+ \frac{4(C'C)^2}{\phi_i^2}\sin^2(\theta_i)\sigma_i(1,1)\end{aligned} \tag{4.19}$$

où

$$C = \frac{-\lambda}{2\pi d} \quad \text{and} \quad C' = \frac{\pi d^2}{\lambda}$$

4.4.3 Pondération optimale

Comme il a été précédemment établi, l'estimation des filtres de prédiction linéaire $\hat{\underline{\mathbf{b}}}$ correspondant à la solution des moindres carrés pondérés (4.13) est une estimation consistante et asymptotiquement normale. De plus, la matrice de covariance asymptotique

de chaque estimation $\hat{\underline{\mathbf{b}}}_{\beta_i}$, notée $\mathbf{\Sigma}_{i,i}$ est minimale si la matrice de pondération est prise égale à (cf théorème 1) :

$$\mathbf{W}_{\beta_i}^{opt} = \mathbf{\Lambda}_{ii}^{\#}$$

Ce choix de matrices de pondération minimise en fait la variance asymptotique des erreurs d'estimation de $\hat{\underline{\mathbf{b}}}_{\beta_i}$ et minimise par conséquent les variances asymptotiques des erreurs d'estimation des angles électriques $\hat{\gamma}_{i,k},\ k = 1, 2, 3$ (*i.e.* ce choix minimise les termes suivants $\sigma_i(1,1)$, $\sigma_i(2,2)$ et $\sigma_i(3,3)$).
Du théorème 5, on peut déduire qu'en minimisant $\sigma_i(1,1)$, la matrice de pondération $\mathbf{W}_{\beta_1}^{opt}$ minimise aussi la variance asymptotique de l'erreur d'estimation du paramètre source $\hat{\theta}_j,\ j = 1, \cdots, m$. Concernant $\hat{r}_i$, nous ne pouvons pas écrire de résultat similaire car les matrices de pondération $\mathbf{W}_{\beta_2}^{opt}$ et $\mathbf{W}_{\beta_3}^{opt}$ ne sont que sous-optimales pour le paramètre $\hat{\phi}_i$. En effet, rappelons que ce dernier ne pouvait pas être calculé directement comme ω_i (les matrices de pondération ne sont en fait optimales que pour les paramètres électriques $\omega_i + \phi_i$ et $\omega_i - \phi_i$). Le calcul de la matrice de pondération qui serait optimale pour le paramètre source $\hat{r}_i$ est plus complexe à obtenir. Toutefois, les simulations ont montré que pour les valeurs usuelles du rapport signal sur bruit (SNR), ce choix sous-optimale était suffisant.

D'autre part, on peut remarquer que l'expression des matrices de pondération optimale dépendent des paramètres sources inconnus. C'est pourquoi pour estimer les paramètres sources, nous proposons un algorithme en deux étapes :

- Dans un premier temps, nous allons utiliser comme matrice de pondération la matrice identité *i.e.* $\mathbf{W} = \mathbf{I}$, ce qui nous permettra d'obtenir une estimation (asymptotiquement non biaisée) des paramètres source.
- Dans un deuxième temps, ces premières estimations des paramètres source seront utilisées pour calculer les matrices de pondération optimale[5]. Les estimations obtenues pourront être utilisées à leur tour pour raffiner les estimations des paramètres sources de la première étape.

4.5 Résultats des simulations

Dans cette partie, trois types de simulations seront présentés :

- Tout d'abord, des simulations ont été faites pour valider le modèle des retards choisi 4.3 qui est basé sur l'approximation de *Fresnel*. Les résultats de l'algorithme obtenus à partir de ce modèle ont été comparés à ceux obtenus avec le modèle exact 4.2.
- Puis, pour valider le choix d'une méthode basée sur les statistiques d'ordre2, nous avons comparé notre méthode à une méthode ESPRIT-2D [42], basée sur les statistiques d'ordre supérieur (HOS).

[5]Remarquons à ce sujet, qu'il a été établi que remplacer la valeur exacte de la pondération par une estimation consistante n'altère pas les performances asymptotiques.

– Enfin, d'autres simulations ont été réalisées pour valider les résultats de notre analyse de performances. En particulier, nous avons étudié l'impact de la pondération dans l'algorithme de prédiction linéaire.

4.5.1 Paramètres de simulation :

Dans les simulations, l'antenne linéaire choisie est composée de 9 capteurs uniformément espacés d'une distance $d = \lambda/4$. 2 sources décorrélées dont les positions sont caractérisées respectivement par ($\theta_1 = -5^o$, $r_1 = 3\lambda$) et ($\theta_2 = 10^o$, $r_2 = 1.4\lambda$) ont été considérées. Le bruit ajouté est supposé circulaire blanc Gaussien de puissance σ^2. L'évaluation des performances a été réalisée à partir de $N_r = 100$ réalisations Monte-Carlo. L'erreur d'estimation du paramètre distance est donnée par l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) alors que celle de l'estimation des angles est donnée par l'erreur quadratique moyenne (MSE) :

$$NMSE = \frac{1}{N_r} \sum_{r=1}^{N_r} \frac{\|\hat{x}_r - x\|^2}{\|x\|^2}$$

$$MSE = \frac{1}{N_r} \sum_{r=1}^{N_r} \|\hat{x}_r - x\|^2$$

où $\hat{x}_r$ désigne l'estimation du paramètre x (ici $\theta_i, i = 1, 2$ ou $r_i, i = 1, 2$) obtenue pour la $r^{\text{ième}}$ réalisation.

4.5.2 Validation du modèle des temps de propagation (4.3) :

La méthode proposée est basée sur l'approximation de *Fresnel* qui consiste à ne considérer que les 2 premiers termes dans le développement de Taylor des retards. Il est intéressant de vérifier la validité de ce modèle sur lequel est basé l'algorithme proposé en comparant les performances obtenues à partir du modèle vrai des retards et de celui approximé. Deux types de simulations ont ainsi été réalisés :

– La figure 4.1 donne les erreurs d'estimation des paramètres source en fonction du nombre d'échantillons, le SNR($\stackrel{\triangle}{=} \frac{1}{\sigma^2}$, la puissance des signaux des sources étant fixée à 1.) étant fixé à 20 dB.
– la figure 4.2 donne les erreurs d'estimation des paramètres source en fonction du SNR, le nombre d'échantillons étant fixé à 2500.

Les deux sources choisies sont deux sources BPSK.

L'examen des courbes obtenues montre que la prise en compte du modèle exact des retards dégrade les performances de notre algorithme (ligne brisée). Mais les erreurs obtenues par notre algorithme avec le vrai modèle restent très faibles (erreur d'estimation

