

UNIVERSITE DE NANTES

ÉCOLE DOCTORALE

**« SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION
ET DE MATHEMATIQUES »**

Année 2010

Thèse de Doctorat

Spécialité Electronique

présentée et soutenue publiquement par

HONGYANG HE

le 26 janvier 2010

à l'Ecole polytechnique de l'université de Nantes

**TRAITEMENT D'ANTENNES
POUR LA LOCALISATION DE SOURCES EN CHAMP PROCHE**

Jury

<i>Président</i>	François LE CHEVALIER , Professeur, Radar Systems Engineering, Delft Univ. of Technology
<i>Rapporteur</i>	Salah BOURENNANE , Professeur des universités, Institut Fresnel, Marseille
<i>Rapporteur</i>	Pascal CHARGE , Maître de Conférences/HDR, INSA, Toulouse
<i>Examineurs</i>	Pascal LARZABAL , Professeur des universités, Université Paris Sud
	Joseph SAILLARD , Professeur des universités, IREENA, Polytech'Nantes
	Yide WANG , Professeur des universités, IREENA, Polytech'Nantes

Directeurs de thèse :

Yide WANG, Professeur, Polytech'Nantes/IREENA

Joseph SAILLARD, Professeur, Polytech'Nantes/IREENA

Institut de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nantes Atlantique (IREENA EA 1770)

Ecole polytechnique de l'université de Nantes, La Chantrerie, Rue C. Pauc, BP 50609, 44306 NANTES CEDEX 3

À ma chère épouse Jinhong ;

À mon cher fils qui naîtra prochainement ;

À mes chers parents ;

À mes chers beaux-parents.

Remerciements

En premier lieu, j'exprime toutes mes sincères reconnaissances envers mon directeur de thèse, Monsieur Yide WANG, Professeur des universités à l'école polytechnique de l'université de Nantes, pour son soutien permanent, son encadrement efficace et ses précieux conseils au cours de cette thèse.

Je remercie aussi vivement Monsieur Joseph SAILLARD, Professeur des universités à l'école polytechnique de l'université de Nantes, pour son soutien, ses commentaires, ses expériences et ses compétences scientifiques qui m'ont permis de mener à bien cette étude.

Je tiens également à remercier très vivement M. Salah BOURENNANE, professeur des universités à l'institut Fresnel, Marseille, et M. Pascal CHARGE, Maître de conférences/HDR à l'INSA Toulouse, pour avoir accepté d'examiner ce travail de thèse en tant que rapporteur.

Mes remerciements vont aussi aux autres membres du jury qui ont accepté d'examiner ce travail. Je remercie notamment Professeur Pascal LARZABAL de l'université Paris Sud et Professeur François LE CHEVALIER du Delft University of Technology.

J'aimerais aussi remercier l'ensemble du laboratoire IREENA et plus particulièrement le Professeur Serge TOUTAIN, directeur de l'IREENA, Sandrine CHARLIER, secrétaire de l'IREENA, et Marc BRUNET, ingénieur de l'IREENA, pour leur gentillesse et leur aide qui fût précieuse, et qui m'a permis de résoudre les difficultés administratives et logistiques que j'ai pu rencontrer durant cette thèse.

Je voudrais également remercier Professeur Jean-François DIOURIS, directeur du département ETN à l'école polytechnique de l'université de Nantes et Mohamed-Laïd BENCHEIKH, mon collègue au laboratoire IREENA, pour le soutien et les

remarques constructives qu'ils m'ont fourni tout au long de la réalisation de ces travaux.

Je remercie particulièrement Siamak SALIMY, mon collègue au laboratoire IREENA, mon meilleur ami en France, mon professeur de français,..., qui a toujours été présent lorsque j'en ai eu besoin.

Enfin, une pensée émue pour tous les doctorants et collègues avec qui j'ai partagé une salle, un café, un repas, ou des activités pendant ces trois années : Atef, Ahmad, Mac-Anthony, Khaled, Boualem, Haitao, Yuehua, . . .

Résumé

Mots-clés : traitement d'antennes, localisation de sources en champ proche, propagation en champ proche, méthodes à sous-espaces, focalisation, calibration

Ce travail de thèse a pour objet d'étudier l'application des techniques de traitement d'antennes au problème de la localisation de sources en champ proche.

Premièrement, nous cherchons à développer des techniques efficaces et performantes pour estimer les positions des sources dans le contexte de champ proche. Dans le cas où les sources se situent proches du réseau de capteurs, la considération de la sphéricité du front d'onde des signaux reçus devient nécessaire. Sachant que cette propriété limite l'utilisation des techniques répandues et développées pour la localisation de sources en champ lointain, plusieurs méthodes sont améliorées avec des approximations justifiées. D'une part, à partir des signaux reçus d'un réseau de configuration symétrique, l'approximation du modèle permet de trouver une structure des observations pouvant faciliter les processus d'estimation. Grâce à cette dernière propriété, les techniques symétrique-ESPRIT sont développées. D'autre part, la technique de focalisation est utilisée pour compenser la sphéricité du front d'onde des signaux reçus. Les observations sont approchées par une série géométrique, ce qui permet d'estimer les directions d'arrivée des sources par les méthodes classiques de localisation de sources en champ lointain telles que la méthode ESPRIT. Ces deux familles de méthodes sont efficaces en termes de complexité de calcul, et également présentent de bonnes performances d'estimation.

Deuxièmement, les performances des méthodes d'estimation dans un environnement réel sont étudiées. Les inévitables imperfections existantes en pratique dégradent significativement les performances des techniques de localisation. Afin de minimiser leurs influences nuisibles, la calibration du réseau de capteurs est indispensable. Pour ce faire, le modèle des observations est d'abord étendu à partir d'une analyse physique des effets indésirables. Les distorsions dues à ces effets sont ensuite évaluées

en effectuant des mesures et compensées de deux manières différentes : la calibration globale et la calibration locale. La technique de calibration locale présente de meilleures performances en termes de précision d'estimation par rapport à la technique globale, au détriment d'une augmentation de la complexité du processus de calibration. Afin d'améliorer son efficacité, une approche basée sur l'interpolation des données de mesures est proposée. Cette méthode de calibration locale permet de réduire sensiblement le nombre de mesures nécessaires tout en conservant de bonnes performances d'estimation.

La troisième problématique étudiée dans cette thèse s'agit de l'utilisation des techniques de la localisation de sources pour estimer les positions des sources passives en champ proche. La solution générale est d'exploiter les propriétés des ondes réfléchies. Basée sur le cas particulier d'un système MIMO, une nouvelle technique est proposée, qui permet d'exploiter simultanément les propriétés relatives à la propagation par trajets émetteurs-rélecteurs et à celle par trajets rélecteurs-récepteurs. Une amélioration de performances en estimation est mise en évidence par l'utilisation de cette technique.

Cette thèse contribue à la recherche dans le domaine de la localisation de sources en champ proche. Plusieurs perspectives de recherche à ces travaux sont proposées.

Table des matières

Remerciements	iii
Résumé	v
Notations et Acronymes	xvii
Introduction Générale	1
1 Traitement d’Antennes dans le Contexte de Champ Proche	7
1.1 Introduction	7
1.2 Champ proche	8
1.2.1 Rayonnement électromagnétique	8
1.2.2 Définition	10
1.3 Applications	11
1.3.1 Télécommunications mobiles	12
1.3.2 Radio-identification	13
1.4 Conclusion	15
2 Méthodes de Localisation de Sources	17
2.1 Introduction	17
2.2 Modèle des observations	18
2.2.1 Hypothèses de travail	18
2.2.2 Modèle général	19
2.2.3 Modèle de champ lointain	21

2.2.4	Matrice de covariance	22
2.3	Méthodes de champ lointain	23
2.3.1	Méthodes conventionnelles	23
2.3.1.1	Formation de voies	23
2.3.1.2	Améliorations de la formation de voies	25
2.3.2	Méthodes paramétriques	26
2.3.2.1	Prédiction linéaire	26
2.3.2.2	Maximum de vraisemblance	28
2.3.3	Méthodes à sous-espaces	29
2.3.3.1	MUSIC (MUtiple SIgnal Classification)	30
2.3.3.2	Root-MUSIC	31
2.3.3.3	ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Ro- tational Invariance Techniques)	32
2.3.4	Conclusion	35
2.4	Méthodes de champ proche	36
2.4.1	Extension des méthodes conventionnelles	36
2.4.2	Extension des méthodes du maximum de vraisemblance	37
2.4.3	Extension de la méthode MUSIC	37
2.5	Conclusion	40
3	Réseaux Symétriques	43
3.1	Introduction	43
3.2	Généralités	44
3.2.1	Modèle approché	44
3.2.2	Réseau de configuration symétrique	45
3.3	Techniques cumulant-ESPRIT	46
3.3.1	Définition	46
3.3.2	Estimation des paramètres	47
3.4	Techniques symétrique-ESPRIT	51
3.4.1	Analyse du modèle	51

3.4.2	Estimation des directions d'arrivée	52
3.4.2.1	Symétrique-ESPRIT spectrale [76]	52
3.4.2.2	Symétrique-ESPRIT polynomiale [28]	54
3.4.2.3	Symétrique-ESPRIT de degré réduit	55
3.4.3	Estimation des distances	56
3.4.4	Résultats de simulation	57
3.4.4.1	Probabilité d'échec	57
3.4.4.2	Précision	59
3.5	Conclusion	62
4	Technique de Focalisation	65
4.1	Introduction	65
4.2	Sources en champ proche	66
4.2.1	Analyse du modèle	66
4.2.2	Cas 1 : sources groupées	69
4.2.3	Cas 2 : sources non-groupées	71
4.3	Sources à large bande	75
4.3.1	Modèle dans le domaine fréquentiel	75
4.3.2	Compensation conjointe	77
4.4	Résultats de simulation	79
4.4.1	Cas 1 : sources groupées	79
4.4.1.1	Probabilité d'échec	79
4.4.1.2	Précision	80
4.4.1.3	Discussion	82
4.4.2	Cas 2 : sources non-groupées	82
4.4.3	Cas 3 : sources à large bande	84
4.5	Conclusion	86
5	Contexte Réel	87
5.1	Introduction	87

5.2	Imperfections dans un système de localisation	88
5.2.1	Erreurs globales	88
5.2.1.1	Désynchronisation	88
5.2.1.2	Couplage mutuel	89
5.2.2	Erreurs locales	90
5.2.2.1	Amplitude du signal	90
5.2.2.2	Propagation par trajets multiples [43]	92
5.2.2.3	Incertitude des positions des capteurs	93
5.2.3	Conclusion	93
5.3	Modèle des observations dans un contexte réel	93
5.4	Techniques de calibration	95
5.4.1	Calibration globale	96
5.4.2	Calibration locale	97
5.5	Technique d'interpolation	98
5.5.1	Analyse du modèle	98
5.5.2	Interpolation	101
5.6	Résultats de simulation	103
5.6.1	Performances en fonction des positions de sources	103
5.6.2	Performances en fonction du bruit de calibration	105
5.7	Conclusion	107
6	Sources Passives	109
6.1	Introduction	109
6.2	Technique du retournement temporel	110
6.2.1	Principe	110
6.2.2	Application à la localisation de sources passives	111
6.3	Techniques basées sur le système MIMO	112
6.3.1	Modèle des observations	113
6.3.2	Estimation des paramètres	116
6.3.3	Résultats de simulation	117

6.4 Conclusion	119
Conclusions et Perspectives	120
Annexes	125
A Interpolation par les Splines	125
A.1 Définition	125
A.2 Splines naturelles pour la calibration	126
B Bornes de Cramér-Rao	127
Bibliographies	128

Table des figures

1.1	Rayonnement électromagnétique d'une source ponctuelle	9
1.2	Champ proche et champ lointain	10
1.3	Front d'onde du signal provenant d'une source en champ lointain . . .	11
1.4	Front d'onde du signal provenant d'une source en champ proche . . .	11
1.5	Traitement d'antennes en télécommunications : estimation des posi- tions des appelants	12
1.6	Géolocalisation en utilisant la technologie de radio-identification . . .	14
2.1	Réseau de M capteurs	19
2.2	Déphasage inter-capteurs dans le contexte de champ lointain	21
2.3	Méthode de formation de voies	24
2.4	ESPRIT : Partition du réseau	33
2.5	Comparaison des méthodes de champ proche	39
3.1	Réseau symétrique de $2M + 1$ capteurs	44
3.2	Cumulant-ESPRIT : 5 itérations	50
3.3	Probabilités d'échec en fonction du SNR	58
3.4	Probabilités d'échec en fonction du nombre de <i>snapshots</i>	59
3.5	RMSE de l'estimation des DOAs en fonction du SNR	60
3.6	RMSE de l'estimation des distances en fonction du SNR	60
3.7	RMSE de l'estimation des DOAs en fonction du nombre de <i>snapshots</i>	61
3.8	RMSE de l'estimation des distances en fonction du nombre de <i>snapshots</i>	61
4.1	Distorsion du front d'onde en champ proche	68
4.2	Distorsion du front d'onde en champ proche versus distance pour $\theta = 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 135^\circ$	68
4.3	Distorsion du front d'onde en champ proche versus direction pour $r = 1.5\lambda, 2.5\lambda, 4\lambda, 8\lambda$	69
4.4	Répartition des sources pour l'application de focalisation	72

4.5	Comparaison des méthodes en termes de probabilité d'échec : les méthodes MUSIC-2D, symétrique-ESPRIT et de focalisation.	80
4.6	Comparaison en termes de RMSE (versus SNR) : les méthodes de focalisation et symétrique-ESPRIT	81
4.7	Comparaison en termes de RMSE (versus nombre de <i>snapshots</i>) : les méthodes de focalisation et symétrique-ESPRIT	82
4.8	Performances de la technique de focalisation pour les sources non-groupées	83
4.9	Performances de la technique de focalisation pour les sources à large bande : RMSE de l'estimation des DOAs	84
4.10	Performances de la technique de focalisation pour les sources à large bande : RMSE de l'estimation des distances	85
5.1	Transmission du signal dans un système de localisation	89
5.2	Couplage mutuel dans un réseau de capteurs	90
5.3	Atténuation due au canal de propagation	91
5.4	Imperfections dans un réseau de capteurs : propagation par trajets multiples et incertitude des positions des capteurs	92
5.5	Variation du module des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ en fonction de l'angle pour les distances 1.8λ , 3λ , 4.2λ et 7λ	99
5.6	Variation de la phase des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ (à gauche) et de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ (à droite) en fonction de l'angle pour les distances 1.8λ et 4.2λ	100
5.7	Variation de la phase des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ (à gauche) et de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ (à droite) en fonction des distances pour les angles 42° et 82°	101
5.8	Interpolation des données de mesure	102
5.9	Performances en fonction de la position des sources	104
5.10	Performances en fonction de la puissance du bruit de calibration	106
6.1	Principe du retournement temporel	110
6.2	Localisation de sources passives par la projection de l'opérateur du retournement temporel	112
6.3	Réseau MIMO pour la localisation de sources passives	114
6.4	Performances d'estimation pour le système MIMO	118

Liste des tableaux

2.1	Comparaison des méthodes de champ lointain	35
3.1	Méthodes exploitant les propriétés d'un réseau symétrique	62
5.1	Imperfections d'un réseau de capteurs dans un contexte réel	93
5.2	Modélisation des imperfections	94
5.3	Comparaison en termes de RMSE	105

Notations et Acronymes

Dans ce document, les vecteurs et les matrices sont représentés par des minuscules et majuscules gras, respectivement. Les vecteurs, par défaut, sont des vecteurs colonnes.

- a : scalaire
- \mathbf{a} : vecteur
- \mathbf{A} : matrice
- \mathbf{I}_n : matrice unité de dimension (n, n)
- $(\cdot)^*$: opérateur de conjugaison
- $(\cdot)^T$: opérateur de transposition
- $(\cdot)^H$: opérateur de transposition-conjugaison
- $\{\cdot\}$: ensemble
- $|a|$: valeur absolue de a
- $\|\mathbf{a}\|$: norme euclidienne de \mathbf{a}
- $\hat{(\cdot)}$: paramètre estimé
- \arg : argument
- \min : minimiser
- \max : maximiser
- $\text{diag}(\mathbf{a})$: matrice diagonale dont les éléments diagonaux sont les éléments du vecteur \mathbf{a}
- $\det(\mathbf{A})$: déterminant de la matrice \mathbf{A}
- $E[\cdot]$: espérance mathématique
- BS : station de base
- DOA : direction d'arrivée
- ESPRIT : estimation of signal parameters via rotational invariance technique
- FV : formation de voies
- MIMO : multiple-input multiple-output
- MUSIC : multiple signal classification
- RFID : radio identification

- RMSE : root mean square error
- SNR : rapport signal sur bruit
- TOA : temps d'arrivée

Introduction Générale

Depuis la création du premier radio-goniomètre au début du vingtième siècle, les techniques de localisation de sources n'ont cessé de s'améliorer. Pendant une longue période, ces techniques sont réalisées avec une antenne simple, et utilisées uniquement pour la navigation militaire. En 1948, les réseaux d'antennes ont été, pour la première fois, utilisés à la localisation de sources en se basant sur la technique de formation de voies [40]. Cette technique est la première application des méthodes de l'analyse spectrale au domaine du traitement d'antennes. Elle est basée sur l'utilisation de la transformée de Fourier pour analyser le spectre spatial. Cette application a stimulé le développement des techniques de localisation de sources. Aujourd'hui, grâce aux avancées technologiques réalisées dans les domaines de l'électromagnétisme, de l'informatique et des composants électroniques, la localisation de sources, à l'aide d'un réseau de capteurs, est couramment utilisée au quotidien. Par exemple, les opérateurs de télécommunications mobiles américains sont capables d'assurer la localisation de tout terminal appelant les services d'urgence à partir des signaux reçus par des stations de base [79].