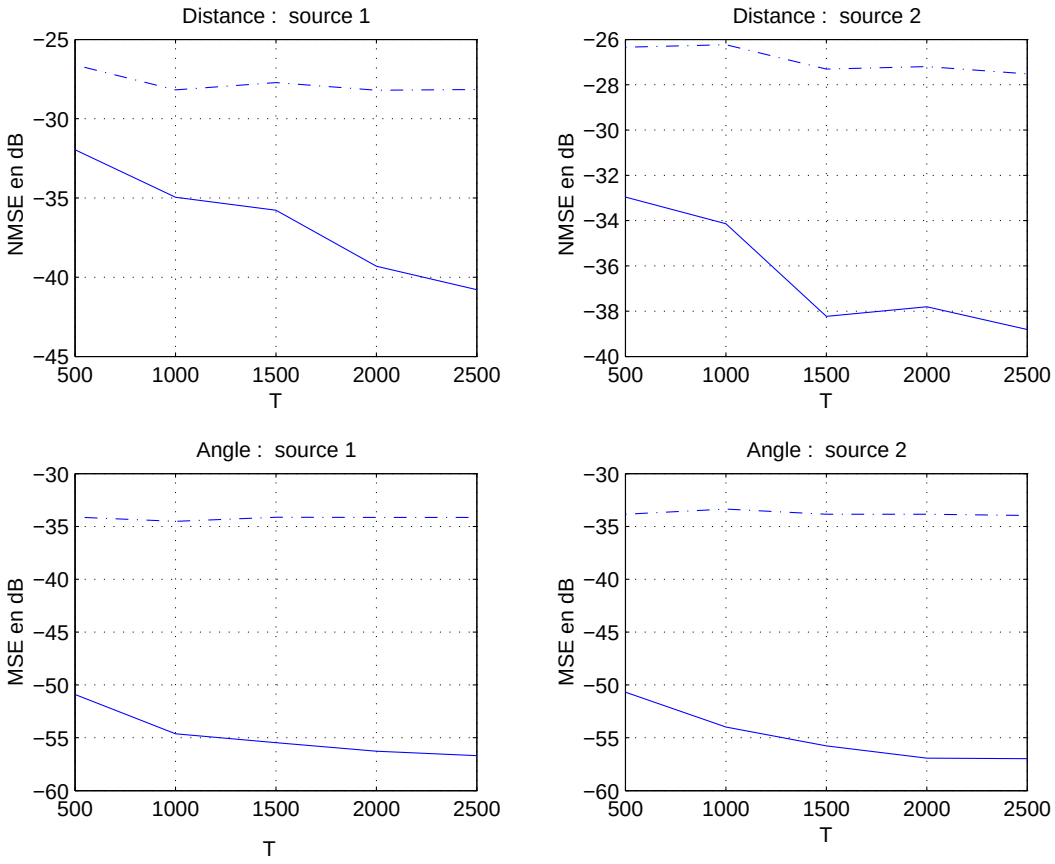


Fig. 4.1 – Validation du modèle : erreurs en fonction de T, SNR= 20 dB.

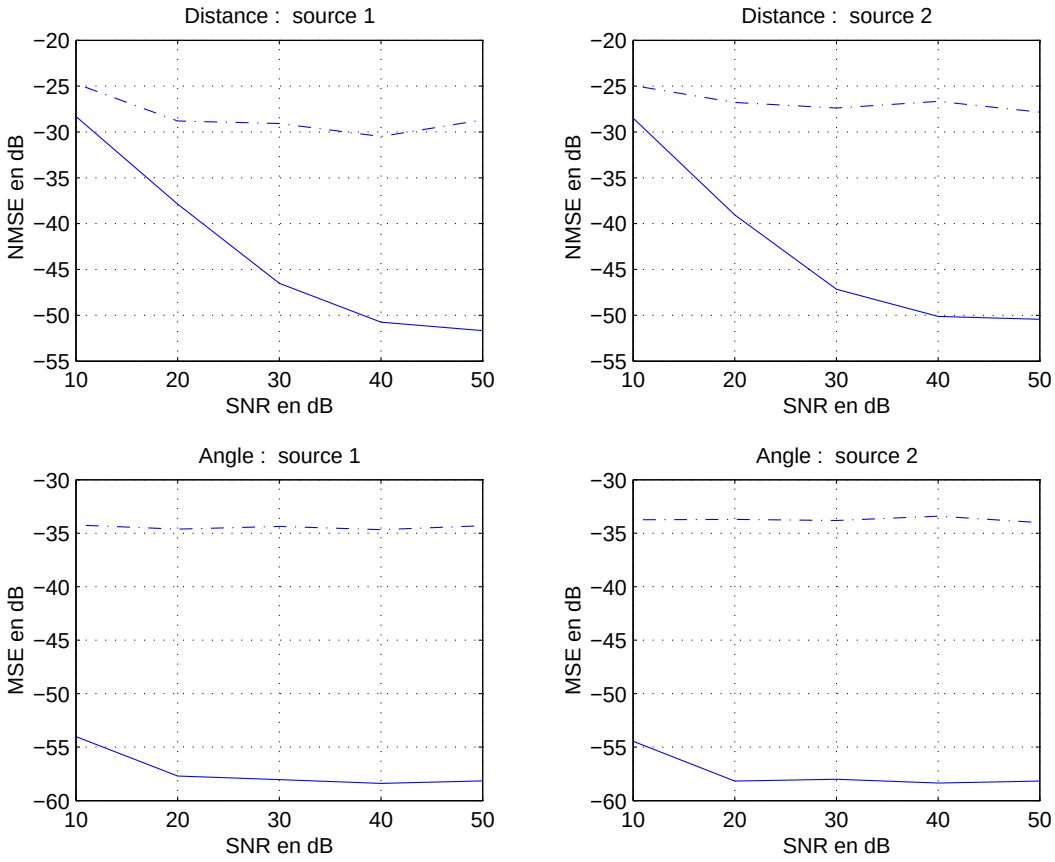


FIG. 4.2 – Validation du modèle : erreurs en fonction du SNR, T= 2500.

pour chaque paramètre d'environ -30 dB). Le modèle approximé sur lequel est basé l'algorithme de sélection peut donc être considéré comme valable pour les paramètres source choisis. Nous allons maintenant comparer les performances de notre méthode avec celles obtenues avec une méthode basée sur les cumulants d'ordre 4.

4.5.3 Comparaison de notre algorithme (SOS) avec une méthode basée sur les statistiques d'ordre supérieur (HOS) :

Le choix des statistiques d'ordre 2 par rapport aux statistiques d'ordre supérieur a été fait pour réduire non seulement la complexité de calcul mais également pour améliorer la précision des estimations des paramètres sources. Pour se persuader de ceci, nous avons choisi de comparer les performances de notre algorithme (SOS) avec une méthode (HOS) de localisation de sources en champ proche de type ESPRIT basée sur les cumulants d'ordre 4, [42]. Plus précisément, cette méthode exploite les propriétés d'invariance rotationnelle de certains cumulants pour estimer les paramètres source.
Les 2 sources décorrélées choisies sont 2 sources BPSK[6]. La figure 4.3 montre les erreurs (MSE et NMSE) d'estimation des paramètres sources angles et distances obtenues avec les 2 méthodes, en fonction du nombre d'observations T. Le SNR pour ces simulations est pris égal à 20dB.
Quant à la figure 4.4, elle montre les erreurs d'estimation des paramètres source pour les 2 méthodes en fonction du SNR. Le nombre d'observations est pris égal, dans ce cas, à 2500.
On remarque que la méthode basée sur les statistiques d'ordre 2 donne de meilleures performances que celle basée sur les statistiques d'ordre supérieur[7]. Par exemple, dans la figure 4.3, on peut observer des écarts de plus de 25 dB pour l'estimation de la distance de la source 1. On peut expliquer ceci par le fait qu'à nombre d'échantillons fixé, l'estimation du cumulant d'ordre 4 est plus bruitée que l'estimation du cumulant d'ordre 2. En effet, le cumulant d'ordre 4 comporte plus de termes à estimer que le cumulant d'ordre 2, ce qui a pour effet d'augmenter les imprecisions de son estimation. Si on souhaite obtenir une précision égale à celle du cumulant d'ordre 2, il faudrait considérer un plus grand nombre d'échantillons doit être pris en compte.

[6] Nous n'avons pas choisi de sources Gaussiennes pour pouvoir comparer notre méthode avec la méthode [42] qui utilise les statistiques d'ordre supérieur du signal

[7] Remarque : le fait de prendre le vrai modèle ne change pas l'écart obtenu entre les performances des 2 méthodes.

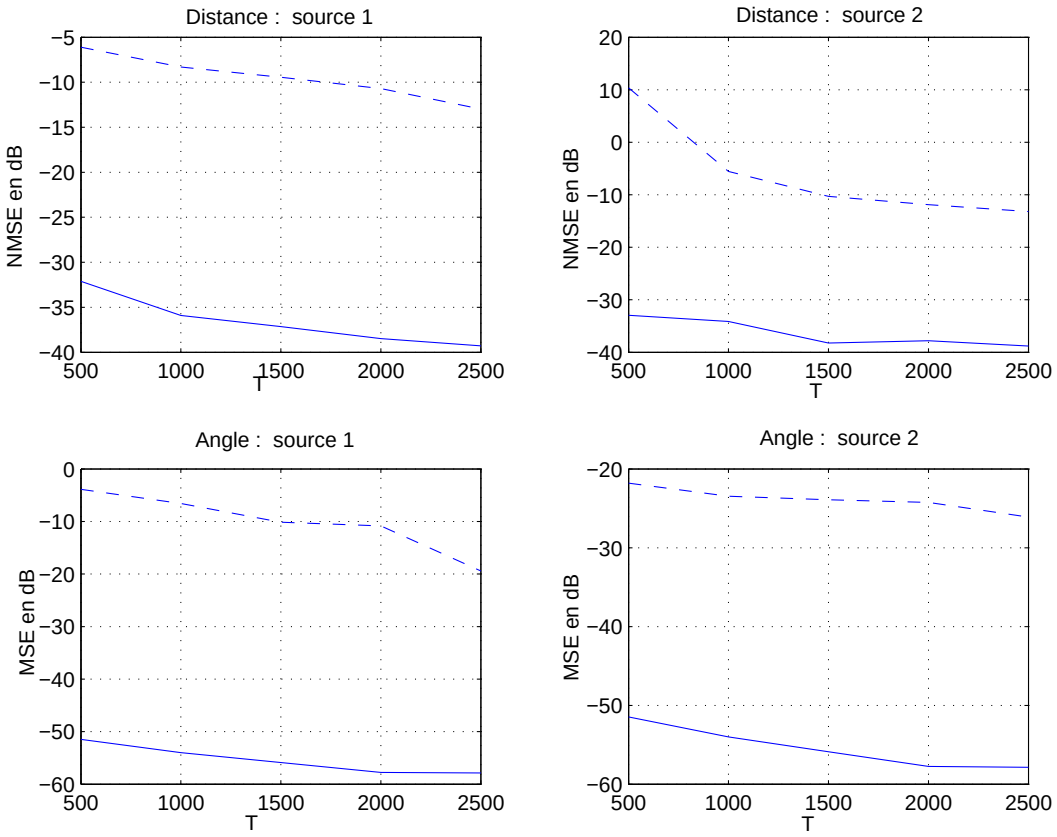


FIG. 4.3 – MSE en fonction du nombre d'échantillons T : HOS (ligne brisée) et SOS (trait continu).

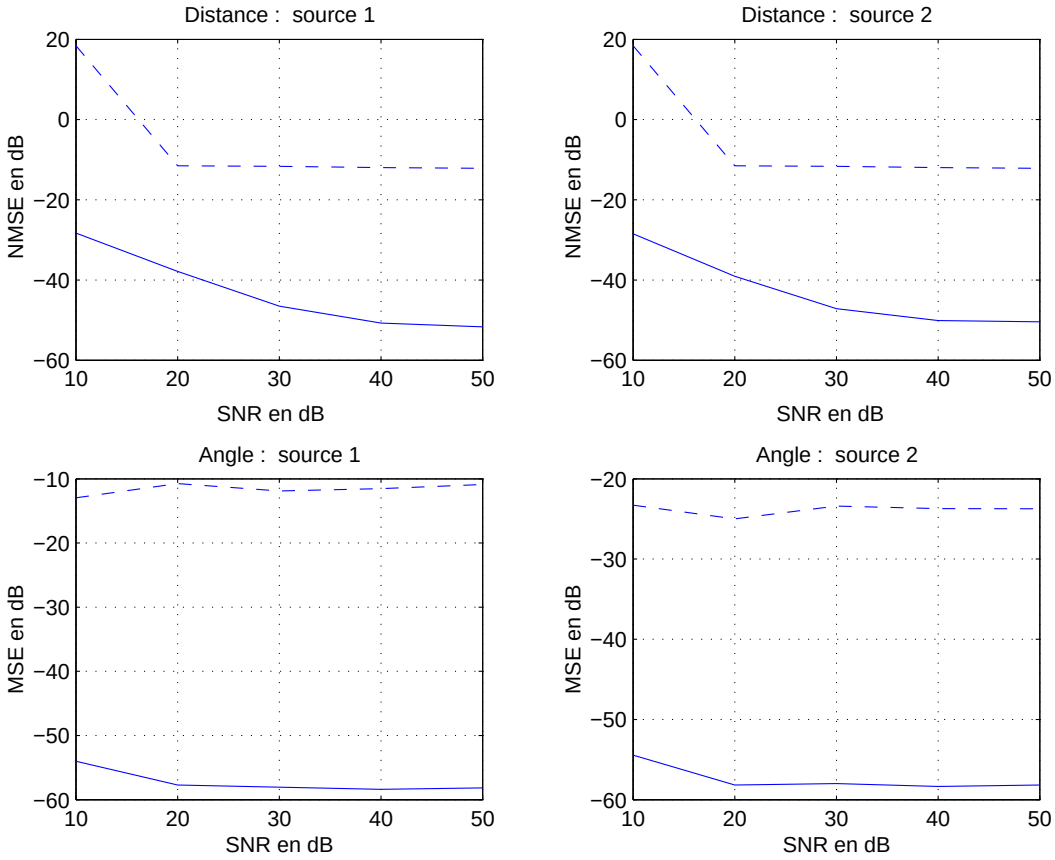


Fig. 4.4 – MSE en fonction du SNR : HOS (ligne brisée) et SOS (trait continu).

4.5.4 Validation de l'analyse de performances :

Pour valider l'analyse de performances qui a été faite avec la méthode proposée, nous avons considéré deux sources Gaussiennes décorrélées de variance égale à1.
La figure 4.5 (resp. la figure 4.6) permet de valider les résultats théoriques de la variance asymptotique des erreurs d'estimation des paramètres source dans le cas où la pondération optimale a été utilisée (et resp. sans pondération). Pour cela, une comparaison des variances des erreurs d'estimation, obtenues de façons théorique et empirique, est effectuée en fonction du nombre d'échantillons observés, le SNR étant pris égal à15 dB. Nous pouvons constater que les courbes empiriques collent parfaitement aux courbes théoriques, et ceci même avec un nombre d'échantillons relativement faible. Ceci permet de valider les expressions théoriques des variances asymptotiques des estimations des paramètres source.