Fondamentalement, les techniques récentes de localisation de sources utilisent les signaux reçus par un réseau de capteurs pour estimer les coordonnées géographiques des sources. Les trois principales grandeurs physiques du signal reçu d'un capteur sont le retard, l'amplitude et le déphasage. Dans cette thèse, nous cherchons à exploiter les propriétés du déphasage pour la localisation de sources.

La plupart des travaux dans la littérature se basent sur l'hypothèse des sources en champ lointain. Dans ce cas, le front d'onde des signaux reçus est supposé plan. Les positions des sources sont, par conséquent, caractérisées simplement par leur direction d'arrivée. Cependant, dans de nombreuses applications comme l'océanographie (radar, sonar), la robotique, le domaine biomédical, etc., les distances sources-capteurs ne sont pas suffisamment grandes par rapport à la longueur d'onde du

signal. Dans cette condition, l'hypothèse de champ lointain n'est plus valable. La considération des ondes sphériques (hypothèse de champ proche) est nécessaire.

Cette étude s'inscrit dans l'application du traitement d'antennes au problème de la localisation de sources sous l'hypothèse de champ proche. L'objectif de cette thèse s'oriente selon deux axes :

- Premièrement, nous cherchons à développer de nouvelles techniques pour estimer les positions des sources d'une manière efficace et précise ;
- Deuxièmement, nous étudions les techniques permettant de résoudre les problèmes rencontrés lors de l'application des méthodes de localisation de sources dans un contexte réel.

Organisation du manuscrit

Les objectifs définis permettent de structurer ce manuscrit de la manière suivante :

Les chapitres 1 et 2 présentent le contexte et l'état de l'art de ce travail.

- Le chapitre 1 introduit le contexte de cette étude. Le principe du rayonnement électromagnétique est d'abord rappelé, à partir duquel la définition du champ proche est clarifiée. Ensuite, plusieurs applications du traitement d'antennes sont présentées, pour lesquelles il est nécessaire d'adopter l'hypothèse de champ proche. Quatre problématiques dans ce domaine sont finalement relevées à partir de ces applications.
- Le chapitre 2 présente les principales familles de méthodes de localisation de sources. La modélisation des signaux reçus est d'abord effectuée. Selon les hypothèses utilisées, les méthodes sont classées en deux groupes. Les principales techniques de champ lointain sont ensuite présentées. Leur principe est utilisé pour développer des techniques de champ proche. Un bilan des techniques est finalement établi.

Les chapitres 3 et 4 sont consacrés aux techniques améliorées pour la localisation de sources dans le contexte de champ proche.

- Le chapitre 3 est dédié aux techniques de localisation de sources en champ proche basées sur un réseau de configuration symétrique. Tout d'abord, un modèle approché des observations est présenté. En exploitant les propriétés de ce modèle, une

structure partiellement symétrique est mise en évidence. Cette structure permet de développer des techniques plus performantes que celles présentées au chapitre 2. Deux familles de méthodes sont ensuite présentées. Premièrement, les techniques cumulante-ESPRIT sont introduites. Ces techniques sont basées sur les statistiques d'ordre 4. La seconde famille concerne les techniques symétrique-ESPRIT. A partir de la version spectrale de ces techniques, plusieurs versions améliorées sont proposées. Les performances de ces méthodes sont étudiées à l'aide des données synthétisées.

- Le chapitre 4 présente l'utilisation de la technique de focalisation pour la localisation de sources en champ proche et à large bande. Premièrement, une technique basée sur la focalisation est développée pour localiser des sources en champ proche. Cette technique permet de compenser approximativement la sphéricité du front d'onde due à la propagation en champ proche. Pour ce faire, une analyse du modèle est d'abord effectuée. Nous montrons ensuite que les signaux focalisés possèdent une structure de champ lointain. Cette propriété est utilisée pour estimer la direction d'arrivée des sources en utilisant les méthodes de champ lointain. Deuxièmement, la technique de focalisation est utilisée pour les sources à large bande. Le modèle des observations dans le domaine fréquentiel est présenté. Ce modèle permet de séparer puis de combiner d'une manière cohérente les contributions des composantes fréquentielles des signaux reçus par la méthode de focalisation. Les résultats de simulation sont finalement présentés afin de montrer les performances des techniques proposées.

Les deux derniers chapitres du manuscrit traitent de l'application des techniques de localisation de sources en considérant les contraintes existantes dans un contexte réel :

- Le chapitre 5 introduit premièrement les phénomènes physiques associés au réseau d'antennes dans un environnement réel. Les influences indésirables des imperfections du réseau de capteurs sont modélisées. Les méthodes permettant de minimiser les erreurs dues aux imperfections sont ensuite présentées. Il s'agit des techniques pour la calibration globale et de celles pour la calibration locale. La technique d'interpolation est ensuite proposée pour améliorer l'efficacité du processus de calibration. Cette technique de calibration locale est basée sur l'interpolation des données de mesure. Les performances de ces techniques sont finalement étudiées à l'aide des simulations.
- Le chapitre 6 s'intéresse à la localisation de sources passives à partir des ondes

réfléchies. Deux approches sont décrites. La technique du retournement temporel est d'abord présentée. Ensuite, une méthode basée sur le système MIMO est proposée. La diversité du canal est obtenue et utilisée, ce qui permet d'améliorer les performances de l'estimation des positions des sources. Les simulations sont finalement présentées pour mettre en évidence cette amélioration.

Enfin, nous achevons ce document par une conclusion générale, dans laquelle un bilan du travail ainsi que des perspectives de recherche sont présentés.

Liste des publications

Cette thèse a fait l'objet des publications suivantes :

- en revues :
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Near-field source localization by using focusing technique*, EURASIP Journal of Advances in Signal Processing, vol. 2008, No. 22, Article ID 461517, Dec. 2008, 9 pages.
 - M. L. Bencheikh, Y. Wang, H. He, *Polynomial root finding technique for joint DOA DOD estimation in bistatic MIMO radar*, Elsevier Signal Processing (acceptée à paraître).
- en colloques internationaux :
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Localization in Near Field with Wideband Signal : Trade-off between Bandwidth and Number of Sensors*, Progress In Electromagnetics Research Symposium 2008, Hangzhou, Chine, Mar.2008, 2 pages.
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *A high resolution method of source localization in near-field by using focusing technique*, European signal processing conference (EUSIPCO'2008), Lausanne, Switzerland, Aug. 2008, 5 pages.
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Focusing-based approach for wide-band source localization in near-field*, IEEE ICASSP'2009, Taipei, Taiwan, Apr. 2009, 4 pages.
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Interpolation-Based Calibration For Near-Field Source Localization*, European signal processing conference (EUSIPCO'2009), Glasgow, UK, Aug. 2009, 5 pages.
 - H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Interpolation-Based Calibration Approach For Source Localization In Near Field*, International RADAR Conference (RADAR'09), Bordeaux, France, Oct. 2009, 5 pages.
- en colloques nationaux :

- H. He, Y. Wang, J. Saillard, *Calibration de Réseau d'Antennes par l'Interpolation des Données de Mesures*, Journées Nationales des Microondes (JNM'2009), Grenoble, France, Mai 2009, 4 pages.

Chapitre 1

Traitement d'Antennes dans le Contexte de Champ Proche

1.1 Introduction

Le traitement d'antennes est une technique qui exploite les propriétés des signaux reçus par un réseau de capteurs. Il peut être appliqué dans de nombreux domaines tels que le radar, le sonar, les télécommunications, etc., et utilisé pour :

- Améliorer le rapport signal sur interférences et bruit par rapport aux techniques classiques où une seule antenne est utilisée pour la réception du signal ;
- Déterminer le nombre de sources d'émission, les positions des sources, les formes d'onde, et d'autres paramètres du signal ;
- Surveiller les sources mobiles ;
- Séparer les sources se situant à des positions spatialement différentes.
- ...

Dans le cadre de ce document, nous nous intéressons à la localisation de sources en champ proche. Ce chapitre a pour objet d'explicitier le contexte de ce travail. La définition du champ proche est d'abord spécifiée à partir du principe du rayonnement électromagnétique d'une source. Ensuite, deux principales applications des techniques de localisation de sources sont introduites. Ces applications permettent de mettre en évidence les problématiques liées à ce domaine de recherche. Une conclusion est présentée à la fin du chapitre.

1.2 Champ proche

Cette partie a pour objet de clarifier la définition du champ proche et de présenter la base physique du traitement d'antennes. Les fondamentaux du rayonnement électromagnétique sont d'abord rappelés, à partir desquels la définition du champ proche est spécifiée.

1.2.1 Rayonnement électromagnétique

En physique, le rayonnement électromagnétique est décrit sous la forme d'une onde électromagnétique qui correspond à la propagation d'un champ magnétique et d'un champ électrique (l'un étant perpendiculaire à l'autre) en ligne droite, et à partir d'une source constituée par un mouvement alternatif de charges électriques [37]. Ce phénomène physique peut être décrit à l'aide des équations de Maxwell.

Supposons qu'une source électromagnétique harmonique existe dans un milieu homogène, linéaire et isotrope ayant une distribution de courant électrique $\mathbf{J}(\mathbf{r})$ et une distribution de charge électrique $\rho(\mathbf{r})$, nous avons les équations (équations de Maxwell) suivantes :

$$\nabla \times \mathbf{H}(\mathbf{r}) = -j\omega\epsilon\mathbf{E}(\mathbf{r}) + \mathbf{J}(\mathbf{r}) \quad (1.1)$$

$$\nabla \times \mathbf{E}(\mathbf{r}) = j\omega\mu\mathbf{H}(\mathbf{r}) \quad (1.2)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{E}(\mathbf{r}) = \frac{\rho(\mathbf{r})}{\epsilon} \quad (1.3)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B}(\mathbf{r}) = 0 \quad (1.4)$$

avec les notations :

- $\mathbf{E}(\mathbf{r})$: vecteur champ électrique ;
- $\mathbf{H}(\mathbf{r})$: vecteur champ magnétique ;
- $\mathbf{J}(\mathbf{r})$: vecteur densité de courant ;
- $\rho(\mathbf{r})$: densité volumique de charge électrique ;

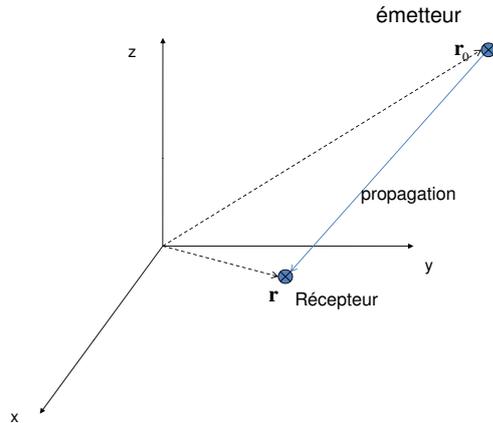


FIG. 1.1 – Rayonnement électromagnétique d’une source ponctuelle

- \mathbf{r} : vecteur des coordonnées de position ;
- $\omega = 2\pi f$: fréquence angulaire de la source ;
- f : fréquence de la source ;
- $j = \sqrt{-1}$: unité imaginaire ;
- ϵ : permittivité diélectrique du milieu ;
- μ : perméabilité magnétique du milieu.

Les distributions de charge et de courant de la source obéissent à la loi de conservation :

$$\nabla \cdot \mathbf{J}(\mathbf{r}) = j\omega\rho(\mathbf{r}) \quad (1.5)$$

A partir des équations (1.1), (1.2) et (1.5), nous obtenons l’équation suivante :

$$\nabla \times \nabla \times \mathbf{E}(\mathbf{r}) - k^2 \mathbf{E}(\mathbf{r}) = j\omega\mu \mathbf{J}(\mathbf{r}) \quad (1.6)$$

avec $k = \omega\sqrt{\epsilon\mu}$ le nombre d’onde.

La solution de l’équation (1.6) peut être caractérisée par la fonction de Green [37] :

$$g(\mathbf{r}, \mathbf{r}_0) = \frac{e^{jk\|\mathbf{r}-\mathbf{r}_0\|}}{4\pi \|\mathbf{r}-\mathbf{r}_0\|} \quad (1.7)$$

où \mathbf{r}_0 est la position d’une source ponctuelle. Cette fonction décrit l’amplitude et la phase du champ électrique à la position \mathbf{r} créé par une source ponctuelle à la position

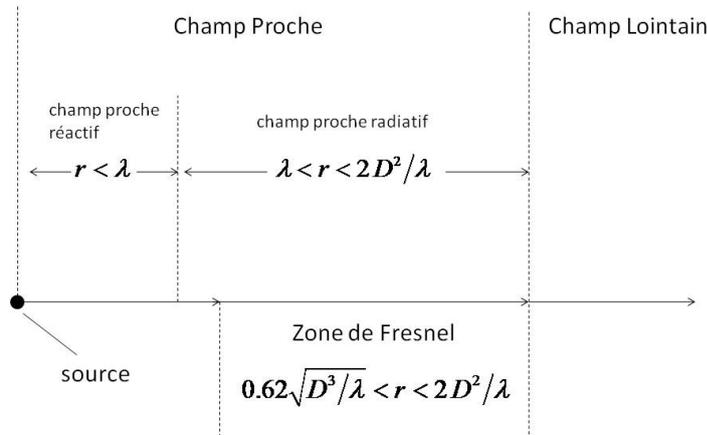


FIG. 1.2 – Champ proche et champ lointain

\mathbf{r}_0 (Figure 1.1). Tout rayonnement électromagnétique peut être évalué à partir de la fonction de Green.

1.2.2 Définition

Les termes champ proche et champ lointain sont souvent utilisés pour les mesures d'antennes. Les régions de champ proche et de champ lointain d'une source de rayonnement électromagnétique sont les régions autour de la source où les champs électromagnétiques sont d'intensité plus et moins importante [10, 65].

Balanis rapporte trois zones autour d'une source [2]. Les frontières entre ces zones sont définies selon la longueur d'onde λ , la dimension caractéristique de l'observateur D et la distance entre l'observateur et l'élément rayonnant r (Figure 1.2).

Zone de Champ proche réactif : Cette zone, pour laquelle la distance entre l'observateur et l'élément rayonnant est inférieure à la longueur d'onde ($r < \lambda$), correspond au volume entourant directement l'élément rayonnant. A l'intérieur de cette zone, les champs sont principalement réactifs.

Zone de Champ proche radiatif : Elle correspond à la zone pour laquelle $\lambda < r < 2D^2/\lambda$. A l'intérieur de cette région, la partie radiative de l'énergie est plus importante que la partie réactive. A l'intérieur de cette sphère de rayon $2D^2/\lambda$, on distingue la zone de Fresnel telle que $0.62\sqrt{D^3/\lambda} < r < 2D^2/\lambda$, où

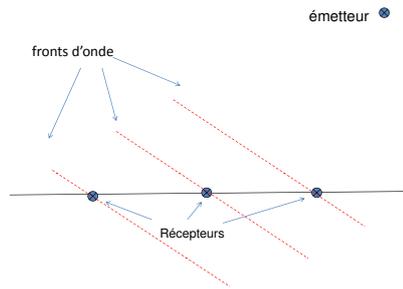


FIG. 1.3 – Front d’onde du signal provenant d’une source en champ lointain

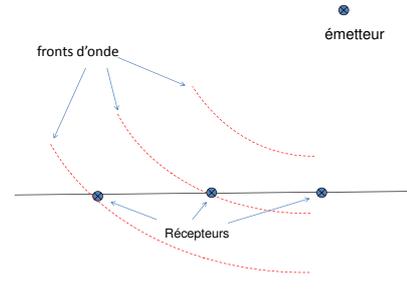


FIG. 1.4 – Front d’onde du signal provenant d’une source en champ proche

le diagramme de rayonnement de l’élément rayonnant dépend très fortement de la distance r .

Zone de Champ lointain : Dans cette zone où $r > 2D^2/\lambda$, les champs sont entièrement radiatifs.

D’un point de vue du traitement d’antennes, la principale différence entre les deux régions réside dans le front d’onde à la réception. Si les récepteurs sont en champ lointain, le diamètre du front d’onde est grand. Dans ce cas, le front d’onde peut être considéré comme étant plan (Figure 1.3). Lorsque les récepteurs sont en champ proche, le diamètre du front d’onde est petit. L’hypothèse de l’onde plane n’est donc plus valable dans ce cas. Le front d’onde en champ proche est de forme sphérique (Figure 1.4).