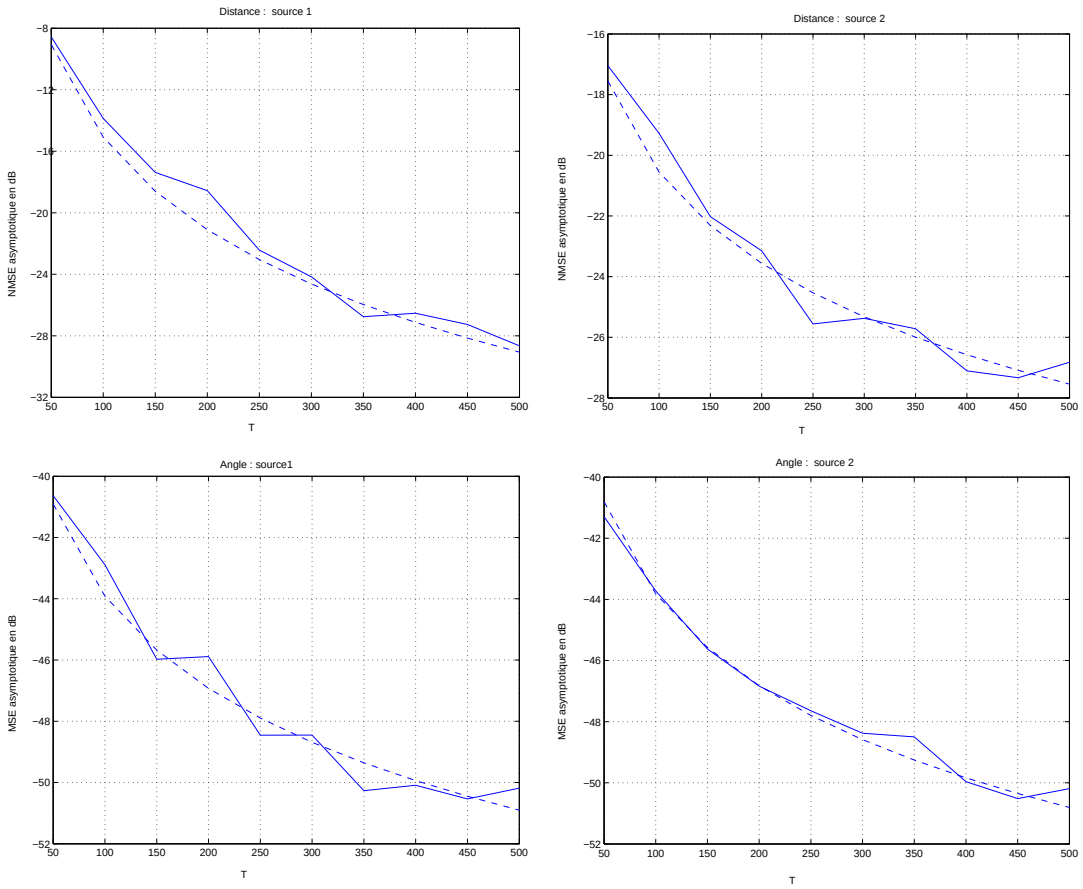


FIG. 4.5 – Comparaison des performances théoriques (ligne brisée) avec les performances empiriques (trait plein) pour $\mathbf{W} = \mathbf{I}$.

D'autre part, la figure 4.7 compare les variances asymptotiques théoriques (4.18) et (4.19) des erreurs d'estimation, en fonction du SNR correspondant respectivement au choix d'une pondération égale à l'identité $\mathbf{W} = \mathbf{I}$ (ligne continue), et d'une pondération

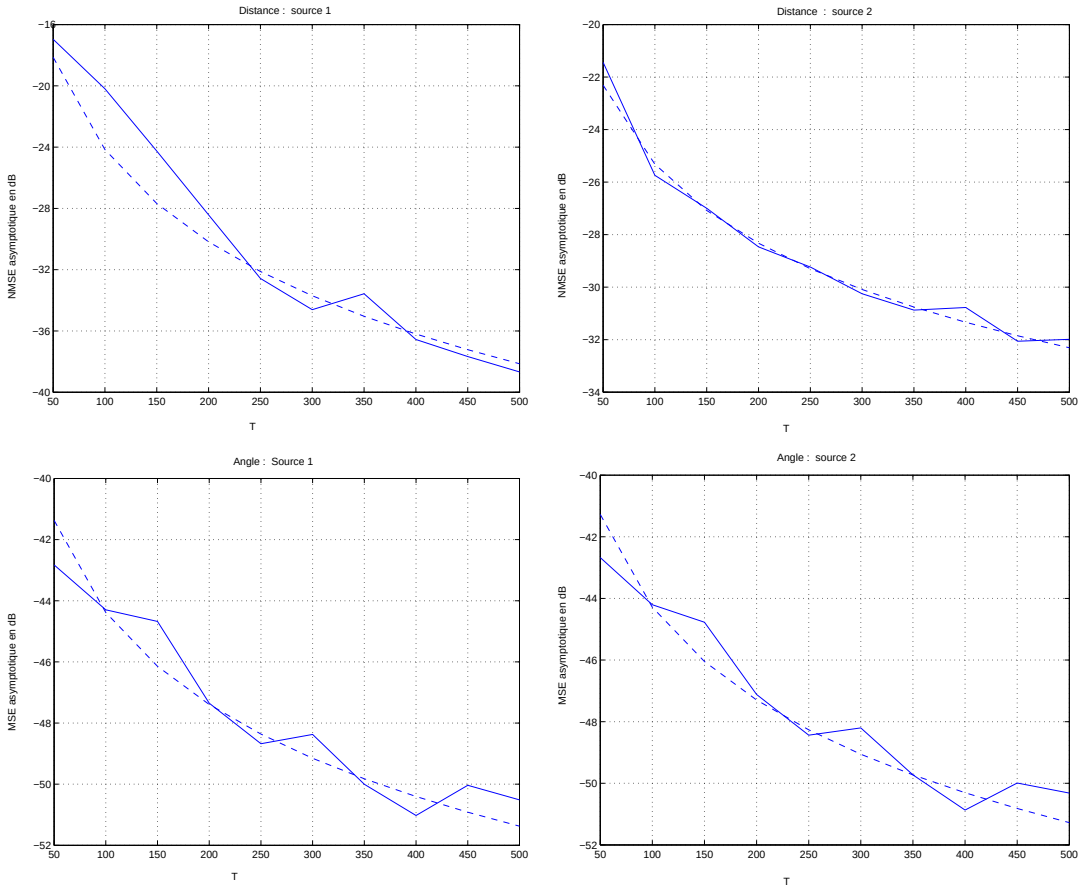


Fig. 4.6 – Comparaison des performances théoriques (ligne brisée) avec les performances empiriques (ligne continue) obtenue pour une pondération optimale $\mathbf{W} = \mathbf{W}^{opt}$.

égale à $\mathbf{W} = \mathbf{W}^{opt}$ (ligne brisée). Pour ces simulations, le nombre d'échantillons a été pris égal à $T = 2500$. Comme nous pouvons le constater, un gain significatif dans la précision des estimations des paramètres sources est obtenu grâce à l'utilisation de la pondération optimale, pour les faibles et moyens SNRs. Par exemple, pour le paramètre distance de la source 1, on peut remarquer que la variance d'erreur correspondant à -40 dB est obtenue pour un SNR égal à 15 dB avec la pondération optimale alors que pour obtenir la même valeur, le cas sans pondération nécessite un SNR égal à 20 dB. En ce qui concerne les SNRs élevés (*i.e.* supérieurs à 25 dB), le gain de la pondération optimale par rapport à l'absence de pondération, diminue pour l'estimation de la distance et peut même devenir négatif. Ceci s'explique par le fait que cette pondération optimale n'est que sub-optimale pour le paramètre distance (voir la section 4.4.3).

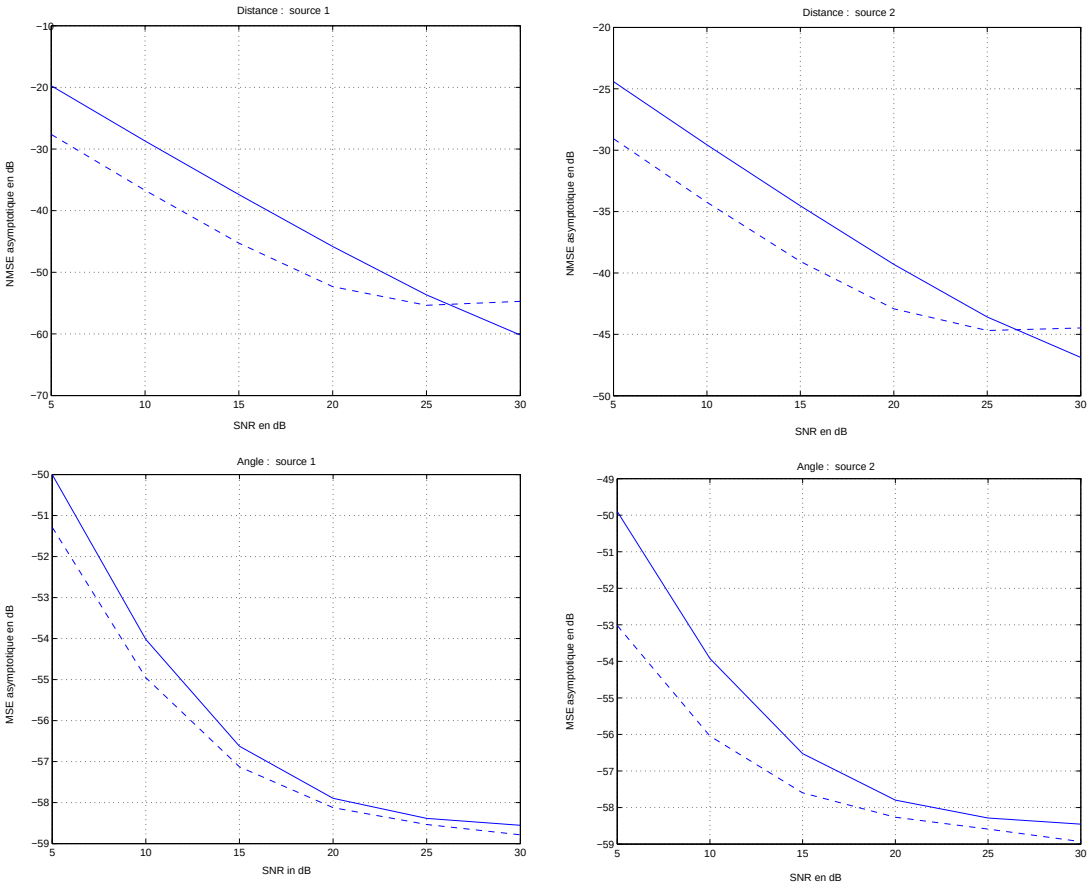


FIG. 4.7 – Comparaison de l'algorithme LP avec pondération optimale (ligne brisée) et sans pondération (ligne continue)

4.6 Conclusion

Ce chapitre est consacré à la localisation de source dans un contexte champ proche. La particularité de ce contexte réside dans la nécessité de prendre en compte des termes supplémentaires dans le développement de Taylor des retards. Ceux-ci ne dépendent plus alors uniquement des directions d'arrivée des ondes, comme pour les champs lointains, mais également de la distance entre la source et les capteurs.
Tenir compte de l'expression exacte, fortement non-linéaire, des temps de propagation ne permettrait pas d'utiliser les méthodes classiques haute-résolution pour estimer les paramètres sources. Toutefois, l'approximation dite de *Fresnel* qui consiste à ne considérer que les termes jusqu'à l'ordre 2 dans le développement de Taylor permet de transformer le problème non-linéaire en trois problèmes de type champ lointain permettant d'utiliser par exemple une approche de prédiction linéaire. Cette approche a été choisie car elle permet d'introduire un critère de pondération.
L'algorithme proposé permettant d'estimer les paramètres source est basé sur les statistiques d'ordre 2. Il consiste à estimer les racines de polynômes obtenus à partir d'un système d'équations linéaires associé aux corrélations spatiales. Les simulations réalisées ont permis non seulement de valider l'approximation de *Fresnel* mais également de montrer l'efficacité de la méthode ; elle a en particulier été comparée à un algorithme basé sur les statistiques d'ordre supérieur [42]. D'autre part, des simulations ont permis de voir le gain apporté par la prise en compte de la pondération optimale, pour des valeurs courantes de SNR.

Annexes

Annexe 1 : Simulateur UMTS-FDD

Pour valider les algorithmes de localisation, nous avons réalisé un simulateur UMTS-FDD.
Nous avons ainsi reproduit aussi fidèlement que possible la transmission des signaux en liaison montante et en liaison descendante.

Tout d'abord, la chaîne de transmission numérique a été simulée [34] ainsi que les signaux en liaison montante et descendante, conformément à la norme [3] [5], [6].
Puis, nous avons étudié les différents types d'environnements dans lesquels seront implémentés les systèmes UMTS-FDD [4]. En effet, de nombreux paramètres du canal radio sont fonction de l'environnement considéré :

- Le choix du modèle de propagation particulièrement lié à la densité des obstacles et à la hauteur des BSs ;
- Le choix du modèle des coefficients du canal lié à la présence d'un trajet direct (et donc indirectement à la densité des obstacles et la hauteur des BSs) ;
- Le modèle des directions d'arrivée (leur étalement angulaire) lié à la hauteur des BSs ;
- L'ordre de grandeur du temps d'arrivée du premier trajet lié à la taille des cellules.

Ne pouvant pas reproduire tous les types d'environnements (les villes de tailles variables, les régions rurales, ou encore montagneuses), nous avons considéré les2 principaux environnements que sont les micro-cellules et les macro-cellules. Les aspects les différenciant pris en compte sont :

- Tout d'abord la distance inter-site qui est de l'ordre de500 m pour l'environnement micro-cellulaire et de 2 km pour l'environnement macro-cellulaire. Une conséquence directe dans les simulations est la durée de corrélation nécessaire pour obtenir le TOA correspondant au premier trajet.
- La hauteur des BSs : les antennes sont en générales situées en hauteur dans les macro-cellules afin d'être en mesure de couvrir la zone la plus large alors que dans les micro-cellules, pour limiter les interférences, on préfère placer les antennes en dessous des toits.
- Le modèle d'atténuation : Dans les macro-cellules (typiques d'un milieu rural), on peut plus facilement envisager un modèle de propagation proche de celui en espace libre ; ce qui n'est pas le cas pour les micro-cellules (villes) où la densité des obstacles est souvent importante.

Le modèle des coefficients du canal choisi, correspond à un canal de type B caractéristique du déplacement d'un piéton (seuls les trois premiers trajets ont été considérés) :

TAB. 4.1 – Canal B correspondant à un piéton

Tap	Retard relatif (ns)	Puissance relative σ_i (dB)	Spectr de Doppler $S(f)$
1	0	0	CLASS
2	200	-0.9	CLASS
3	800	-4.9	CLASS
4	1200	-8	CLASS
5	2300	-7.8	CLASS
6	3700	-23.9	CLASS

Les figures 4.6 et 4.6 représentent les environnements micro-cellulaire et macro-cellulaire simulés.

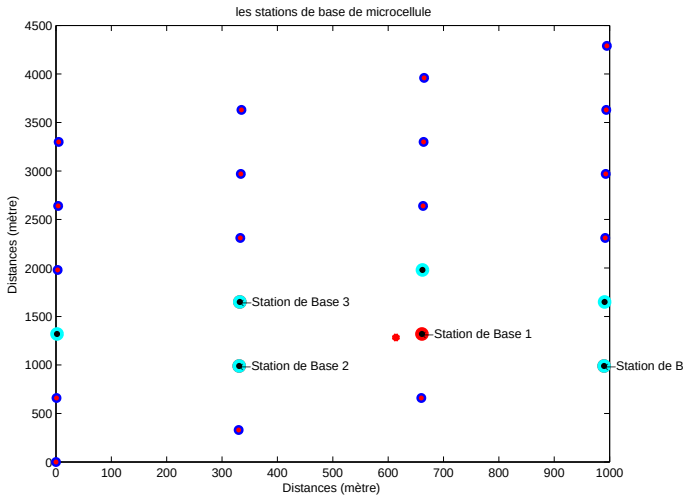


FIG. 4.8 – Environnement microcellulaire simulé.

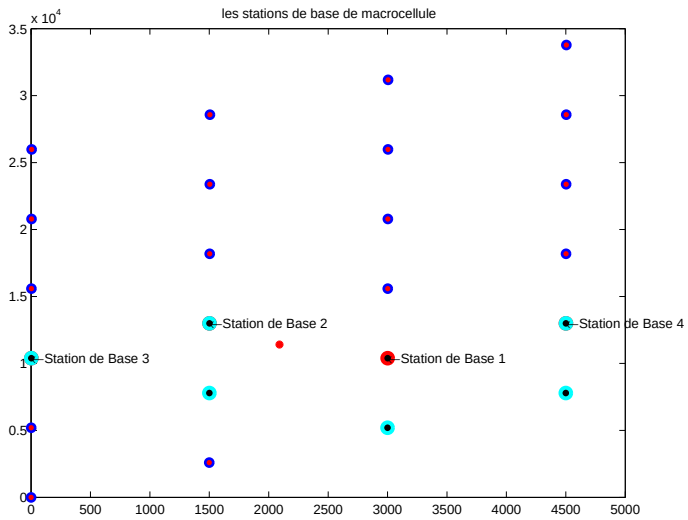


FIG. 4.9 – Environnement macrocellulaire simulé.