1.3 Applications

La technique du traitement d’antennes pour la localisation de sources est appliquée dans de nombreux domaines comme le radar, les télécommunications, etc. Dans la plupart de ces applications, les sources se situent loins du réseau de capteurs. Par conséquent, les techniques développées sous l’hypothèse de champ lointain sont utilisées. Cependant, dans certaines situations, il est nécessaire de prendre en compte la sphéricité du front d’onde due à la propagation en champ proche. Dans ce paragraphe, nous présentons deux domaines importants d’applications de la technique de localisation de sources, et plus particulièrement ceux pour lesquels la situation de champ proche est envisagée.

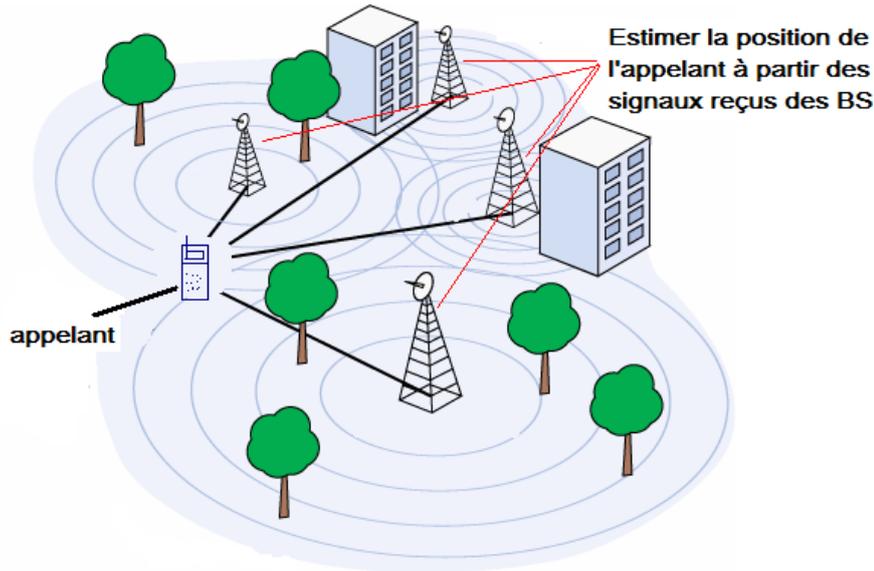


FIG. 1.5 – Traitement d’antennes en télécommunications : estimation des positions des appelants

1.3.1 Télécommunications mobiles

Les technologies de télécommunications mobiles se sont largement développées depuis le milieu des années 1990. En 2008, le nombre mondial d’abonnés aux services de téléphonie mobile a excédé 4 milliards. Aujourd’hui, un téléphone mobile est non seulement un terminal de communications à distance, mais aussi une infrastructure de nombreux services et fonctions. Les opérateurs s’intéressent de plus en plus au développement de nouveaux services comme la géolocalisation (Figure 1.5). En France, la géolocalisation pour les téléphones mobiles est disponible depuis l’année 2003. Cette fonction permet de fournir de nouveaux services attachés comme la tarification par zone, et la recherche de services proches (hôtels, restaurants), etc.

Dans la littérature [17, 24, 48], trois familles de méthodes sont développées pour répondre au problème de la localisation d’un terminal mobile.

La première approche concerne les 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) des signaux reçus. 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 par la méthode de triangulation. La seconde approche concerne les méthodes basées sur l’estimation des directions

d'arrivée (DOA). Chaque DOA estimée définit une demi droite, de sommet la station de base concernée, sur laquelle se trouve le mobile. Deux mesures de DOAs sont donc nécessaires pour localiser le mobile. La troisième approche concerne les méthodes dites conjointes qui utilisent simultanément l'estimation des angles et des retards. La localisation de mobile ne nécessite alors que l'écoute d'une seule BS.

Dans le cadre de cette étude, nous nous intéressons à la deuxième famille de méthodes pour les raisons de la précision et de la résolution d'estimation. Bien que l'hypothèse de champ lointain semble plus adaptée pour les télécommunications mobiles, il existe toutefois certaines situations de localisation pouvant nécessiter de considérer l'hypothèse de 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. La situation de champ proche est envisagée dans le cas où l'hélicoptère est proche de la zone accidentée.

D'un point de vue général, le problème de la localisation de sources devient plus complexe dans la situation de champ proche. La sphéricité du front d'onde n'est plus négligeable, ce qui limite le développement des techniques rapides de localisation de sources. Principalement, les problématiques de la localisation de sources au domaine des télécommunications proviennent de deux aspects. Premièrement, l'application en temps réel de ces techniques nécessite une haute efficacité de calcul pour estimer les coordonnées géographiques des émetteurs. Deuxièmement, la bande du signal des télécommunications modernes a tendance à l'élargissement¹. Les techniques doivent donc être capables de traiter les signaux à large bande. Nous cherchons à répondre à ces deux problèmes dans cette thèse.

1.3.2 Radio-identification

La radio-identification, plus souvent désignée par le sigle RFID (de l'anglais *Radio Frequency Identification*) est une méthode pour mémoriser et récupérer des données à distance en utilisant des marqueurs appelés *radio-étiquettes*. Les radio-étiquettes sont de petits objets, tels que des étiquettes auto-adhésives, qui peuvent être collées

¹Par exemple, les signaux modulés avec la technique OFDM sont à large bande.

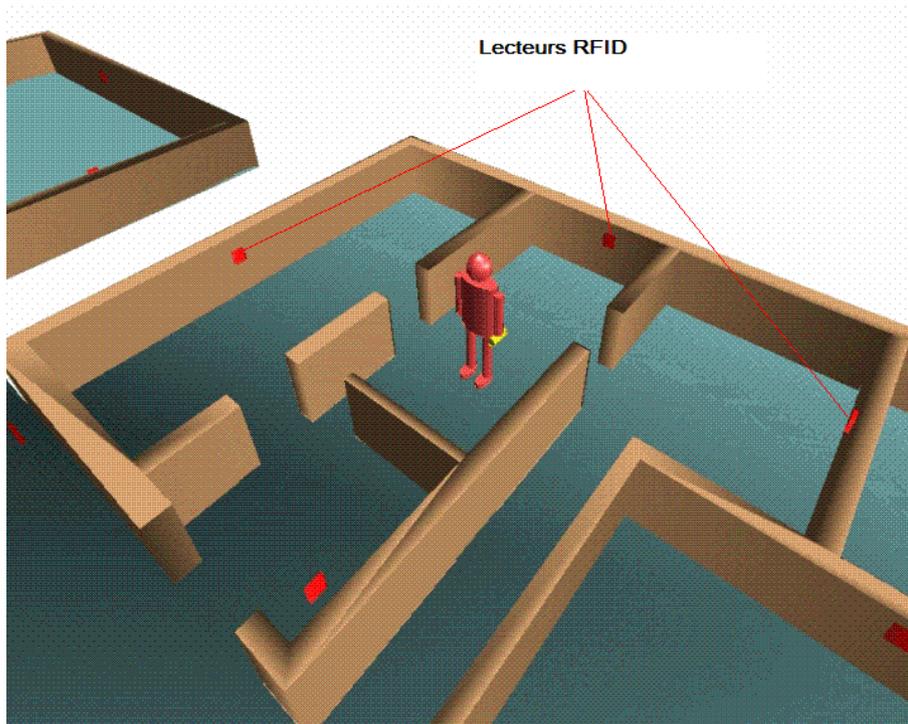


FIG. 1.6 – Géolocalisation en utilisant la technologie de radio-identification

ou incorporées dans des objets et même implantées dans des organismes vivants (animaux, corps humain). Les radio-étiquettes comprennent une antenne associée à une puce électronique qui leur permet de recevoir et de répondre aux requêtes radio émises depuis l'émetteur-récepteur.

Une application de la technologie RFID est la géolocalisation. Par exemple, un système de localisation basé sur la technologie RFID est proposé dans [38]. Pour ce faire, une série de lecteurs RFID équipés de différents types d'antennes sont positionnés de façon à couvrir l'ensemble de la zone souhaitée (Figure 1.6). Lorsqu'une personne équipée d'un tag RFID actif entre dans cette zone, le système est capable d'estimer sa position.

Néanmoins, ce système présente une précision très approximative en localisation. Il est, pour l'instant, capable de déterminer uniquement la pièce ou le couloir dans lequel se trouve la personne à localiser. Principalement, les difficultés technologiques de cette application proviennent de la complexité de l'environnement réel. De plus, la fréquence utilisée nécessite d'envisager la situation de champ proche. La localisation devient alors très complexe dans ce système. Les manières pour améliorer la précision de localisation dans un contexte réel sont particulièrement intéressantes pour cette application.

Une autre problématique de la localisation de sources de RFID réside dans le fait que la plupart d'étiquettes de RFID sont passives. Par exemple, les étiquettes passives de RFID sont utilisées pour surveiller et gérer les bagages à l'aéroport de Hong Kong [15]. De ce fait, les techniques de localisation de sources doivent être aussi capables d'estimer les positions de sources passives. Ces problématiques sont également étudiées dans cette thèse.

1.4 Conclusion

Les techniques de localisation de sources, à partir des signaux reçus par un réseau de capteurs, sont couramment utilisées au quotidien. Dans de nombreuses applications de ces techniques, il est nécessaire d'envisager l'hypothèse de champ proche. A partir du principe du rayonnement électromagnétique, nous avons explicité la définition du champ proche. Pour orienter cette étude d'une manière plus adaptée à la pratique, les principales applications de la localisation de sources en champ proche ont été étudiées. Quatre problématiques ont été relevées à partir de ces applications. Il s'agit de l'efficacité de calcul des techniques de localisation, de l'utilisation pour les sources à large bande, de la précision d'estimation dans un contexte réel et de la localisation de sources passives.

Ces problématiques sont étudiées dans les chapitres suivants :

- Premièrement, afin d'améliorer l'efficacité de calcul des techniques de localisation, les méthodes classiques sont présentées au chapitre 2. A partir de ces méthodes, plusieurs techniques améliorées sont développées aux chapitres 3 et 4 en exploitant les propriétés des signaux reçus d'un réseau de capteurs dans le contexte de champ proche ;
- Deuxièmement, pour répondre au problème des sources à large bande, la technique de focalisation est proposée au chapitre 4. Cette technique permet de localiser des sources qui émettent des signaux à large bande se situant en champ proche.
- Troisièmement, la localisation de sources dans un contexte réel est étudiée au chapitre 5. Des imperfections existantes dans un environnement réel sont analysées à partir de la base physique du domaine de l'électromagnétisme. Leur influence est modélisée et les solutions pour améliorer la précision de localisation sont proposées.

- Finalement, les techniques de localisation pour les sources passives sont présentées au chapitre 6.

Chapitre 2

Méthodes de Localisation de Sources

2.1 Introduction

Ce chapitre présente les méthodes classiques pour la localisation de sources à l'aide d'un réseau de capteurs. En principe, ces méthodes sont basées sur l'exploitation des propriétés d'un modèle *a priori* des signaux reçus. Ce chapitre est organisé de la manière suivante :

La première partie du chapitre est dédiée à la modélisation des signaux reçus. Tout d'abord, un modèle général est présenté. Ce modèle est développé à partir d'une analyse du rayonnement électromagnétique des sources. Ensuite, plusieurs modèles approchés pour les situations particulières sont abordés. Ces modèles permettent de développer des méthodes rapides pour la localisation de sources.

Dans la deuxième partie, nous présentons un état de l'art sur les méthodes classiques. Ces techniques sont développées sous l'hypothèse de champ lointain. Il s'agit de trois familles de techniques : les méthodes conventionnelles, les méthodes paramétriques et les méthodes à sous-espaces. Leur principe peut être utilisé pour la localisation de sources en champ proche après des adaptations appropriées.

La troisième partie présente les dérivées directes des méthodes classiques qui permettent d'estimer les positions des sources en champ proche. Ces méthodes sont développées à l'aide d'une adaptation directe du modèle des observations.

Un bilan des techniques est présenté à la fin du chapitre.

2.2 Modèle des observations

Dans ce paragraphe, nous présentons les différents modèles des observations d'un réseau de capteurs. En effet, la plupart des méthodes dans ce domaine utilisent un modèle simplifié, pour lequel des approximations en champ lointain sont utilisées [40]. Néanmoins, ce modèle n'est plus valable lorsque les sources se situent en champ proche. En conséquence, le modèle général est développé à partir du rayonnement électromagnétique. Les modèles simplifiés sont présentés à partir du modèle général et des approximations appropriées. Un premier paragraphe explicite les bases physiques et les différentes hypothèses qui justifient ces différents modèles approchés.

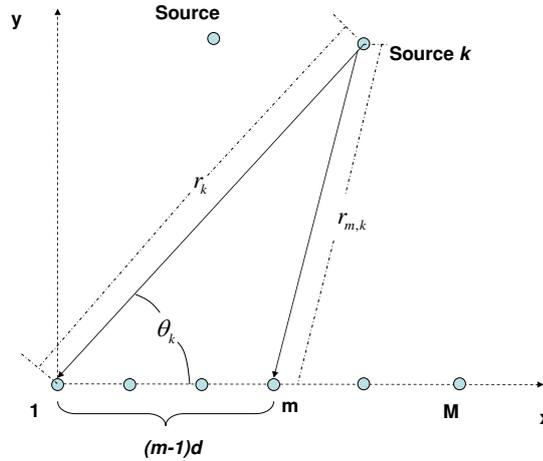
2.2.1 Hypothèses de travail

En première approximation, cette étude traite du problème de la localisation de sources dans un espace bi-dimensionnel (2D). Tous les éléments (émetteurs, récepteurs, réflecteurs, etc.) sont supposés coplanaires. Une position peut être alors décrite par deux paramètres : l'angle et la distance. Les hypothèses dans ce document sont définies ci-dessous :

- Les objets à localiser sont supposés ponctuels ;
- Les signaux émis sont statistiquement stationnaires, de puissance unitaire et mutuellement incohérents ;
- Le milieu de propagation est linéaire, homogène et isotrope ;
- Le bruit est additif, gaussien avec une moyenne nulle, spatialement et temporellement blanc ;
- Le réseau de capteurs est en configuration linéaire ;
- Tout capteur est omnidirectionnel avec un gain unitaire ;
- Les coordonnées des capteurs sont connues¹ ;
- Le nombre de capteurs est supérieur au nombre de sources.

Les autres hypothèses sont spécifiées selon le contexte de travail.

¹La connaissance des coordonnées des capteurs est supposée imprécise au chapitre 5.

FIG. 2.1 – Réseau de M capteurs

2.2.2 Modèle général

Nous considérons un réseau de M capteurs séparés d'une distance inter-capteurs égale à d , comme illustré sur la figure (2.1). Le premier capteur est pris comme l'origine du système de coordonnées.

Rappelons qu'un signal à bande étroite peut être écrit sous la forme $e^{j2\pi f t} s(t)$, avec f la fréquence porteuse et $s(t)$ le signal en bande de base. Le signal reçu du m -ième capteur $x_m(t)$ est écrit comme la somme des signaux des différentes sources dans le milieu, à laquelle est additionné un bruit :

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K c_{mk} e^{j2\pi f(t-t_{mk})} s_k(t-t_{mk}) + n_m(t) \quad (2.1)$$

avec les notations suivantes :

- K : nombre de sources ;
- $s_k(t)$: signal de la k -ième source ;
- t_{mk} : retard temporel dû à la propagation de la k -ième source au m -ième capteur ;
- c_{mk} : atténuation du signal reçu par le m -ième capteur et émis par la k -ième source ;
- $n_m(t)$: bruit additif, blanc, gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 du m -ième capteur.

Dans notre hypothèse où les sources sont ponctuelles, l'atténuation c_{mk} est obtenue à partir de la fonction de Green (1.7). Elle s'écrit sous la forme suivante :

$$c_{mk} = \frac{1}{4\pi r_{mk}} \quad (2.2)$$

avec r_{mk} la distance entre la k -ième source et le m -ième capteur.

Le retard t_{mk} s'écrit :

$$t_{mk} = \frac{r_{mk}}{c_0} \quad (2.3)$$

avec $c_0 = \frac{1}{\sqrt{\epsilon_0\mu_0}}$ la vitesse de la lumière dans le vide.

Supposons que les atténuations sont invariantes pour l'ensemble des capteurs du réseau², nous pouvons ignorer c_{mk} dans le modèle (2.1). D'ailleurs, sous l'hypothèse de sources à bande étroite, nous avons les approximations suivantes [40] :

$$s_k(t - t_{1,k}) \approx s_k(t - t_{2,k}) \approx \dots \approx s_k(t - t_{M,k}) \approx s_k(t) \quad (2.4)$$

En considérant l'origine comme le point de référence de phase, nous pouvons simplifier l'équation (2.1) avec les approximations précédentes. Le signal reçu du m -ième capteur $x_m(t)$ s'écrit donc sous la forme suivante :

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K e^{j\tau_{mk}} s_k(t) + n_m(t) \quad (2.5)$$

où τ_{mk} représente le déphasage du signal reçu du m -ième capteur et émis par la k -ième source. A partir des équations (2.1) et (2.3), la phase τ_{mk} est donnée par :

$$\tau_{mk} = \frac{2\pi f}{c_0} \left(\sqrt{r_k^2 + (m-1)^2 d^2 - 2r_k(m-1)d \cos \theta_k} - r_k \right). \quad (2.6)$$

La forme matricielle du modèle (2.5) s'écrit donc :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2.7)$$

²Pour la plupart des études effectuées dans ce domaine, les atténuations des signaux reçus sont normalisées et supposées invariantes pour l'ensemble des capteurs du réseau de réception. La variation des atténuations est étudiée au chapitre 5.