Annexe 2 : Champ proche

Comme il a été dit précédemment dans le chapitre 4, des éléments de justification concernant l'analyse de performances asymptotiques de la méthode proposée, de localisation en champ proche, sont présentés. En particulier, seront détaillées les étapes permettant d'obtenir les covariances asymptotiques des paramètres électriques, obtenues à partir du théorème 2.
L'analyse asymptotique est tout d'abord, fondée sur l'asymptotique normalité des statistiques d'ordre 2 et sur la matrice de covariance asymptotique $\mathbf{\Sigma}_r$ des estimations des corrélation spatiales $\underline{\hat{\mathbf{r}}} = [\Re e(\hat{\mathbf{r}})^T, \Im m(\hat{\mathbf{r}})^T]^T$ définie par :

$$\mathbf{\Sigma}_r \quad = \quad \lim_{T\to\infty} TE(\delta\underline{\mathbf{r}}\delta\underline{\mathbf{r}}^T)$$

Chaque coefficient de cette matrice est une combinaison linéaire des corrélations asymptotiques associées à deux éléments de la forme $r(u,v)$ et $r(s,t)$, *i.e.* :

$$\begin{aligned}\sigma_{u,v,s,t} &= \lim_{T\to\infty} TE(\delta r(u,v)\delta r(s,t)) \\ &= cum(x_u, x_v^*, x_s, x_t^*) + r(u,v)r(s,t) + r(u,t)r(s,v)\end{aligned}$$

où $cum(.)$ désigne le cumulant d'ordre 4.

$\mathbf{\Sigma}_r$ peut se décomposer en 4 blocs :

$$\begin{aligned}\mathbf{\Sigma}_r \quad &\triangleq \quad \lim_{T\to\infty} TE(\left[\begin{array}{c}\Re e(\delta\mathbf{r}) \\ \Im m(\delta\mathbf{r})\end{array}\right]\left[\begin{array}{cc}\Re e(\delta\mathbf{r})^T & \Im m(\delta\mathbf{r})^T\end{array}\right]) \\ &= \quad \left[\begin{array}{cc}\mathbf{\Sigma}^1 & \mathbf{\Sigma}^2 \\ \mathbf{\Sigma}^3 & \mathbf{\Sigma}^4\end{array}\right]\end{aligned}$$

Comme il a été dit précédemment, les coefficients de chaque bloc sont des fonctions linéaires des éléments de covariance $\sigma_{u,v,s,t}$. Par exemple :

$$\begin{aligned}{\Sigma^1}_{u,v,s,t} \quad &= \quad \lim_{T\to\infty} TE(\Re e(\delta r(u,v))\Re e(\delta r(s,t))) \\ &= \quad \frac{1}{4}(\sigma_{u,v,s,t} + \sigma_{u,v,t,s} + \sigma_{v,u,s,t} + \sigma_{v,u,t,s})\end{aligned}$$

où nous avons utilisé le fait que :

$$r(u,v)^* = r(v,u)$$

De plus, la matrice $\underline{\mathbf{R}}_\beta$ définie dans la section 4.3.1, est une fonction linéaire de $\underline{\mathbf{r}}$ et par conséquent, d'après le théorème 2, $\mathrm{Vec}(\delta\underline{\mathbf{R}}_\beta)$ est également asymptotiquement Gaussien. Pour prouver maintenant que $\hat{\underline{\mathbf{b}}}_\beta$ est assymptotiquement Gaussien (cf 3), il suffit d'établir que $\underline{\mathbf{b}}_\beta$ est une fonction de $\underline{\mathbf{R}}_\beta$ localement différentiable. En effet, nous pouvons affirmer le lemme suivant :

Lemme 2 *: Le développement de Taylor au premier ordre du vecteur* $\underline{\mathbf{b}}_\beta$ *étant donné par :*

$$\underline{\mathbf{b}}_\beta(\underline{\mathbf{R}}_\beta + \delta\underline{\mathbf{R}}_\beta) = \underline{\mathbf{b}}_\beta(\underline{\mathbf{R}}_\beta) - \mathbf{Q}_\beta^{\#}(\underline{\mathbf{R}}_\beta^T \mathbf{W}_\beta \delta\underline{\mathbf{R}}_\beta)\underline{\mathbf{b}}_\beta + o(\delta\underline{\mathbf{R}}_\beta)$$

$\underline{\mathbf{b}}_\beta$ *est une fonction localement différentiable de* $\underline{\mathbf{R}}_\beta$*.*

Puis, pour accéder au paramètres électriques, nous devons calculer les covariances asymptotiques des m racines $\hat{\mathbf{z}}_\beta \triangleq [\hat{z}_\beta(1), \cdots, \hat{z}_\beta(m)]^T$ des polynômes $\hat{\mathrm{b}}_\beta(z)$, $\beta = 0, 1, -1$. En effet, le vecteur $\boldsymbol{\gamma}_i = [\gamma_{i,j}]_{1\leq j\leq 3} \triangleq [\omega_i, \omega_i + \phi_i, \omega_i - \phi_i]^T$ est obtenu à partir des phases des racines des polynômes $\mathrm{b}_\beta(z), \beta \in \{0, 1, -1\}$.
Un développement de Taylor au premier ordre de ces racines permet d'avoir la relation suivante :

Lemme 3 *:*

$$\delta\underline{z}_\beta(i) = -[\Re e\left(\frac{-\delta \mathrm{b}_\beta(z_\beta(i)))}{\mathrm{b}'_\beta(\mathrm{z}_\beta(\mathrm{i}))}\right), \Im m\left(\frac{-\delta \mathrm{b}_\beta(z_\beta(i)))}{\mathrm{b}'_\beta(\mathrm{z}_\beta(\mathrm{i}))}\right)]^T + o(\delta\mathbf{b}_\beta)$$

où

$$\mathrm{b}_\beta(z) = \underline{\mathbf{b}}_\beta^T \mathbf{e}(z)$$

avec

$$\mathbf{e}(z) = [1, z, \cdots, z^m]^T$$

et $\mathrm{b}'_\beta(z)$ *représente la dérivée* $\mathrm{b}_\beta(z)$*.*

Par conséquent, en écrivant que :

$$\delta\gamma_{i,j} = \frac{-1}{2} arg(\frac{\delta z_{\beta_j}(i)}{z_{\beta_j}(i)})$$

où $arg(.)$ représente l'argument du nombre complexe. On peut donc conclure que $\boldsymbol{\gamma}_i$ est une fonction localement différentiable de $\underline{\mathbf{b}}_{\beta_i}$, et que par conséquent d'après le théorème 2, $\boldsymbol{\gamma}_i$ est asymptotiquement Gaussien.

Conclusions et perspectives

Conclusions

La thèse a porté sur la localisation de mobile pour les systèmes UMTS-FDD.
Les différentes approches permettant de localiser un émetteur ont ainsi été envisagées, et plus particulièrement, celles basées sur les mesures de puissances (chapitre 1), celles basées sur les temps d'arrivée (TOA) en liaison descendante (chapitre 2) ou encore celles basées sur les angles d'arrivée (AOA) et sur toute combinaison AOA-TOA (chapitre 3).
Pour ces différentes approches, nous nous sommes intéressés aux deux principales sources d'erreur pouvant dégrader les performances de la localisation :

- l'absence de trajet direct qui est une des caractéristiques des systèmes radio–mobile.
- le problème d'écoute, qui est inhérent au système UMTS-FDD.

A ces deux problèmes, nous avons proposé des solutions pour les différentes approches de localisation, qui prennent en compte un certain nombre de critères comme :

- la précision de la localisation,
- le coût de calcul surtout pour la liaison descendante,
- la non-réduction de la capacité du réseau,
- le surplus de consommation de puissance par le mobile.
- ou encore le non-ajout d'équipement supplémentaire.

Concernant le problème d'écoute, nous avons proposé les solutions suivantes :

- Pour la liaison montante, il était possible d'envisager les algorithmes de suppression d'interférences [31], basés sur la connaissance des signatures des différents utilisateurs, qui présentent l'avantage d'être beaucoup plus robustes que l'estimation RAKE.
- Concernant la liaison descendante, le mobile ne connaissant pas les signatures des autres utilisateurs, d'autres solutions devaient être envisagées.
  La première idée pouvait être d'utiliser les Idle periods, solution standardisée, correspondant à l'introduction de périodes de silence durant lesquelles une seule BS est autorisée à émettre afin de permettre au mobile d'écouter des BSs éloignées. Nous n'avons pas retenu cette solution car non seulement elle réduit considérablement la capacité du réseau mais elle ne permet pas non plus d'obtenir un grand nombre d'estimations de canal.
  Nous nous sommes ainsi intéressés à d'autres estimateurs plus robustes aux interférences que l'estimateur Rake. En particulier, nous avons étudié l'estimateur RAKE-

SP qui consiste à réaliser une projection de l'estimation du canal sur l'espace signal de la matrice de covariance du canal. Les simulations réalisées ont permis de montrer l'efficacité de cette approche qui permet d'atteindre notamment les performances limites de l'estimateur RAKE, *i.e.* une précision de 35 mètres ($T_c/2$). Pour améliorer la précision de localisation, il faudrait augmenter la période d'échantillonnage ou utiliser une méthode haute–résolution (MUSIC). Mais cela augmenterait forcément la complexité de calcul, facteur critique pour la liaison descendante où les traitements sont réalisés à priori au niveau du mobile. La méthode RAKE–SP semble de ce point de vue constituer un meilleur compromis complexité-précision.

Concernant le problème d'absence de trajet direct, nous avons proposé pour les TOAs (resp. les AOAs), une méthode de sélection basée sur un critère de cohérence qui permet de sélectionner les 3 (resp. les 2) mesures paraissant les fiables parmi l'ensemble des mesures disponibles pour effectuer la triangulation. Plus précisément, il s'agit de sélectionner les 2 mesures donnant la position du mobile la plus cohérente avec les différentes mesures de TOAs, AOAs relatives à chaque BS. Les méthodes proposées ont été largement illustrées par de nombreuses expériences réalisées à partir du simulateur UMTS–FDD construit. En particulier, on peut rappeler le gain apporté par ces méthodes de sélection par rapport à la triangulation utilisant toutes les mesures (*i.e.* 4) :

- En liaison montante, dans le cas d'une position moyennée avec2 trajets non-directs, une amélioration de 20 m à 50 m dans 67% des cas a été obtenue (fig. 3.31 et 3.32).
- En liaison descendante, pour une position moyennée, une amélioration de20 m a été obtenue dans les cas respectifs d'un trajet non direct et de mesures souffrant du problème d'écoute.

Une dernière partie de la thèse a été consacrée à un cadre un peu différent des précédentes parties celui des champs proches. En nous basant sur l'approximation des temps de retard valable dans ce contexte, nous avons proposé une méthode d'estimation conjointe angle–distance, basée sur l'approche prédiction linéaire permettant l'introduction d'un critère pondéré. Une analyse asymptotique des performances de la méthode proposée a été réalisée ainsi que le calcul de la pondération optimale. Nous avons également comparé les performances de notre algorithme avec une méthode basée sur les cumulants d'ordre 4.

Perspectives

Ce travail de thèse a permis de mettre en valeur les différentes problématiques de la localisation de mobile dans les systèmes UMTS–FDD. Plusieurs perspectives à ce travail pourraient être envisagées :

- Notamment, les solutions qui ont été proposées pour lutter contre l'absence de trajet direct pourraient être généralisées afin de tenir compte de plusieurs mesures erronées. Effectivement, pour la localisation par les TOAs, nous avions uniquement envisagé le cas d'un seul NLOS.
- Concernant la liaison montante, il faudrait envisager d'autres algorithmes de suppression d'interférence [31]. En effet, celui qui avait été proposé n'avait pas permis

d'améliorer de façon significative l'estimation des AOAs.

- On pourrait également réfléchir à un moyen d'éliminer la contrainte de synchronisation des BSs envisagée pour la localisation du mobile en liaison descendante ; ou du moins à une façon d'éviter l'ajout d'équipements (LMUs) nécessitant un entretien régulier et coûteux pour les opérateurs. Une approche possible consisterait à réaliser la synchronisation des BSs à partir de l'envoi de signaux entre les BSs ce qui correspondrait à une solution software. On pourrait également envisager de remplacer l'hypothèse de synchronisation entre les BSs par une hypothèse de synchronisation BS-MS qui pourrait être réalisée par une technique similaire à celle du Timing Advance du GSM [32].
- D'autre part, l'approche poursuite n'a pas été traitée dans ce travail. Il pourrait être intéressant de chercher à suivre l'évolution du mobile plutôt qu'à effectuer des estimations indépendantes successives pour déterminer sa position. En effet, l'utilisation d'algorithmes adaptatifs permet souvent d'introduire un effet de lissage dans les estimations permettant ainsi de réduire leur variance.
  Dans le même ordre d'idée, on pourrait améliorer les critères de sélection proposés pour lutter contre l'absence de trajet direct en moyennant les estimations des paramètres angle et retard, en liaison montante, avant de les utiliser comme valeurs moyennes des différentes distributions a priori. Cela permettrait, sans nul doute, de réduire l'impact de certaines estimations erronées.
- Enfin, l'estimation de la position du mobile pourrait être améliorée en ne tenant pas compte de toutes les estimations du canal effectué. En effet, certaines estimations peuvent être très bruitées et par conséquent, leur prise en compte risquerait de dégrader les performances. Il faudrait envisager un critère de sélection qui permettrait d'évaluer la fiabilité de chaque estimation et ne tenir compte que de celles paraissant les moins bruitées [60].

Bibliographie

[1] R. Prasad, W. Mohr and W. Konhäuser, "Third Generation Mobile Communication Systems", *Artech House Publishers*, 2000.

[2] D. Porcino and A. Yule, "Tutorial : Positioning Technology for mobile devices",*the IEEE semiannual Vehicular Technology Conference VTC 2001 spring*

[3] E. Nikula, A. Toskala, E. Dahlman, L. Girard and A. Klein, "FRAMES Multiple Access for UMTS and IMT-2000", *IEEE Personal Communications*, April 1998.

[4] H. Holma and A. Toskala, "WCDMA for UMTS Radio Access for Third Generation Mobile Communications", *John Willy and sons*, 2000.

[5] H. Esmael and Bijan Jabbari, "Spreading Codes for Direct Sequence CDMA and Wideband CDMA Cellular Networks", *IEEE Communications magazine*, pp,48-54, september 1998.

[6] TS 25.213, "Spreading and Modulation (FDD)", *3GPP Technical Specification*, Version 3.2.0, March 2000.

[7] Y. T. Chan, K. C. Ho, "A Simple and Efficient Estimator for Hyperbolic Location", *IEEE Transactions on Signal Processing*, VOL. 42, NO. 8, AUGUST 1994.

[8] E. Grosicki, K. Abed-Méraïm, Ph. Loubaton et J.M. Chauffray, "Comparison of Downlink Mobile positioning Methods for the UMTS FDD Mode without using IPDL Periods", *ISSPA*, 2003.

[9] TR 101 112, "Universal Mobile Telecommunications System (UMTS) ; Selection procedures for the choice of radio transmission technologies of the UMTS", v 3.2.0, Avril, 1998.

[10] Marilynn P. Wylie and Jack Holtzman, "The Non–Line of Sight Problem in Mobile Location Estimation", *IEEE proc. of UCPC*, 1996.

[11] H. El Nahas ,"Localisation dans un réseau GSM", *thése de l'ENST*, 29 JUIN 1999.

[12] W. Muhammad, E. Grosicki, K. Abed-Meraim, J-P. Delmas and F. Desbouviers, "Uplink Versus Downlink Wireless Mobile Positioning in UMTS Cellular Radio Systems", *EUSIPCO 2002*.

[13] "Location-Based Mobile Value Added Services Workshop", Bruxelle 5–9 Mai 1999, *voir site http ://www.infowin.org/acts/analysys/concertation/mobility/*

[14] J. Vidal, M. Cabrera, R. Játiva, M. Nájar, A. Pagès, C. Simon, "Location Based Services Performance Evaluation (Location techniques)", June 2001.