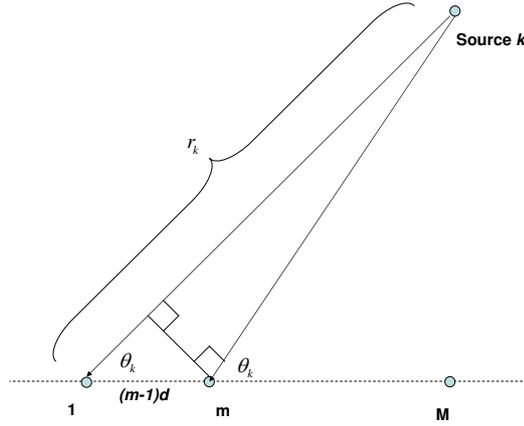


FIG. 2.2 – Déphasage inter-capteurs dans le contexte de champ lointain

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$: vecteur des observations temporelles de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$: vecteur des signaux émis temporels de dimension $(K, 1)$;
- $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_K]$: matrice de transfert de dimension (M, K) ;
- $\mathbf{a}_k = [1, \dots, e^{j\tau_{mk}}]^T$: vecteur de transfert de la k -ième source de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T$: vecteur du bruit de dimension $(M, 1)$.

2.2.3 Modèle de champ lointain

Ce paragraphe a pour objet de présenter le modèle approché pour la situation de sources en champ lointain. Ce modèle utilise une série géométrique pour décrire les déphasages inter-capteurs. De nombreuses techniques rapides sont développées à partir de ce modèle [40].

Dans l'hypothèse où les sources sont loin du réseau de réception, les fronts d'onde incidente sont considérés comme étant parallèles (Figure 2.2). L'équation (2.6) peut être simplifiée approximativement sous la forme suivante :

$$\tau_{mk} \approx -\frac{2\pi f}{c_0} (m-1) d \cos \theta_k \quad (2.8)$$

Le vecteur de transfert (ou bien le vecteur directionnel dans le contexte de champ lointain) devient donc :

$$\mathbf{a}(\theta) = \left[1, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}d\cos\theta}, \dots, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}(M-1)d\cos\theta} \right]^T. \quad (2.9)$$

Dans cette situation, les signaux reçus d'un réseau linéaire peuvent être considérés comme des échantillons spatiaux du signal émis par la source. L'intervalle de cet échantillonnage (fréquence d'échantillonnage) dépend de la fréquence, de la direction d'arrivée du signal et de la distance inter-capteurs du réseau. La fréquence spatiale est définie en combinant les trois paramètres :

$$f_s = \frac{f}{c_0}d\cos\theta \quad (2.10)$$

Cette transformation permet de mettre en évidence l'équivalence entre les méthodes d'analyse spectrale et les méthodes pour estimer les directions d'arrivée des sources.

2.2.4 Matrice de covariance

En pratique, les signaux reçus sont toujours noyés au bruit. Afin de minimiser l'influence du bruit, la plupart des méthodes de traitement du signal à haute résolution sont formulées à partir de la matrice de covariance des signaux reçus [40].

Dans cette partie, l'expression de cette matrice ainsi que ses principales propriétés sont présentées. La matrice de covariance du vecteur des signaux reçus $\mathbf{x}(t)$ est définie par :

$$\mathbf{R} = E [\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)] \quad (2.11)$$

où la matrice \mathbf{R} est de dimension (M, M) et l'opérateur $E[\cdot]$ représente l'espérance mathématique.

A partir des équations (2.7) et (2.11), les deux matrices peuvent s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{R} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \sigma^2\mathbf{I}_M \quad (2.12)$$

avec $\mathbf{R}_s = E [\mathbf{s}(t) \mathbf{s}^H(t)]$ la matrice de covariance des sources et $E [\mathbf{n}(t) \mathbf{n}^H(t)] = \sigma^2\mathbf{I}_M$ la matrice de covariance du bruit.

En pratique, la matrice de covariance est estimée à partir des échantillons temporels du vecteur des observations (*snapshots*) :

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n(t) \mathbf{x}_n^H(t) \quad (2.13)$$

avec N le nombre de *snapshots* .

2.3 Méthodes de champ lointain

Nous présentons dans cette section un rappel des méthodes développées sous l'hypothèse de champ lointain. L'intérêt de l'introduction de ces méthodes réside dans le fait que de nombreuses techniques de champ proche sont développées à partir des méthodes de champ lointain. Notons que seule la direction d'arrivée de sources est estimée dans le contexte de champ lointain.

La littérature distingue trois grandes familles de méthodes. Il s'agit des méthodes conventionnelles, des méthodes paramétriques et des méthodes à sous-espaces. Leur principe est rappelé avec les formulations essentielles. Les méthodes présentées dans cette partie sont basées sur le modèle approché de champ lointain décrit par les équations (2.7) et (2.9).

2.3.1 Méthodes conventionnelles

Ce paragraphe présente les méthodes conventionnelles du traitement d'antennes pour estimer les directions d'arrivée des sources, basées sur la technique de formation de voies classiques.

2.3.1.1 Formation de voies

La méthode de formation de voies (FV) est basée sur l'idée de la formation du diagramme directionnel d'une antenne. Pour une antenne continue, la géométrie de l'antenne (e.g. antenne parabolique) détermine le diagramme de rayonnement une

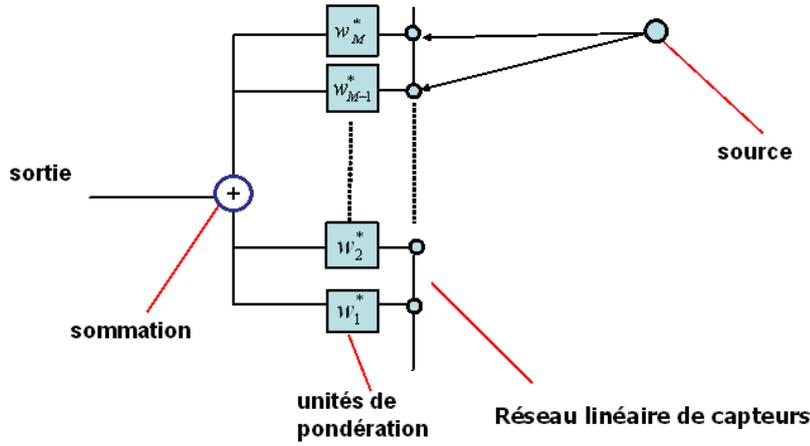


FIG. 2.3 – Méthode de formation de voies

fois pour toutes. Dans ce cas, modifier la direction d'observation revient à réorienter l'antenne dans la direction voulue, ce qui entraîne la réalisation de structures mécaniques associées à des commandes complexes.

La méthode de formation de voies s'effectue par la sommation pondérée des signaux reçus du réseau (figure (2-3)). Le signal en sortie du réseau s'écrit sous la forme :

$$y(t) = \sum_{m=1}^M w_m^* x_m(t) \quad (2.14)$$

avec la pondération du signal du m -ième capteur w_m^* .

L'équation (2.14) peut être écrite sous la forme vectorielle suivante :

$$y(t) = \mathbf{w}^H(\theta) \mathbf{x}(t) \quad (2.15)$$

avec $\mathbf{w}^* = [w_1^*, w_2^*, \dots, w_M^*]^T$ le vecteur des pondérations de dimension $(M, 1)$.

La formation de voies classique utilise directement la transformée du Fourier des signaux reçus [40]. Le vecteur des pondérations s'écrit donc :

$$\mathbf{w}(\theta) = \frac{\mathbf{a}(\theta)}{M} = \frac{1}{M} \left[1, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}d\cos\theta}, \dots, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}(M-1)d\cos\theta} \right] \quad (2.16)$$

La puissance du signal à la sortie de formation de voies s'écrit :

$$P_{FV}(\theta) = \frac{\mathbf{a}(\theta)^H \mathbf{R} \mathbf{a}(\theta)}{M^2} \quad (2.17)$$

Les directions d'arrivée sont estimées par les maxima de la puissance (2.17). Afin d'éviter le problème d'ambiguïté, l'intervalle de l'échantillonnage spatial (ou la distance inter-capteurs) doit être inférieur à la demi-longueur d'onde, i.e.

$$d \leq \frac{\lambda}{2}. \quad (2.18)$$

Le pouvoir de résolution de cette méthode dépend principalement du nombre d'échantillons spatiaux (nombre de capteurs).

2.3.1.2 Améliorations de la formation de voies

Dans la méthode de formation de voies classique, on scrute tout l'espace, et les directions de sources sont données par celles dont la puissance de sortie est maximale en négligeant la présence des autres sources éventuelles. Il s'ensuit une dégradation de la résolution et de la précision de l'estimation des directions d'arrivée si plusieurs sources sont présentes.

La méthode de MVDR (*Minimum Variance Distortionless Response*) permet de prendre en compte la présence des autres sources (e.g. interférences) [9]. Elle consiste à laisser passer le signal sans distorsion dans la direction visée tout en minimisant la contribution des interférences provenant d'autres directions et celle du bruit de mesure.

Cette idée permet de calculer le vecteur des pondérations optimales par :

$$\mathbf{w}(\theta) = \arg \left\{ \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H(\theta) \mathbf{R} \mathbf{w}(\theta) \text{ s.t. } \mathbf{w}^H(\theta) \mathbf{a}(\theta) = 1 \right\} \quad (2.19)$$

La solution de l'optimisation (2.19) est donnée par :

$$\mathbf{w}(\theta) = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta)}{\mathbf{a}(\theta)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta)} \quad (2.20)$$

Le puissance en sortie du réseau s'écrit alors :

$$P_{MVDR}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta)} \quad (2.21)$$

La méthode MVDR présente une meilleure résolution que la méthode FV. Cependant, la matrice de covariance devient singulière dans le cas de fort rapport signal sur bruit. Le calcul de l'inverse risque d'apporter du bruit lorsque la matrice est mal conditionnée. Pour répondre à ce problème, la technique de Capon DL (Diagonal loading) a été proposée [45]. Cette technique permet d'éviter le problème du conditionnement de la matrice de covariance dans le calcul de l'inverse.

2.3.2 Méthodes paramétriques

Nous présentons dans ce paragraphe deux familles de techniques paramétriques de localisation de sources : les méthodes de prédiction linéaire et celles du maximum de vraisemblance.

2.3.2.1 Prédiction linéaire

Les méthodes de prédiction linéaire ont été développées dans les années 1960. Elles étaient appliquées en premier lieu à estimer les fréquences d'un processus stochastique stationnaire, dans un signal noyé dans un bruit blanc. Ces méthodes sont basées sur le fait que tout processus stochastique stationnaire peut être approché par un modèle rationnel linéaire [35, 52]. Le modèle général est le modèle ARMA (AutoRegressive Moving Average). Le spectre fréquentiel est donc calculé à partir des paramètres du modèle qui sont estimés par les propriétés statistiques du signal.

Dans le cadre de traitement d'antennes, ces méthodes peuvent être utilisées pour l'estimation du spectre spatial défini par l'équation (2.10) dans le contexte de champ lointain. Le principe de ces méthodes réside dans la modélisation de la valeur d'un élément du vecteur des observations par une combinaison linéaire des valeurs des autres éléments du vecteur selon l'équation suivante :

$$\hat{x}_1(t) = - \sum_{m=2}^M b_m x_m(t) + n_1(t) \quad (2.22)$$

avec $b_m \mid_{m=2,\dots,M}$ les paramètres de ce modèle et $n_1(t)$ le bruit du premier capteur.

Sous l'hypothèse de champ lointain et du réseau de capteurs d'une configuration uniformément linéaire, nous pouvons considérer que les éléments du vecteur des observations sont les M échantillons spatiaux avec un intervalle d'échantillonnage équi-espacé. Cette dernière propriété permet d'écrire le signal reçu d'un capteur sous la forme :

$$x_m(t) = x(t - (m-1)\tau) \quad (2.23)$$

avec $\tau = f_s/f$ l'intervalle de l'échantillonnage.

Le signal $x_1(t)$ peut être vu comme étant la sortie d'un filtre linéaire, dont l'entrée $n(t)$ est un bruit blanc stationnaire à moyenne nulle. La fonction de transfert de ce filtre est définie de la manière suivante :

$$H(f) = \frac{1}{1 + \sum_{m=2}^M b_m e^{-2\pi f(m-1)\tau}} = \frac{1}{\sum_{m=1}^M b_m e^{-2\pi(m-1)f_s}} \quad (2.24)$$

avec $b_1 = 1$.

Le spectre spatial de $x(t)$ s'écrit donc

$$P(f_s) = \frac{\sigma^2}{|\sum_{m=1}^M b_m e^{-2\pi(m-1)f_s}|^2} = \frac{\sigma^2}{|\mathbf{a}^H(f_s) \mathbf{b}|^2} \quad (2.25)$$

avec les notations :

- $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_M]^T$: vecteur des coefficients du modèle ;
- σ^2 : puissance du bruit ;
- $\mathbf{a}(f_s)$: vecteur de transfert approché dans le contexte de champ lointain, décrit par l'équation (2.9) en transformant la direction d'arrivée en fréquence spatiale.

Afin d'estimer les paramètres du modèle, la puissance de l'erreur de prédiction est minimisée au sens des moindres carrés [35, 51, 52] :

$$\{\hat{\mathbf{b}}\} = \arg \left\{ \min_{\mathbf{b}} E [|x_1(t) - \hat{x}_1(t)|^2] \right\} \quad (2.26)$$

où $\hat{x}_1(t)$ est estimé par l'équation (2.22).

La solution d'optimisation (2.26) s'écrit [51] :

$$\hat{\mathbf{b}} = \sigma^2 \mathbf{R}^{-1} \mathbf{1}_1 \quad (2.27)$$

avec $\mathbf{1}_1 = [1, 0, \dots, 0]^T$: vecteur de dimension $(M, 1)$.

Le spectre spatial de l'estimateur est donc obtenu en remplaçant des estimées données par l'équation (2.27) dans l'équation (2.25).

Les versions améliorées de cette méthode ont été proposées en exploitant la propriété de la matrice de covariance [51]. En comparaison avec les méthodes conventionnelles, ces méthodes présentent une meilleure résolution, mais pourraient présenter des solutions parasites.

2.3.2.2 Maximum de vraisemblance

L'estimation au sens du maximum de vraisemblance (ML) est une méthode statistique couramment utilisée pour estimer les paramètres de la distribution de probabilité d'un processus stochastique. Ce principe a été utilisé pour le traitement d'antennes dans les années 1980 [6, 7, 32, 71].

Dans le cadre de traitement d'antennes, ces méthodes s'effectuent premièrement par la modélisation de la densité de probabilité des observations. Sous l'hypothèse du bruit gaussien, le bruit est circulaire, i.e. $E[\mathbf{n}(t) \mathbf{n}^T(t)] = 0$. Cette dernière propriété permet de modéliser le vecteur des observations $\mathbf{x}(t)$, donné par l'équation (2.7), comme un processus stochastique gaussien, complexe et circulaire avec la moyenne $\mathbf{A}\mathbf{s}(t)$. La fonction de la densité de probabilité d'une observation de $\mathbf{x}(t)$ peut donc être écrite sous la forme suivante [6, 40] :

$$P(\mathbf{x}(t)) = \frac{1}{(\pi\sigma^2)^M} e^{-\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{A}\mathbf{s}(t)\|^2/\sigma^2} \quad (2.28)$$

Les méthodes, dites ML déterministe (DML) [71], supposent que les paramètres de cette fonction sont le signal de sources $\mathbf{s}(t)$, la puissance du bruit σ^2 , et les directions d'arrivée de sources $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]^T$ qui sont des paramètres de la matrice de transfert \mathbf{A} .

A partir de l'équation (2.28), nous pouvons écrire la fonction de vraisemblance DML sous la forme suivante :

$$L(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{s}(t), \sigma^2) = \prod_{n=1}^N P(\mathbf{x}_n(t)) \quad (2.29)$$

Les paramètres sont ensuite estimés par :

$$\{\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{s}}(t), \hat{\sigma}^2\} = \arg \left\{ \max_{\boldsymbol{\theta}, \mathbf{s}(t), \sigma^2} L(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{s}(t), \sigma^2) \right\} \quad (2.30)$$

Notons que le signal de source $\mathbf{s}(t)$ et la puissance du bruit σ^2 sont indépendants des positions de sources. Cette propriété permet de remplacer ces deux paramètres dans l'argument de DML par ses estimées. Nous pouvons simplifier (2.30) et l'écrire sous la forme suivante :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \left\{ \max_{\boldsymbol{\theta}} L(\boldsymbol{\theta}, \hat{\mathbf{s}}(t), \hat{\sigma}^2) \right\} \quad (2.31)$$

où $\hat{\mathbf{s}}(t)$ et $\hat{\sigma}^2$ sont estimés par d'autres méthodes (e.g. par la décomposition de la matrice de covariance des observations).

Un autre groupe des méthodes ML, dites maximum de vraisemblance stochastique (SML), utilise la matrice de covariance des signaux de source comme un paramètre de la fonction de vraisemblance au lieu du signal directement [32]. L'avantage de cette méthode vient du fait que l'estimation des statistiques d'un processus stochastique est plus fiable que l'estimation des valeurs temporelles du processus. Ces méthodes sont, par conséquent, plus efficaces que les méthodes de DML [40].

Pour estimer les directions d'arrivée dans l'équation (2.31), il est nécessaire de résoudre l'optimisation non-linéaire en dimension K . Certaines méthodes peuvent être utilisées pour cette optimisation comme la méthode de Gauss-Newton [8, 69].

2.3.3 Méthodes à sous-espaces

Les méthodes à sous-espaces apparaissent dans les années 1970 dans les domaines de l'acoustique sous-marine, de la sismique et de la radioastronomie [5, 51]. En comparaison avec les méthodes paramétriques, les méthodes à sous-espace présentent l'avantage de fournir en termes de pouvoir de résolution, de performances asymptotiquement illimitées et indépendantes du rapport signal sur bruit (si la matrice de covariance du bruit est connue).

Cette famille de techniques (MUSIC, ESPRIT, etc.) est principalement appliquée dans le domaine du traitement d'antennes, dont l'objectif est d'estimer les directions d'arrivée, à partir du signal enregistré sur un réseau de capteurs. Cette partie présente le principe des méthodes à sous-espaces.

2.3.3.1 MUSIC (MUtiple Signal Classification)

L'application de la méthode MUSIC à l'estimation des directions d'arrivée se formalise à partir du modèle de champ proche. L'algorithme MUSIC exploite les propriétés de décomposition en éléments propres de la matrice de covariance du vecteur des observations. Cette décomposition permet de séparer l'espace des observations en deux sous-espaces vectoriels orthogonaux : le sous-espace du signal et le sous-espace du bruit [51]. Nous rappelons que la matrice de covariance des observations est de dimension (M, M) , M étant le nombre de capteurs.

La matrice de covariance des observations se décompose dans une base de M vecteurs propres. Sous la condition $M \geq K + 1$, K étant le nombre de sources, la distribution de l'amplitude des valeurs propres de la matrice permet de faire la distinction entre le sous-espace du signal et le sous-espace du bruit. Théoriquement, nous pouvons distinguer $M - K$ valeurs propres égales à la puissance du bruit σ^2 , et K valeurs propres supérieures à σ^2 . Les K vecteurs propres $(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K)$, associés aux K plus grandes valeurs propres, engendrent le sous-espace du signal tandis que les autres $M - K$ valeurs propres $(\mathbf{u}_{K+1}, \mathbf{u}_{K+2}, \dots, \mathbf{u}_M)$ engendrent le sous-espace du bruit.

La décomposition en éléments propres de la matrice de covariance du vecteur des observations s'écrit sous la forme suivante :

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^K \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H + \sum_{i=1}^M \sigma^2 \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H = \sum_{i=1}^K (\lambda_i + \sigma^2) \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H + \sigma^2 \sum_{i=K+1}^M \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (2.32)$$

Nous pouvons également écrire l'équation (2.32) sous la forme vectorielle :

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Lambda}_n \mathbf{U}_n^H \quad (2.33)$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K]$: matrice des vecteurs propres engendrant le sous-espace du signal de dimension (M, K) ;
- $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}[\lambda_1 + \sigma^2, \dots, \lambda_K + \sigma^2]$: matrice diagonale de dimension (K, K) contenant les K plus grandes valeurs propres ;
- $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}_{K+1}, \mathbf{u}_{K+2}, \dots, \mathbf{u}_M]$: matrice des vecteurs propres engendrant le sous-espace du bruit de dimension $(M, M - K)$;
- $\mathbf{\Lambda}_n = \text{diag}[\sigma^2, \dots, \sigma^2]$: matrice diagonale de dimension $(M - K, M - K)$ contenant les plus petites $M - K$ valeurs propres.

Sachant que les vecteurs de transfert de source $\mathbf{a}_k(\theta)$, définis dans l'équation (2.9), appartiennent au sous-espace du signal, nous pouvons créer une fonction $P(\theta)$ pour mesurer l'orthogonalité entre le vecteur $\mathbf{a}(\theta)$ et le sous-espace du bruit de la manière suivante :

$$P(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \sum_{i=K+1}^M \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \mathbf{a}(\theta) \quad (2.34)$$

Cette fonctionnelle s'annule quand le vecteur $\mathbf{a}(\theta)$ est perpendiculaire au sous-espace du bruit. Autrement dit, quand $\mathbf{a}(\theta)$ correspond au vecteur de transfert d'une source, la fonction $P(\theta)$ est nulle. Nous pouvons également estimer les directions d'arrivée de sources en maximisant l'inverse de $P(\theta)$:

$$P_{MUSIC}(\theta) = \frac{1}{\sum_{i=K+1}^M \mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \mathbf{a}(\theta)} = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (2.35)$$

La technique de MUSIC a besoin d'un nombre de *snapshots* très élevé pour une estimée précise de la matrice de covariance, ce qui est toutefois très coûteux en temps de calcul.

Afin de répondre à ce dernier problème, certaines techniques paramétriques basées sur le principe de MUSIC ont été développées [63, 64, 68]. Par rapport à la méthode MUSIC classique, ces techniques présentent une performance supérieure, particulièrement dans le cas d'un nombre de *snapshots* limité.

2.3.3.2 Root-MUSIC

La méthode de root-MUSIC est la version polynomiale de la technique MUSIC dans le cas de champ lointain. L'idée principale de root-MUSIC vient de la structure

de $\mathbf{a}(\theta)$ [3]. Sous l'hypothèse de champ lointain et de réseau linéaire, les phases des éléments de $\mathbf{a}(\theta)$ sont équi-espacées de $\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta$. En posant $z = e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta}$, la fonctionnelle $P(\theta)$ dans l'équation (2.34) devient un polynôme, qui s'exprime selon :

$$P(z) = \mathbf{a}(z^{-1}) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(z). \quad (2.36)$$

Ce changement de variable permet de transformer $P(\theta)$ en un polynôme de degré $2M - 2$. Théoriquement, parmi les $2M - 2$ racines du polynôme $P(z)$, nous avons $2K$ racines sur le cercle unité. Puisque $z = \frac{1}{z^*}$, les racines du polynôme apparaissent toujours en couple. En pratique, les directions d'arrivée sont données par les K racines se trouvant à la fois à l'intérieur (ou à l'extérieur) du cercle unité, et les plus proches de celui-ci.

Les avantages de root-MUSIC en comparaison avec MUSIC sont :

- La recherche des racines d'un polynôme est moins coûteuse en temps de calcul que le balayage sur le domaine fréquentiel du pseudo-spectre.
- Root-MUSIC possède un pouvoir de résolution supérieur à MUSIC spectrale.

2.3.3.3 ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques)

La technique ESPRIT a été proposée en premier lieu dans [54, 58] pour le traitement d'antennes. L'intérêt de cette technique réside dans la possibilité d'estimer directement des paramètres sans passer par la recherche exhaustive du pseudo spectre. En comparaison avec la méthode MUSIC, la complexité de calcul d'ESPRIT est réduite.

La méthode ESPRIT utilise la structure du vecteur de transfert dont les éléments sont équi-espacés au niveau du déphasage. Selon cette propriété, le réseau linéaire est partitionné en deux parties (figure (2.4)) : la première partie est composée des premiers $M - 1$ capteurs (du premier capteur au capteur $M - 1$) tandis que la seconde partie est composée des derniers $M - 1$ capteurs (du deuxième capteur au capteur M).

Les vecteurs de transfert des deux sous-réseaux possèdent donc la propriété suivante :

$$\mathbf{a}_{p1}(\theta) = e^{j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta} \mathbf{a}_{p2}(\theta) \quad (2.37)$$

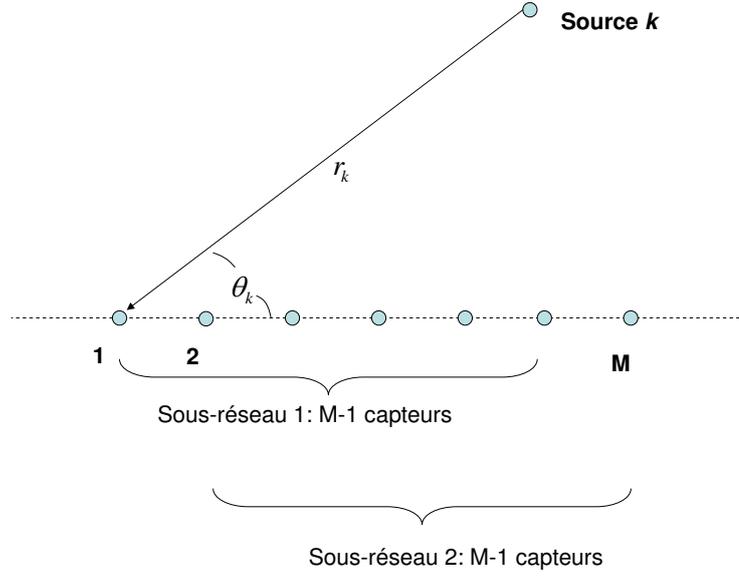


FIG. 2.4 – ESPRIT : Partition du réseau

avec

- $\mathbf{a}_{p1}(\theta) = \left[1, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta}, \dots, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}(M-2)d \cos \theta} \right]^T$: vecteur de transfert du premier sous-réseau de dimension $(M-1, 1)$;
- $\mathbf{a}_{p2}(\theta) = \left[e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta}, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}2d \cos \theta}, \dots, e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}(M-1)d \cos \theta} \right]^T$: vecteur de transfert du seconde sous-réseau.

Nous pouvons également utiliser cette partition à la matrice de transfert \mathbf{A} définie par l'équation (2.7). Nous avons alors l'expression :

$$\mathbf{A}_1 = \mathbf{A}_2 \mathbf{\Phi} \quad (2.38)$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{A}_1 = [\mathbf{a}_{p1}(\theta_1), \mathbf{a}_{p1}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_{p1}(\theta_K)]$: matrice de transfert du premier sous-réseau de dimension $(M-1, K)$;
- $\mathbf{A}_2 = [\mathbf{a}_{p2}(\theta_1), \mathbf{a}_{p2}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_{p2}(\theta_K)]$: matrice de transfert du seconde sous-réseau de dimension $(M-1, K)$;
- $\mathbf{\Phi} = \text{diag} \left[e^{j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta_1}, e^{j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta_2}, \dots, e^{j\frac{2\pi f}{c_0}d \cos \theta_K} \right]$: matrice de rotation de dimension (K, K) .

L'idée principale de la technique ESPRIT réside dans l'estimation des directions

d'arrivée à partir de la matrice Φ . Dans la littérature, cette estimation s'effectue par la décomposition en éléments propres de la matrice de covariance des observations [54, 58]. Comme la méthode MUSIC, cette décomposition permet de séparer le sous-espace du signal du sous-espace du bruit. Puisque les vecteurs de transfert de sources appartiennent au sous-espace du signal, nous avons donc :

$$\mathbf{A}\mathbf{G} = \mathbf{U}_s \quad (2.39)$$

où \mathbf{G} est une matrice de rang plein et de dimension (K, K) ; \mathbf{U}_s est la matrice des vecteurs propres au sous-espace du signal définie dans l'équation (2.33).

La partition de la matrice \mathbf{U}_s , d'une manière similaire à celle de la matrice \mathbf{A} , est donnée par :

$$\mathbf{U}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{s1} \\ - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - \\ \mathbf{U}_{s2} \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

En utilisant la relation (2.39), nous avons les expressions suivantes :

$$\mathbf{U}_{s1} = \mathbf{A}_1\mathbf{G} \quad (2.41)$$

$$\mathbf{U}_{s2} = \mathbf{A}_2\mathbf{G} \quad (2.42)$$

Nous pouvons intégrer la matrice de rotation Φ dans les deux équations précédentes sous la forme

$$\mathbf{U}_{s1} = \mathbf{U}_{s2}\Psi \quad (2.43)$$

avec

$$\Psi = \mathbf{G}^{-1}\Phi\mathbf{G} \quad (2.44)$$

Cette dernière équation signifie que les matrices Ψ et Φ sont similaires. Elles ont alors les mêmes valeurs propres. Par conséquent, nous pouvons estimer les éléments diagonaux de la matrice Φ à partir des valeurs propres de la matrice Ψ .

En pratique, la matrice de covariance des observations est estimée à partir des données acquises. Nous ne pouvons qu'accéder à des estimées de sous-espace du signal \mathbf{U}_{s1} et \mathbf{U}_{s2} . En conséquence, la matrice Ψ est estimée à partir de la solution

Techniques	Résolution	Calcul	Déphasage linéaire ^a
FV	Faible	1-D balayage	Non
MVDR	Moyenne	1-D balayage	Non
LP	Moyenne	1-D balayage	Requis
ML	Haute	K -D optimisation	Non
MUSIC	Haute	1-D balayage, décomposition	Non
Root-MUSIC	Haute	polynôme, décomposition	Requis
ESPRIT	Haute	décomposition	Requis

^aPour un réseau linéaire, les déphasages inter-capteurs sont linéaires pour une onde incidente plane.

TAB. 2.1 – Comparaison des méthodes de champ lointain

au sens des moindres carrés donnée par :

$$\hat{\Psi} = \left(\hat{\mathbf{U}}_{s2}^H \hat{\mathbf{U}}_{s2} \right)^{-1} \hat{\mathbf{U}}_{s2}^H \hat{\mathbf{U}}_{s1} \quad (2.45)$$

Les éléments diagonaux de la matrice Φ sont ensuite estimés à partir des valeurs propres de la matrice estimée $\hat{\Psi}$.

2.3.4 Conclusion

Nous avons introduit dans cette partie les trois grandes familles de méthodes de localisation de sources développées sous l'hypothèse de champ lointain. Les principes de ces méthodes peuvent être utilisés aussi à la localisation de sources dans le contexte de champ proche.

Dans le tableau (2.1), nous présentons une comparaison qualitative de ces méthodes en termes de pouvoir de résolution d'estimation, de complexité de calcul et de condition d'utilisation. Les méthodes Root-MUSIC et ESPRIT ont les meilleures performances en résolution parmi ces techniques. De plus, leur complexité de calcul est plus faible que les autres méthodes. Cependant, l'inconvénient principal de ces techniques réside dans le fait que la linéarité des déphasages inter-capteurs est nécessaire, ce qui limite leur utilisation dans le contexte de champ proche.

2.4 Méthodes de champ proche

Une des différences principales entre la localisation de sources en champ proche et celle en champ lointain réside dans le nombre élevé de paramètres à estimer. Pour des sources se situant dans la zone de champ lointain, nous estimons uniquement leur direction d'arrivée. Cependant, la situation de champ proche nécessite d'estimer les directions d'arrivée ainsi que les distances des sources. Par ailleurs, pour un réseau de configuration linéaire, les déphasages inter-capteurs ne sont plus linéaires dans le cas de champ proche. En conséquence, le modèle de champ lointain n'est plus valable. Afin d'estimer les positions des sources, le modèle général (décrit par les équations (2.6) et (2.7)) doit être utilisé. Notons que le vecteur de transfert, noté $\mathbf{a}(r, \theta)$ dans cette section, est fonction des directions d'arrivée et des distances des sources.

Certaines méthodes de champ lointain peuvent être utilisées directement pour la localisation de sources en champ proche. Il s'agit des méthodes conventionnelles, des méthodes de MUSIC et des méthodes du Maximum de vraisemblance [31]. Ces techniques n'exploitent pas la propriété de l'onde plane incidente. Cette section présente leur version étendue dans la situation de champ proche.

2.4.1 Extension des méthodes conventionnelles

Rappelons que le modèle général des observations, décrit par les équations (2.6) et (2.7), comporte deux paramètres par source : la direction d'arrivée et la distance. En prenant en compte la distance dans le vecteur de transfert, nous pouvons écrire l'expression de la puissance à la sortie de la formation de voies dans le contexte de champ proche sous la forme suivante [31] :

$$P_{FV}(r, \theta) = \frac{\mathbf{a}(r, \theta)^H \mathbf{R} \mathbf{a}(r, \theta)}{M^2} \quad (2.46)$$

En physique, cette équation peut être interprétée comme un filtrage adapté bi-dimensionnel. La considération des distances de sources permet d'éviter le problème d'ambiguïté spatiale. Il n'est alors pas nécessaire que la distance inter-capteurs soit inférieure à la demi-longueur d'onde.