[15] S. Baumann, F. Collomb, H. Phong Dien, G. Fischer, G. Paris, P. Pilloni and C. R. Casal, IST-1999-14093 Locus "Overview of Location services".

[16] J-M. Chaufray, Ph. Loubaton, and P. Chevalier, "Consistent estimation of rayleigh fading channel in the context of the wideband CDMA mode of the UMTS", *IEEE Tran. on Sig. Proc.*, Dec. 2001.

[17] H. Sizun, "La propagation des ondes radioélectriques" *collection Technique et Scientifiques des Télécommunications*, Paris 2003.

[18] M. Wax and A. Leshem, "Joint Estimation of Times Delays and Directions of Arrival of multiple Reflections of a known signal", *IEEE Transactions on Signal Processing, VOL. 45, NO. 10*, October 1997.

[19] J.C. Liberti, JR and T.S. Rappaport, "Smart Antennas for Wireless Communications", ch 9, ed.Prentice Hall 1999.

[20] C. P. Mathews and M. D. Zoltowski, "Eigenstructure Techniques for 2-D Angle Estimation with Uniform Circular Arrays" *IEEE Trans. Signal Processing*, pp. 2395–2407, vol 42, no. 9, 1994.

[21] A-J. van der Veen, M. C. Vanderveen and A. Paulraj, "Joint Angle and Delay Estimation Using Shift-Invariance Techniques", *IEEE Trans. Signal Processing* , vol. 46, no. 2, February 1998.

[22] E. Grosicki, K. Abed–Meraim and W. Muhammad, "Joint Angle and Delay Estimation Using Uniform Circular Array Receiver", Eusipco 2002, Toulouse, France.

[23] Y. Hua, T.K. Sarkar and D.D. Weiner, "An L-Shaped Array for Estimating 2-D Directions of Wave Arrival", *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, vol. 39, no. 2, February 1991.

[24] C. P. Mathews and M. D. Zoltowski, "Eigenstructure Techniques for 2-D Angle Estimation with Uniform Circular Arrays," *IEEE Trans. Signal Processing*, pp. 2395–2407, vol 42, no. 9, 1994.

[25] k. Abed-Meraim, W. Qiu and Y. Hua, "Blind System Identification", Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 8, August 1997.

[26] James J. Caffery, "Wireless location in CDMA cellular radio systems",*Kluwer Academic Publishers Group*, 2000.

[27] E. Hepsaydir,"Mobile Positioning in CDMA Cellular Networks" 50th IEEE conference on Vehicular Technology VTC 1999. Vol. 2, pp 795-799.

[28] R.E. Ertel, P. Cardieri, K.W. Sowerby, T.S. Rappaport and J.H. Reed "Overview of Spatial Channel Models for Antenna Array Communication Systems",*IEEE Personnal Communications*, February 1998.

[29] D. Aszetly, "On Antenna Arrays in Mobile Communication Systems : Fast Fading and GSM Base Station Receiver Algorithms", *Ph.D.dissertation, Royal Inst. Technology*, Mar. 1996

[30] Y. Wang, J. Chen and W. Fang, "TST–MUSIC for Joint DOA–Delay Estimation", *IEEE Trans. Signal Processing* , vol. 49, April 2001.

[31] S.Verdu, "Multiuser Detection", *Cambridge University Press*, 1998.

[32] X. Lagrange, Ph. Godlewski, et S. tabbane, "réseaux GSM-DCS",3$^{\text{ième}}$ édition, *Hermès.*

[33] R.O. Schmidt, " Multiple emitter location and signal parameter estimation",*in Proc. PADC Spectral Estim. Workshop, Rome, 1979*

[34] J.G. Proakis, "Digital Communications", em Mc Graw–Hill International Editions, Third Edition, 1995.

[35] H. Krim and M. Viberg, "Two decades of array processing research : The parametric approach", *IEEE Signal Processing Magazine, pp. 67–94, Volume : 13 Issue : 4*, July 1996.

[36] A.L. Swindlehurst and T. Kailath, "Passive direction of arrival and range estimation for near-field sources" *IEEE Spec. Est. and Mod. Workshop, pp. 123–128*, 1988.

[37] K. Abed-Meraim, Y. Hua, A. Belouchrani, "Second-order near-field source localization : algorithm and performance analysis", *Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, pp. 723–727*, 1996.

[38] H. Chuberre, T. Filleul, and J.J. Fuchs, "Near-field sources localization : A model fitting approach" *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Detroit, USA*, pp. 3555–3558, 1995.

[39] M. Haardt, R.N. Challa, S. Shamsunder, "Improved bearing and range estimation via high-order subspace based Unitary ESPRIT", *Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, pp. 380–384, vol.1*, 1997.

[40] J.H. Lee, Y.M. Chen, and C.C. Yeh, "A covariance approximation method for near-field direction finding using uniform linear array", *IEEE transactions on Signal Processing , vol. 43, pp. 1293–1298*, May 1995.

[41] J.H. Lee and C.H. Tung, "Estimating the bearings of near–field cyclostationary signals", *IEEE transactions on Signal Processing, vol. 50*, January 2002.

[42] R.N. Challa, and S. Shamsunder, "High-order subspace based algorithms for passive localization of near-field sources", *29th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, 1995.

[43] E. Cekli, H.A. Cirpan, "Unconditional maximum likelihood approach for near-field source localization", *Proc. of The 8th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, pp. 753–756*, 2001

[44] B. Porat, "Digital Processing of Random Signals", *Prentice-Hall*, 1994.

[45] J-F. Cardoso and E. Moulines, "Asymptotic performance analysis of direction finding algorithms based on fourth-order cumulants", *IEEE transactions on Signal Processing , 43 (1) pp. 214–225*, Jan. 1995.

[46] N. Yuen and B. Friedlander, "Performance analysis of higher order ESPRIT for localization of near–field sources", *IEEE transactions on Signal Processing, vol.46*, March 1998.

[47] Y. Bresler and A. Macovski, "Exact maximum likelihood parameter estimation of superimposed exponential signals in noise" *IEEE transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 34, pp. 1081–1089*, 1986.

[48] R. Roy and T. Kailath, "Esprit–estimation of signal parameters via rotational invariance techniques", *IEEE transactions on Signal Processing, vol. 37*, July 1989.

[49] R. O. Schmidt, "A signal subspace approach to multiple emitter location and spectral estimation" *Ph.D. dissertation, Stanford Univ., Stanford, CA*, Nov. 1981.

[50] Y. Hua and T.K. Sarkar, "Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped / undamped sinusoids in noise", *IEEE transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 38, pp. 814–824*, May 1990.

[51] Y.D Huang and M. Barkat, "Near–field multiple source localization by passive sensor array", *IEEE Transaction on Antennas and Propagation, vol. 39*, July 1991.

[52] A. Gorokhov, Ph. Loubaton, E. Moulines, "Second order blind equalization in multiple input multiple output FIR systems : a weighted least squares approach",*International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 1996.

[53] E. Grosicki and K. Abed-Meraim, "A weighted linear prediction method for near-field source localization", *Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 3 , pp. 2957–2960*, May 2002.

[54] M. Viberg, B. Ottersten and T. Kailath, "Detection and estimation in sensor arrays using weighted subspace fitting", *IEEE transactions on Signal Processing, vol. 39*, Nov. 1991.

[55] S.L. Marple, "Digital spectral analysis with applications", *Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall*, 1987.

[56] N. Ben Rached and J.-L Dornstetter, “Time-Weighted transmission channel estimation”, *patent 9 800 734*, April 10 1998.

[57] ouvrage collectif établi sous la direction de S.Marcos, "les méthodes à haute résolution, traitement d'antenne et analyse spectrale", *Edition hermès*, Paris 1998.

[58] E. Grosicki, K. Abed–Meraim and W. Muhammad, "Joint Angle and Delay Estimation Using Uniform Circular Array Receiver", *EUSIPCO*, 2002.

[59] projet RNRT "LUTECE", *www.telecom.fr/rnrt/projets/res-01-12.htm,2001*

[60] J.-J Fuchs, "Selecting the best among several estimates in DOA estimation", *Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 2003.