D'une manière similaire, la puissance à la sortie de la formation de voie MVDR bi-dimensionnelle s'écrit sous la forme :

$$P_{MVDR}(r, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(r, \theta)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(r, \theta)} \quad (2.47)$$

Les positions des sources sont donc estimées en maximisant les puissances $P_{FV}(\theta, r)$ et $P_{MVDR}(r, \theta)$.

2.4.2 Extension des méthodes du maximum de vraisemblance

En prenant en compte les distances des sources, la fonction de vraisemblance DML devient dépendante des paramètres suivants : le signal de source $\mathbf{s}(t)$, la puissance du bruit σ^2 , les directions des sources $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]^T$ et les distances des sources $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_K]^T$. Elle s'écrit sous la forme suivante [12] :

$$L(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r}, \mathbf{s}(t), \sigma^2) = \prod_{n=1}^N P(\mathbf{x}_n(t)) \quad (2.48)$$

Les paramètres sont ensuite estimés par l'optimisation suivante :

$$\{\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{r}}, \hat{\mathbf{s}}(t), \hat{\sigma}\} = \arg \left\{ \max_{\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r}, \mathbf{s}(t), \sigma^2} L(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{r}, \mathbf{s}(t), \sigma^2) \right\} \quad (2.49)$$

De même, l'estimation des positions est effectuée par une optimisation en dimension de $2K$ avec la connaissance des estimées $\hat{\mathbf{s}}(t)$ et $\hat{\sigma}^2$ (obtenues par d'autres méthodes). Considérant le problème de convergence de cette optimisation, plusieurs techniques ont été proposées dans [12, 34] pour éviter que l'optimisation (2.49) converge vers des maxima locaux et pour améliorer la vitesse de convergence. Ces types de techniques possèdent une complexité de calcul très élevée. Néanmoins, la convergence vers un point de maximum global n'est pas toujours garantie [40].

2.4.3 Extension de la méthode MUSIC

La méthode de MUSIC en double dimension (MUSIC-2D) a été proposée en première lieu dans [31]. Elle estime les positions des sources par

$$P_{MUSIC}(r, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(r, \theta) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(r, \theta)} \quad (2.50)$$

Notons que les matrices \mathbf{R} et \mathbf{U}_n sont basées sur les signaux reçus en champ proche.

Afin d'éviter le balayage exhaustive en 2D, une autre version de MUSIC-2D est proposée dans [72]. Cette technique est basée sur fait que le déphasage est une fonction périodique de la direction d'arrivée θ . Cette propriété est aussi valable pour les éléments du vecteur de transfert :

$$a_m(r, \theta) = a_m(r, \theta + 2\pi) = e^{-j\frac{2\pi f}{c_0}(\sqrt{r^2 + (m-1)^2 d^2 - 2r(m-1)d \cos \theta} - r)} \quad (2.51)$$

A partir de cette propriété, nous pouvons représenter le terme $a_m(r, \theta)$ par sa décomposition en série de Fourier sous la forme :

$$a_m(r, \theta) = \sum_{q=-\infty}^{\infty} C_{mq}(r) e^{jq\theta} \quad (2.52)$$

où les coefficients C_{mq} sont calculés par :

$$C_{mq}(r) \triangleq \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} a_m(r, \theta) e^{-jq\theta} d\theta \quad (2.53)$$

Supposons qu'un certain nombre de coefficients, par exemple $2Q + 1$, est suffisant pour représenter $a_m(r, \theta)$ sous la forme (2.52). Cette hypothèse permet d'écrire le vecteur de transfert $\mathbf{a}(r, \theta)$ sous la forme suivante :

$$\mathbf{a}(r, \theta) = \mathbf{C}(r) \mathbf{b}(\theta) \quad (2.54)$$

avec les notations :

- $\mathbf{C}(r)$: matrice des coefficients de dimension $(M, 2Q + 1)$ (les éléments sont calculés par l'équation (2.53)).
- $\mathbf{b}(\theta) = [e^{-jQ\theta}, \dots, 1, \dots, e^{jQ\theta}]^T$: vecteur de dimension $(2Q + 1, 1)$.

La transformation proposée dans l'équation (2.54) permet la séparation des deux paramètres de sources : la direction et la distance. En remplaçant $z = e^{j\theta}$, nous

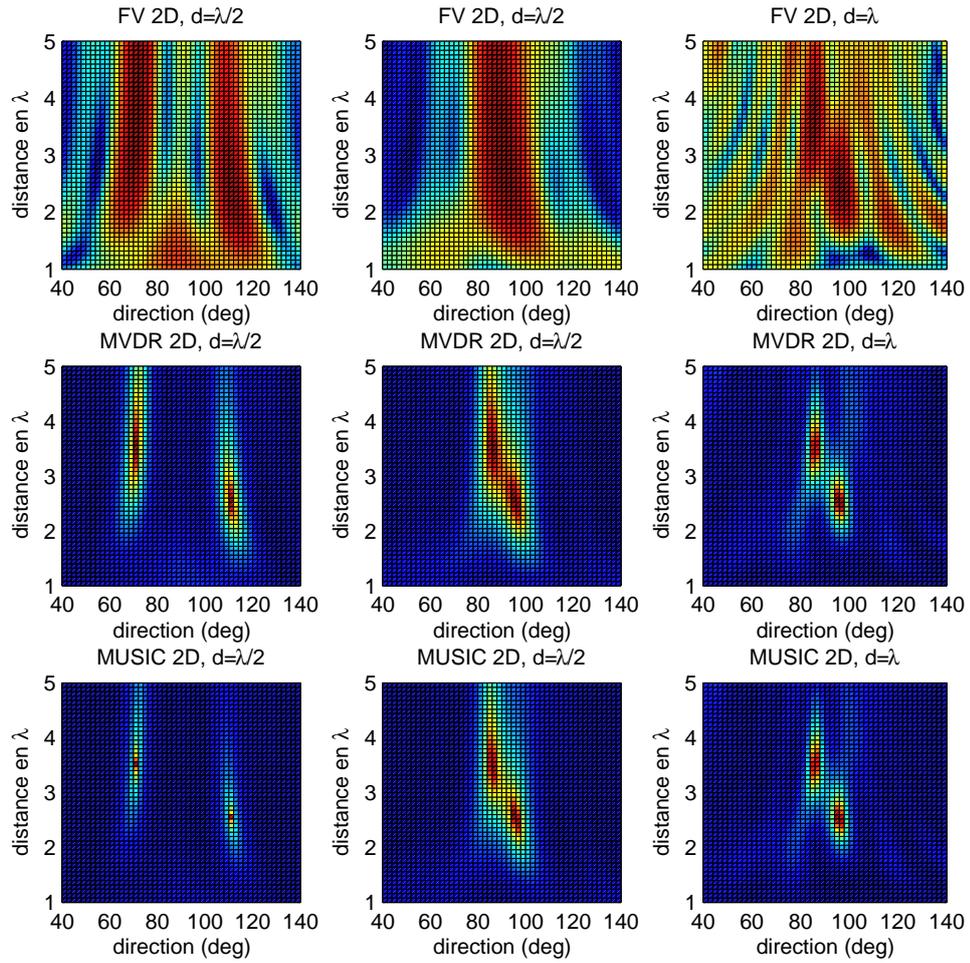


FIG. 2.5 – Comparaison des méthodes de champ proche

pouvons écrire un polynôme à partir de l'orthogonalité entre les deux sous-espaces

$$P(z, r) = \mathbf{b}^H(z) \mathbf{C}^H(r) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{C}(r) \mathbf{b}(z) \quad (2.55)$$

avec $\mathbf{b}(z) = [z^{-Q}, \dots, 1, \dots, z^Q]^T$.

En pratique, nous cherchons les racines de ce polynôme pour la distance r variant dans tout l'espace de distances des sources, qui fournissent les estimées des directions d'arrivée. Ensuite, les distances des sources sont calculées avec ces estimées des directions d'arrivée des sources par la méthode de MUSIC-2D, décrite par l'équation (2.50).

L'intérêt de cette méthode est double : premièrement, la séparation de l'estimation des deux paramètres permet de réduire le temps de calcul ; deuxièmement, le proces-

sus du calcul des racines d'un polynôme est plus simple et plus efficace par rapport à la recherche des maxima dans un pseudo spectre qui est nécessaire dans la méthode MUSIC-2D.

L'inconvénient de cette méthode réside dans le fait qu'il est parfois difficile de choisir des *bonnes* racines (relatives aux directions d'arrivée des sources), particulièrement dans le cas réel où l'estimée de la matrice de covariance est bruitée.

Une comparaison des méthodes de formation de voies 2D, MVDR-2D et MUSIC-2D est présentée sur la figure (2.5). Dans cette simulation, nous utilisons un réseau de $M = 9$ capteurs pour localiser deux sources. Le SNR est de 10dB et 1000 *snapshots* sont utilisées pour estimer la matrice de covariance. Les positions des sources sont $(3.5\lambda, 70^\circ)$ et $(2.5\lambda, 110^\circ)$ pour les trois sous-figures à gauche, et sont $(3.5\lambda, 85^\circ)$ et $(2.5\lambda, 95^\circ)$ pour les autres six sous-figures (au milieu et à droite). La distance inter-capteurs est de $\lambda/2$ pour les résultats sur les six sous-figures (à gauche et au milieu) et de λ pour les trois sous-figures à droite.

Ces résultats font ressortir deux points intéressants :

- La méthode MUSIC-2D présente une résolution meilleure que les autres techniques.
- Le problème d'ambiguïté spatiale est évité en considérant le second paramètre de sources (la distance), ce qui permet d'augmenter la distance inter-capteurs du réseau pour améliorer la résolution en estimation. Notons que cette dernière amélioration vient du fait que l'ouverture du réseau est élargie lorsque les capteurs se sont éloignés.

2.5 Conclusion

La localisation de sources, à partir des signaux reçus par un réseau de capteurs, est équivalente à l'estimation de paramètres de sources. Dans le cas où les sources se situent en champ lointain, l'onde incidente est approchée comme étant une onde plane. Cette propriété permet de caractériser la position d'une source simplement par sa direction d'arrivée. Pour un réseau linéaire et des sources à bande étroite, la DOA est équivalente à la fréquence spatiale. Les techniques d'analyse spectrale peuvent donc être utilisées pour la localisation. Trois familles de techniques ont

été présentées. Il s'agit des méthodes conventionnelles, paramétriques et celles à sous-espaces. Parmi ces techniques, ESPRIT et root-MUSIC présentent la meilleure performance en résolution et en efficacité de calcul.

Lorsque les sources se situent en champ proche, la localisation de sources est plus complexe à cause de la distorsion du front d'onde. A partir du modèle général, les méthodes conventionnelles, celles du Maximum de Vraisemblance et de MUSIC spectrale sont étendues pour la localisation de sources en champ proche. La méthode MUSIC-2D présente une meilleure résolution que les autres. Cependant, cette dernière est très coûteuse en temps de calcul à cause du balayage bidimensionnel.

Pour répondre aux problèmes d'efficacité et de précision, l'utilisation des techniques ESPRIT et root-MUSIC est étudiée dans les chapitres suivants avec l'objectif de localiser des sources en champ proche.

Chapitre 3

Réseaux Symétriques

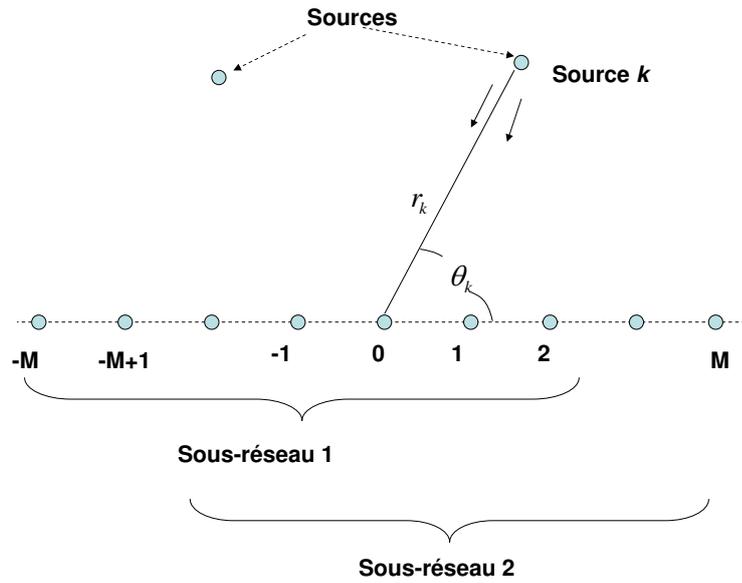
3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons montré que les techniques ESPRIT et root-MUSIC sont les plus performantes pour la localisation de sources. Ces techniques sont basées sur la linéarité des déphasages inter-capteurs. Dans le contexte de champ proche, les signaux reçus doivent être représentés par le modèle général (décrit par les équations (2.6) et (2.7)). La propriété de linéarité n'est plus valable à cause de la sphéricité du front d'onde.

Ce chapitre a pour objet d'exploiter les propriétés des signaux reçus par un réseau de capteurs de configuration symétrique. Nous montrons que les signaux reçus par ce type de réseaux possèdent une structure partiellement symétrique [13, 76]. Cette structure permet de développer des méthodes rapides basées sur ESPRIT et root-MUSIC.

Ce chapitre se divise en quatre parties :

- La première partie est consacrée à l'approximation du modèle qui permet d'obtenir une structure spéciale du vecteur de transfert ;
- Les techniques cumulant-ESPRIT sont ensuite exposées. Ces techniques sont basées sur les statistiques d'ordre supérieur des signaux reçus ;
- Les méthodes symétrique-ESPRIT sont présentées dans la troisième partie ;
- La quatrième partie conclut ce chapitre.

FIG. 3.1 – Réseau symétrique de $2M + 1$ capteurs

3.2 Généralités

Cette partie présente l'exploitation des propriétés des signaux reçus par un réseau symétrique pour localiser des sources en champ proche. Une approximation du modèle est effectuée, à partir de laquelle une structure particulièrement intéressante est relevée. Cette structure permet l'utilisation des méthodes ESPRIT et root-MUSIC pour estimer les positions des sources en champ proche.

3.2.1 Modèle approché

Dans l'hypothèse où les sources sont proches du réseau de réception, les déphasages inter-capteurs dépendent aussi bien des DOAs que des distances des sources. Afin de développer des techniques rapides, un modèle approché est proposé sous certaines hypothèses dans [1, 25, 76] à partir du développement limité du déphasage inter-capteurs.

Rappelons que le déphasage entre le capteur 0 et le capteur m (Figure 3.1) s'écrit sous la forme :

$$\tau_m = \frac{2\pi f}{c_0} \left(\sqrt{r^2 + m^2 d^2} - 2r (md) \cos \theta - r \right) \quad (3.1)$$

Le développement limité de (3.1) peut être représenté par :

$$\tau_m = -\frac{2\pi f}{c_0} md \cos \theta + \frac{\pi f}{c_0 r} m^2 d^2 \sin^2 \theta + O\left(\frac{d^2}{r^2}\right) \quad (3.2)$$

où $O\left(\frac{d^2}{r^2}\right)$ est la partie dont l'ordre est égal ou supérieur à $\frac{d^2}{r^2}$.

Dans l'hypothèse où les sources sont dans la zone de Fresnel, i.e. $0.62\sqrt{D^3/\lambda} \leq r \leq 2D^2\lambda$, nous pouvons ignorer la partie $O\left(\frac{d^2}{r^2}\right)$ [25, 26, 76]. L'intérêt de cette approximation réside principalement dans le fait que le paramètre r est partiellement séparé du paramètre θ . Le paramètre r n'est présent que dans le deuxième terme (équation (3.2)). Ce développement permet de mettre en évidence les propriétés exploitées dans la suite du chapitre.

3.2.2 Réseau de configuration symétrique

Ce paragraphe a pour objet de mettre en évidence les propriétés des signaux reçus par un réseau symétrique. L'approximation (3.2) est utilisée.

Nous considérons un réseau de configuration symétrique comportant $2M + 1$ capteurs, comme illustré sur la figure (3.1). La position du capteur 0 est pris comme l'origine du système de coordonnées. Rappelons que le vecteur de transfert du réseau s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{a}(r, \theta) = [e^{j\tau_{-M}}, \dots, 1, \dots, e^{j\tau_M}]^T \quad (3.3)$$

A partir de l'approximation (3.2), le vecteur de transfert approché [25, 76] peut être décrit par l'expression suivante :

$$\mathbf{a}(r, \theta) = \begin{bmatrix} e^{j\frac{2\pi f}{c_0} Md \cos \theta + j\frac{\pi f}{c_0 r} M^2 d^2 \sin^2 \theta} \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi f}{c_0} Md \cos \theta + j\frac{\pi f}{c_0 r} M^2 d^2 \sin^2 \theta} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

où l'indice de capteur $m \in \{-M, \dots, M\}$ et le vecteur $\mathbf{a}(r, \theta)$ est de dimension $(2M + 1, 1)$.

L'intérêt de ce modèle est double :

- Premièrement, le premier terme de la phase des éléments de $\mathbf{a}(r, \theta)$ est identique à celui du modèle de champ lointain.
- Deuxièmement, la deuxième partie de la phase est en fonction de m^2 .

Cette double propriété permet de développer des méthodes rapides pour la localisation de sources.

3.3 Techniques cumulant-ESPRIT

Les techniques basées sur les cumulants ont été proposées dans les années 1990 [57]. L'utilisation des statistiques d'ordre supérieur permet d'exploiter des structures spéciales dans les matrices de cumulants. Beaucoup de techniques ont été proposées à partir des statistiques d'ordre supérieur des signaux [11, 13, 26, 57, 73]. Cette section présente le principe de ces techniques.

3.3.1 Définition

En statistique, les cumulants k_n d'une variable X sont définis par la fonction génératrice des cumulants [36] qui s'écrit :

$$g(t) = \log(E[e^{t \cdot X}]) = \sum_{n=1}^{\infty} k_n \frac{t^n}{n!} \quad (3.5)$$

Les cumulants k_n sont donnés par les dérivées en 0 de $g(t)$:

- $k_1 = \mu = g'(0) = E[X]$: cumulant d'ordre 1 (espérance mathématique) de X ;
- $k_2 = \sigma^2 = g''(0) = E[(X - \mu)^2]$: cumulant d'ordre 2 (variance) de X ;
- $k_n = u = g^{(n)}(0)$: cumulant d'ordre n de X .

D'une manière similaire, les co-cumulants [36] (simplifiés comme cumulants par la suite) de plusieurs variables (X_1, X_2, \dots, X_n) sont définis par

$$\text{cum}[X_1, X_2, \dots, X_n] = \sum_{\pi} (|\pi| - 1)! (-1)^{(|\pi|-1)} \prod_{B \in \pi} E \left(\prod_{i \in B} X_i \right) \quad (3.6)$$

où π représente toute partition possible de l'ensemble $\{1, 2, \dots, n\}$, $|\pi|$ est le nombre de blocs dans cette partition, et B représente un bloc dans la partition π .

3.3.2 Estimation des paramètres

Les techniques cumulant-ESPRIT ont été proposées en premier lieu par Shamsunder [11, 26, 61]. Ces techniques exploitent les propriétés des statistiques d'ordre supérieur des signaux reçus.

Afin de faciliter l'expression, nous définissons deux paramètres qui caractérisent les directions d'arrivée et les distances des sources :

$$w_k = \frac{2\pi d}{\lambda} \cos \theta_k \quad (3.7)$$

et

$$\phi_k = \frac{\pi d^2}{\lambda r_k} \sin^2(\theta_k) \quad (3.8)$$

Avec les équations (3.7) et (3.8), nous pouvons réécrire le modèle approché des signaux reçus sous la forme :

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) e^{-jw_k m + j\phi_k m^2} + n_m(t) \quad (3.9)$$

Le cumulants d'ordre 4, noté $c_{4x}^{(1)}(m, l)$, est défini par [11]

$$c_{4x}^{(1)}(m, l) = \text{cum} [x_m^*(t), x_{m+1}(t), x_{l+1}^*(t), x_l(t)] = \sum_{k=1}^K c_{4s_k} e^{j2\phi_k(m-l)} \quad (3.10)$$

avec c_{4s_k} le cumulants d'ordre 4 (kurtosis) de $s_k(t)$.

Pour $m, l = 0, 1, 2, \dots, M-1$, nous obtenons une matrice \mathbf{C}_1 de dimension (M, M) :

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{B}\mathbf{C}_{4s}\mathbf{B}^H \quad (3.11)$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{B} = [\mathbf{b}(\phi_1), \mathbf{b}(\phi_2), \dots, \mathbf{b}(\phi_K)]$: matrice de dimension (M, K) ;
- $\mathbf{b}(\phi_k) = [1, e^{j2\phi_k}, \dots, e^{j\phi_k 2(M-1)}]^T$: vecteur de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{C}_{4s} = \text{diag}[c_{4s1}, c_{4s2}, \dots, c_{4sK}]$: matrice diagonale de dimension (K, K) .

Nous pouvons constater que la matrice \mathbf{C}_1 possède une structure similaire à la matrice de covariance de champ lointain (2.12).

D'une manière similaire, nous pouvons obtenir les équations suivantes :

$$\mathbf{C}_2 = \mathbf{B}\mathbf{C}_{4s}\mathbf{\Omega}^H\mathbf{B}^H \quad (3.12)$$

$$\mathbf{C}_3 = \mathbf{B}\mathbf{\Phi}\mathbf{C}_{4s}\mathbf{\Omega}^H\mathbf{B}^H \quad (3.13)$$

$$\mathbf{C}_4 = \mathbf{B}\mathbf{C}_{4s}\mathbf{\Phi}^H\mathbf{B}^H \quad (3.14)$$

avec

- $c_{4x}^{(2)}(m, l) = \text{cum}\{x_{m-1}^*(t), x_m(t), x_{-l}^*(t), x_{1-l}(t)\}$: élément (m, l) de \mathbf{C}_2 ;
- $c_{4x}^{(3)}(m, l) = \text{cum}\{x_m^*(t), x_{m+1}(t), x_{-l}^*(t), x_{1-l}(t)\}$: élément (m, l) de \mathbf{C}_3 ;
- $c_{4x}^{(4)}(m, l) = \text{cum}\{x_{m-1}^*(t), x_m(t), x_{l+1}^*(t), x_l(t)\}$: élément (m, l) de \mathbf{C}_4 ;
- $\mathbf{\Phi} = \text{diag}[e^{j2\phi_1}, e^{j2\phi_2}, \dots, e^{j2\phi_K}]$: matrice diagonale de dimension (K, K) ;
- $\mathbf{\Omega} = \text{diag}[e^{-j2w_1}, e^{-j2w_2}, \dots, e^{-j2w_K}]$: matrice diagonale de dimension (K, K) .

Notons que l'indice du capteur dans les 4 matrices précédentes varie de 0 à $M-1$. Le réseau de $2M+1$ capteurs, décrit par la figure (3.1), est considéré dans cette section.

A partir des matrices (3.11), (3.12), (3.13) et (3.14), nous pouvons créer une nouvelle

matrice sous la forme :

$$\mathbf{C}_A = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 & \mathbf{C}_4 & \mathbf{C}_2 \\ \mathbf{C}_4^H & \mathbf{C}_1 & \mathbf{C}_3 \\ \mathbf{C}_2^H & \mathbf{C}_3^H & \mathbf{C}_1 \end{bmatrix} = \bar{\mathbf{B}}\mathbf{C}_{4s}\bar{\mathbf{B}}^H \quad (3.15)$$

avec

$$\bar{\mathbf{B}}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{B}^H & \Phi^H \mathbf{B}^H & \Omega^H \mathbf{B}^H \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Notons que les vecteurs colonnes de la matrice $\bar{\mathbf{B}}$ sont des vecteurs de dimension $(3M, 1)$. Ces vecteurs comportent trois parties dont les deux dernières parties sont des rotations de la première. Cette propriété permet d'appliquer la technique ESPRIT pour l'estimation des éléments des matrices de rotation Φ et Ω .

Avec la décomposition en éléments propres de la matrice \mathbf{C}_A , nous pouvons obtenir la matrice des vecteurs propres en sous-espace du signal \mathbf{U}_s . Il est facile de montrer que les colonnes de $\bar{\mathbf{B}}$ et celles de \mathbf{U}_s engendrent le même sous-espace vectoriel. Nous avons donc l'expression suivante :

$$\mathbf{U}_s \mathbf{G} = \bar{\mathbf{B}} \quad (3.17)$$

avec \mathbf{G} une matrice inversible de dimension (K, K) .

La partition suivante permet d'associer la matrice \mathbf{U}_s à la matrice \mathbf{B} :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U}_{s1} \\ \mathbf{U}_{s2} \\ \mathbf{U}_{s3} \end{bmatrix} \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{B}\Phi \\ \mathbf{B}\Omega \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

avec

- \mathbf{U}_{s1} : matrice de dimension (M, K) comportant les M premières lignes (lignes de 1 à M) de la matrice \mathbf{U}_s ;
- \mathbf{U}_{s2} : matrice de dimension (M, K) comportant les M lignes de $M + 1$ à $2M$ de la matrice \mathbf{U}_s ;
- \mathbf{U}_{s3} : matrice de dimension (M, K) comportant les M lignes de $2M + 1$ à $3M$ de la matrice \mathbf{U}_s .

Notons que la relation (3.18) permet d'estimer les éléments diagonaux des matrices Φ et Ω en utilisant la méthode ESPRIT. Nous écrivons donc deux matrices estimées

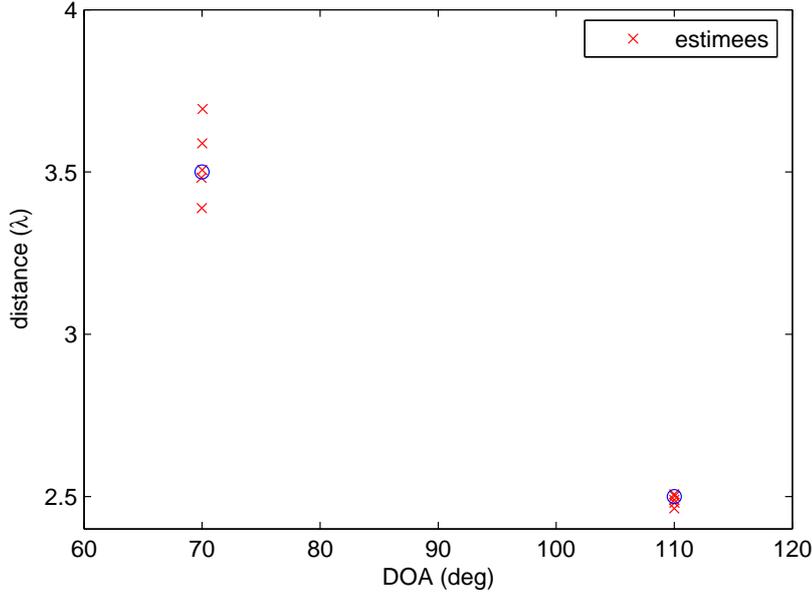


FIG. 3.2 – Cumulant-ESPRIT : 5 itérations

$\hat{\Phi}$ et $\hat{\Omega}$ sous les formes suivantes :

$$\hat{\Phi} = (\mathbf{U}_{s1}^H \mathbf{U}_{s1})^{-1} \mathbf{U}_{s1}^H \mathbf{U}_{s2} \quad (3.19)$$

$$\hat{\Omega} = (\mathbf{U}_{s1}^H \mathbf{U}_{s1})^{-1} \mathbf{U}_{s1}^H \mathbf{U}_{s3} \quad (3.20)$$

Il est facile de montrer que la matrice $\hat{\Phi}$ (ou $\hat{\Omega}$) possède les mêmes valeurs propres que la matrice Φ (ou Ω respectivement). Une fois les éléments diagonaux (valeurs propres) des matrices Φ et Ω sont déterminés, nous obtenons les estimées des paramètres w_k et ϕ_k . Les positions des sources sont ensuite estimées avec une procédure de l'appairage des paramètres.

Notons que les techniques cumulant-ESPRIT ont plusieurs versions. En choisissant les décalages spatiaux dans l'équation (3.10), nous pouvons écrire la matrice de cumulant \mathbf{C}_A sous d'autres formes [13, 73]. Par exemple, une version de cumulant-ESPRIT est proposée dans [73]. Cette technique permet d'estimer les paramètres des sources sans effectuer l'appairage.

Les méthodes cumulant-ESPRIT permettent de trouver une relation linéaire dans les matrices de cumulant en exploitant les propriétés des statistiques d'ordre 4 des

signaux de sources. Cependant, elles nécessitent un temps de calcul très important pour l'estimation des matrices de cumulants. Ceci limite l'utilisation de ce type de méthodes dans les applications en temps réel.

Une simulation est effectuée pour montrer la faisabilité des méthodes de cumulants-ESPRIT. Dans cette simulation, nous utilisons un réseau symétrique de $M = 11$ capteurs pour localiser deux sources ayant position $(3.5\lambda, 70^\circ)$ et $(2.5\lambda, 110^\circ)$. Les matrices de cumulants sont estimées par $N = 1000$ *snapshots*. Le SNR est égal à 20dB. Nous faisons 5 itérations de l'algorithme (décrit par l'équation (3.19) et (3.20)) sous la même condition. Les résultats sont montrés sur la figure (3.2). Nous constatons que cette méthode présente de bonnes performances en estimation de DOAs. Cependant, la variation des estimées des distances est grande. Ceci vient du fait que l'estimation des distances s'effectue à partir de l'ordre 2 du développement limité, qui est plus sensible au bruit que celle des DOAs.

3.4 Techniques symétrique-ESPRIT

Nous présentons dans ce paragraphe les techniques symétrique-ESPRIT. Ces techniques sont basées sur les statistiques d'ordre 2. En comparaison avec les techniques cumulants-ESPRIT, ces méthodes sont plus performantes en termes d'efficacité de calcul.

Les techniques symétrique-ESPRIT sont proposées initialement dans [76, 77]. Une version améliorée est proposée dans [28]. L'idée principale de cette méthode réside dans l'estimation des directions d'arrivée des sources après application d'une matrice de rotation, ce qui permet de réduire considérablement la complexité de calcul grâce à la séparation de l'estimation des distances et celle des angles.

3.4.1 Analyse du modèle

A partir du vecteur de transfert approché (décrit par l'équation (3.4)), il est facile de montrer que ce vecteur possède la propriété suivante :

$$\mathbf{a}(r, \theta) = \begin{bmatrix} e^{j\frac{2\pi}{\lambda}Md\cos\theta + j\frac{\pi}{\lambda r}M^2d^2\sin^2\theta} \\ \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}Md\cos\theta + j\frac{\pi}{\lambda r}M^2d^2\sin^2\theta} \end{bmatrix} = \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{a}(r, \theta) \quad (3.21)$$

avec

$$- \mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} : \text{matrice anti-identité de dimension } (2M+1, 2M+1);$$

$$- \mathbf{G}(\theta) = \text{diag} \left[e^{-j\frac{4\pi}{\lambda}Md\cos\theta}, e^{-j\frac{4\pi}{\lambda}(M-1)d\cos\theta}, \dots, 1, \dots, e^{j\frac{4\pi}{\lambda}Md\cos\theta} \right] : \text{matrice diagonale de dimension } (2M+1, 2M+1).$$

Rappelons que la matrice de transfert est définie par $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(r_1, \theta_1), \dots, \mathbf{a}(r_K, \theta_K)]$. L'application de la propriété (3.21) à \mathbf{A} permet de montrer que la k -ième colonne de la matrice $(\mathbf{A} - \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta_k)\mathbf{A})$ s'annule, ce qui est équivalent à la singularité de cette matrice.

3.4.2 Estimation des directions d'arrivée

La structure du vecteur de transfert (3.21) présentée dans le paragraphe précédent permet d'estimer les directions d'arrivée des sources. Pour ce faire, nous pouvons exploiter la propriété du rang réduit de la matrice de transfert. Cette idée vient initialement des travaux [55, 59].

Dans cette partie, nous présentons deux méthodes pour l'estimation des angles. Il s'agit de la méthode spectrale et de la méthode polynomiale.

3.4.2.1 Symétrie-ESPRIT spectrale [76]

Afin d'appliquer la propriété de singularité évoquée précédemment, la matrice de covariance des signaux reçus (2.11) est décomposée en éléments propres. La décomposition (décrite par l'équation (2.32)) permet de séparer les sous-espaces du signal et du bruit. Il est facile de montrer que la matrice des vecteurs propres dans le sous-espace du signal \mathbf{U}_s engendre le même espace vectoriel que celui engendré par

les colonnes de \mathbf{A} . Par conséquent, il existe une matrice inversible \mathbf{D} de dimension $(K \times K)$ telle que :

$$\mathbf{U}_s = \mathbf{A}\mathbf{D} \quad (3.22)$$

A partir des équations (3.21) et (3.22), nous avons la relation suivante :

$$\mathbf{U}_s - \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta_k)\mathbf{U}_s = (\mathbf{A} - \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta_k)\mathbf{A})\mathbf{D} \quad (3.23)$$

Puisque la matrice \mathbf{D} est non-singulière, la multiplication matricielle avec \mathbf{D} ne modifie pas la singularité de la matrice $(\mathbf{A} - \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta_k)\mathbf{A})$. Par conséquent, la matrice $\mathbf{U}_s - \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta_k)\mathbf{U}_s$ est aussi singulière. Cette propriété permet d'estimer les directions d'arrivée des sources à partir du pseudo-spectre suivant :

$$P_E(\theta) = \frac{1}{\det[\mathbf{U}_s^H \mathbf{U}_s - \mathbf{U}_s^H \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{U}_s]} = \frac{1}{\det[\mathbf{I}_K - \mathbf{U}_s^H \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{U}_s]} \quad (3.24)$$

où \mathbf{I}_K représente la matrice identité de dimension (K, K) . Notons que le déterminant vaut zéro lorsque le paramètre θ correspond à une des directions des sources. Les directions d'arrivée des sources sont donc estimées en cherchant les maxima du pseudo spectre $P_E(\theta)$. En pratique, le produit matriciel $\mathbf{U}_s^H \mathbf{U}_s$ est remplacé par une matrice identité pour la simplification de l'algorithme.

Pour éviter l'ambiguïté spatiale, le déphasage inter-élément de la matrice $\mathbf{G}(\theta)$ doit être inférieur à π (Théorème de Nyquist-Shannon), i.e.

$$\frac{4\pi}{\lambda}d \cos \theta \leq \pi \quad (3.25)$$

Par conséquent, la distance inter-capteurs du réseau doit satisfaire $d \leq \frac{\lambda}{4}$.

L'annulation du déterminant d'une matrice est équivalente à l'annulation d'une de ses valeurs propres [55]. Par conséquent, nous pouvons créer une nouvelle fonction du pseudo spectre (3.24) sous la forme suivante :

$$P_E(\theta) = \frac{1}{|\rho|_{min}} \quad (3.26)$$

où $|\rho|_{min}$ représente la plus petite valeur propre en valeurs absolue de la matrice $\mathbf{I}_K - \mathbf{U}_s^H \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{U}_s$. En pratique, nous choisissons la valeur propre de $\mathbf{U}_s^H \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{U}_s$ qui est plus proche de 1 au lieu de décomposer $\mathbf{I}_K - \mathbf{U}_s^H \mathbf{J}\mathbf{G}(\theta)\mathbf{U}_s$.

3.4.2.2 Symétrique-ESPRIT polynomiale [28]

Dans ce paragraphe, nous présentons la version améliorée de la méthode symétrique-ESPRIT spectrale. L'amélioration principale de cette méthode réside dans la transformation de la fonction de coût (3.24) en une fonction polynomiale à l'aide d'un changement de variable $\mathbf{G}(\theta)$.

En posant $z = e^{j\frac{4\pi d}{\lambda} \cos \theta}$, nous pouvons ensuite remplacer la matrice $\mathbf{G}(\theta)$ (décrite par l'équation (3.21)) par la matrice suivante :

$$\mathbf{G}(z) = \text{diag} [z^{-M}, \dots, z^M] \quad (3.27)$$

A partir de la propriété de singularité, nous avons l'équation suivante :

$$\det [\mathbf{I} - \mathbf{U}_s^H \mathbf{J} \mathbf{G}(z) \mathbf{U}_s] = 0 \quad (3.28)$$

Notons que le déterminant dans l'équation (3.28) donne une fonction polynomiale de z de degré de $2MK$. Ce polynôme possède donc $2MK$ racines. De la même façon que la méthode root-MUSIC, les racines existent toujours en couple. En pratique, nous ne gardons que les racines à l'extérieur (ou à l'intérieur) du cercle unité $|z| = 1$.

D'ailleurs, il est facile de montrer qu'il n'y a que $2K$ racines proches du cercle unité. En pratique, les K racines associées aux directions de sources sont choisies comme les K racines étant les plus proches et à l'extérieur (ou à l'intérieur) du cercle unité, notés β_1, \dots, β_K .

Les directions d'arrivée des sources sont ensuite estimées par

$$\hat{\theta}_k = \arccos \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \arg(\beta_k) \right). \quad (3.29)$$

La version polynomiale de la méthode symétrique-ESPRIT possède plusieurs avantages comparée à sa version spectrale. Premièrement, le balayage sur le domaine de paramètres n'est plus nécessaire, ce qui permet de réduire la complexité de calcul et le temps de traitement. Deuxièmement, dans la version polynomiale, seule les phases des racines sont utilisées l'estimation (l'équation (3.29)). Les erreurs sur les modules

des racines sont alors négligées, ce qui permet d'augmenter la précision d'estimation par rapport à la version spectrale.

Néanmoins, le polynôme (3.28) est de degré très élevé. Afin de réduire la complexité du calcul des racines de la fonction polynomiale (3.28) d'une manière plus approfondie, une approche simplifiée est proposée dans le paragraphe suivant.

3.4.2.3 Symétrique-ESPRIT de degré réduit

Une version plus rapide de la technique symétrique-ESPRIT polynomiale est proposée dans ce paragraphe. Cette technique utilise premièrement une décomposition de la matrice \mathbf{A} , décrite par :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - \\ \mathbf{A}_2 \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

où la matrice \mathbf{A}_1 (\mathbf{A}_2) de dimension (L, K) comportent les premières (dernières, respectivement) L lignes de la matrice \mathbf{A} avec $L \leq 2M + 1$.

A partir de l'équation (3.21), il est facile de montrer que la matrice $\mathbf{A}_2 - \Psi(\theta_k)(\mathbf{J}\mathbf{A}_1)$ est singulière, où la matrice diagonale $\Psi(\theta_k)$ s'écrit sous la forme suivante :

$$\Psi(\theta) = \text{diag} \left[e^{j\frac{4\pi}{\lambda}(M-L+1)d \cos \theta}, \dots, e^{j\frac{4\pi}{\lambda}Md \cos \theta} \right]. \quad (3.31)$$

De la même façon que pour les autres versions de symétrique-ESPRIT, cette méthode utilise les vecteurs propres de la matrice de covariance dans le sous-espace du signal. La propriété de singularité permet d'écrire le pseudo spectre par :

$$P_E(\theta) = \frac{1}{\det[\mathbf{U}_{s2}^H \mathbf{U}_{s2} - \mathbf{U}_{s2}^H \Psi(\theta) \mathbf{J} \mathbf{U}_{s1}]} \quad (3.32)$$

où la matrice \mathbf{U}_{s1} (\mathbf{U}_{s2}) de dimension (L, K) comportent les premières (dernières, respectivement) L lignes de la matrice des vecteurs propres dans le sous-espace du signal \mathbf{U}_s .

Notons que cette partition de la matrice \mathbf{U}_s est effectuée de la même manière de

celle de la matrice \mathbf{A} , i.e.

$$\mathbf{U}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{s1} \\ - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - \\ \mathbf{U}_{s2} \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

Les estimées des DOAs de sources sont obtenues en maximisant le spectre (3.32). Notons que le produit matriciel $\mathbf{U}_{s2}^H \mathbf{U}_{s2}$ n'est plus une matrice identité.

L'équation (3.32) permet de développer une version polynomiale de cette technique. La transformation en polynôme de la fonction de coût (3.32) s'écrit donc :

$$\det [\mathbf{U}_{s2}^H \mathbf{U}_{s2} - \mathbf{U}_{s2}^H \boldsymbol{\Psi}(z) \mathbf{J} \mathbf{U}_{s1}] = 0 \quad (3.34)$$

avec

$$\boldsymbol{\Psi}(z) = \text{diag} [z^{(M-L+1)}, \dots, z^M] \quad (3.35)$$

$$z = e^{j \frac{4\pi d}{\lambda} \cos \theta} \quad (3.36)$$

Les racines du polynôme (3.34) permettent d'estimer les DOAs des sources.

Notons que le degré du polynôme (3.34) est de $(L-1)K$. En choisissant le nombre L , nous pouvons réduire la complexité de calcul au détriment des performances d'estimation (moins de capteurs sont utilisés pour l'estimation).

3.4.3 Estimation des distances

Après avoir estimé les directions d'arrivée, il reste alors à estimer les distances des sources. La méthode MUSIC est utilisée pour les estimer. Le pseudo-spectre de MUSIC est donné par :

$$P_{MUSIC}^{(k)}(r) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(r, \hat{\theta}_k) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(r, \hat{\theta}_k)} \quad (3.37)$$

Les maxima du spectre indiquent les distances de sources :

$$\hat{r}_k = \arg \left[\max_r P_{MUSIC}^{(k)}(r) \right] \quad (3.38)$$

Après le balayage dans l'espace du paramètre r , l'estimée de la distance de la k -ième source \hat{r}_k est donnée par le maximum du spectre MUSIC $P_{MUSIC}^{(k)}(r)$. Cette procédure permet d'éviter l'appariage des paramètres, car la distance est calculée pour chaque direction estimée $\hat{\theta}_k$ séparément.

3.4.4 Résultats de simulation

Les simulations présentées dans cette section ont pour objet de montrer les performances des méthodes symétrique-ESPRIT. Il s'agit de trois méthodes présentées dans cette partie : la méthode symétrique-ESPRIT spectrale (l'équation (3.24)), la méthode symétrique-ESPRIT polynomiale (l'équation (3.28)) et sa version de degré réduit (l'équation (3.34)).

Les données de simulation vérifient le modèle des observations défini par l'équation (2.5). Un réseau symétrique de 9 capteurs est utilisé. La distance inter-capteurs du réseau est $\lambda/5$. Deux sources sont placées dans la zone de Fresnel avec ses coordonnées $(2.5\lambda, 80^\circ)$ et $(3.5\lambda, 110^\circ)$. Pour la méthode symétrique-ESPRIT spectrale, nous effectuons un balayage sur l'espace des directions avec une résolution de 0.5° . La méthode symétrique-ESPRIT polynomiale de degré réduit utilise le paramètre $L = 7$. L'estimation des distances se fait par un balayage sur l'espace de recherche avec une résolution de 0.02λ . Les autres paramètres sont précisés dans les simulations.

3.4.4.1 Probabilité d'échec

Premièrement, les méthodes sont comparées en termes de probabilité d'échec. L'intérêt de cette simulation réside principalement dans la présentation de la faisabilité des méthodes symétrique-ESPRIT pour la localisation de sources dans le contexte de champ proche. La probabilité d'échecs est obtenue par :

$$P_e = \frac{N_e}{N_m} \quad (3.39)$$

où N_m représente le nombre d'itérations effectuées et N_e représente le nombre d'estimations échouées.

Une estimation est considérée comme étant échouée si :

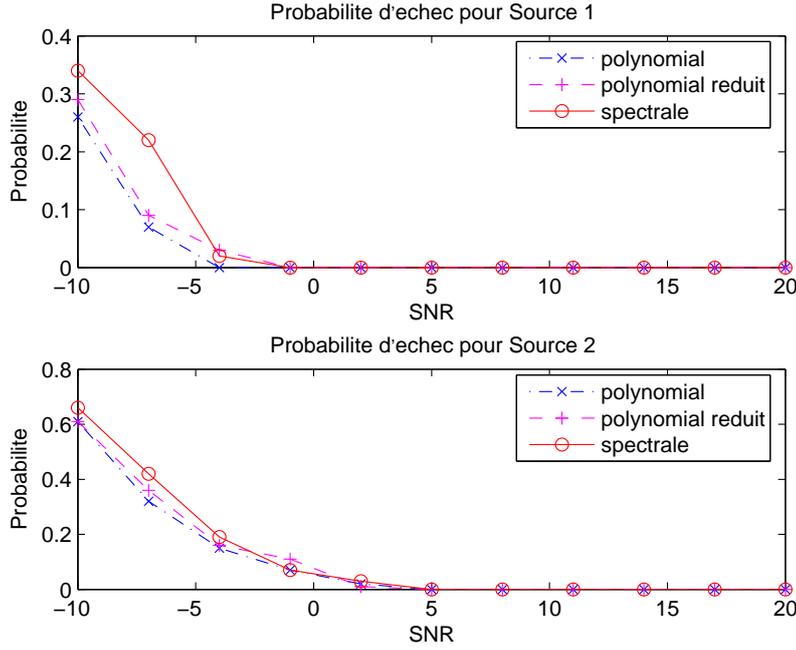


FIG. 3.3 – Probabilités d'échec en fonction du SNR

$$|\hat{r}_k - r_k| \geq \epsilon_r \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3.40)$$

ou

$$\left| \hat{\theta}_k - \theta_k \right| \geq \epsilon_\theta \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3.41)$$

où $(\hat{r}_k, \hat{\theta}_k)$ représente l'estimée de la position de la k -ième source. ϵ_r et ϵ_θ sont les seuils d'échec des estimations des distances et des directions d'arrivée, respectivement. Dans cette simulation, nous choisissons les seuils comme suit $\epsilon_r = 0.3\lambda$ et $\epsilon_\theta = 5^\circ$.

Dans la première simulation, les probabilités d'échec des méthodes sont évaluées en fonction du SNR. $N_m = 500$ itérations indépendantes sont effectuées pour chaque valeur du SNR (de -10dB à 20dB). Pour chaque itération, la matrice de covariance est estimée à partir de 1000 *snapshots* des observations. Les résultats des estimations par les trois méthodes sont présentés sur la figure (3.3). Nous observons que la probabilité d'échec tend vers zéro lorsque le SNR est supérieur à 0dB pour la source 1 et à 10dB pour la source 2.

Dans la deuxième simulation, nous montrons les probabilités d'échec en fonction du nombre de snapshots. $N_m = 500$ itérations indépendantes sont effectuées pour chaque valeur du nombre de *snapshots* (de 10 à 10^4). Le SNR dans cette simulation

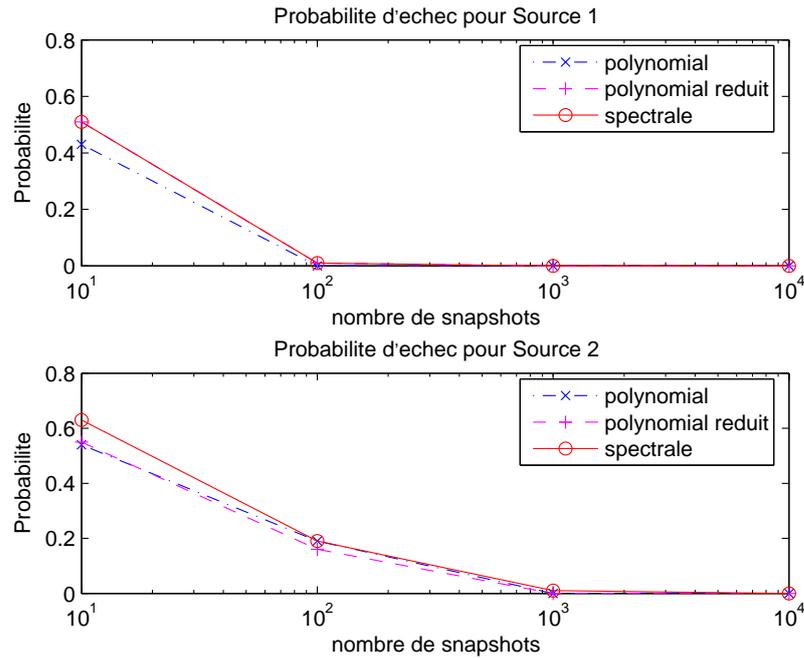


FIG. 3.4 – Probabilités d'échec en fonction du nombre de *snapshots*

est fixé à 10dB. Les résultats sont illustrés sur la figure (3.4). Nous observons que la probabilité d'échec tend vers zéro lorsque le nombre de *snapshots* est supérieur à 100 pour la source 1 et à 1000 pour la source 2. Les versions polynomiales présentent une supériorité en termes de probabilité d'échec en comparaison avec la version spectrale.

3.4.4.2 Précision

Ce paragraphe présente une comparaison entre ces méthodes en termes de précision d'estimation. Nous allons utiliser la RMSE (root mean square error) des estimées pour quantifier la performance en précision. La RMSE de N_m estimées est calculée par l'équation suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} (\hat{\alpha}_i - \alpha)^2} \quad (3.42)$$

où α représente la valeur du paramètre à estimer et $\hat{\alpha}_i$ représente la i -ième estimée du paramètre.

Dans ces simulations, nous effectuons $N_m = 500$ itérations indépendantes pour

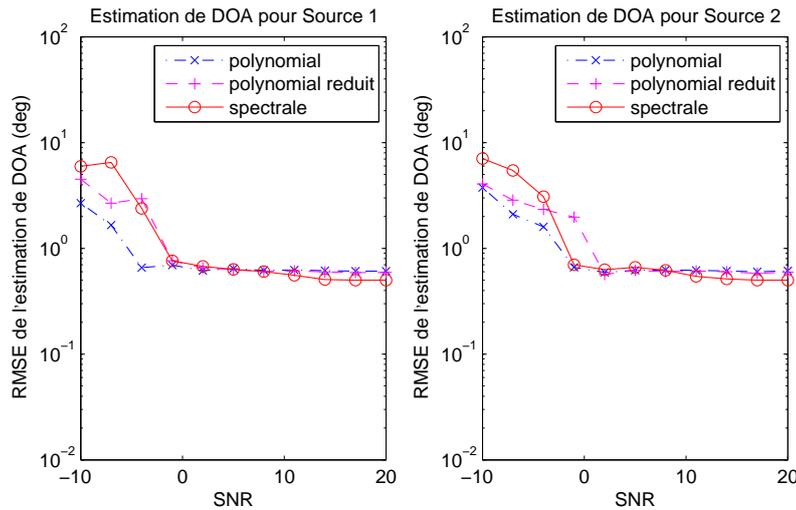


FIG. 3.5 – RMSE de l'estimation des DOAs en fonction du SNR

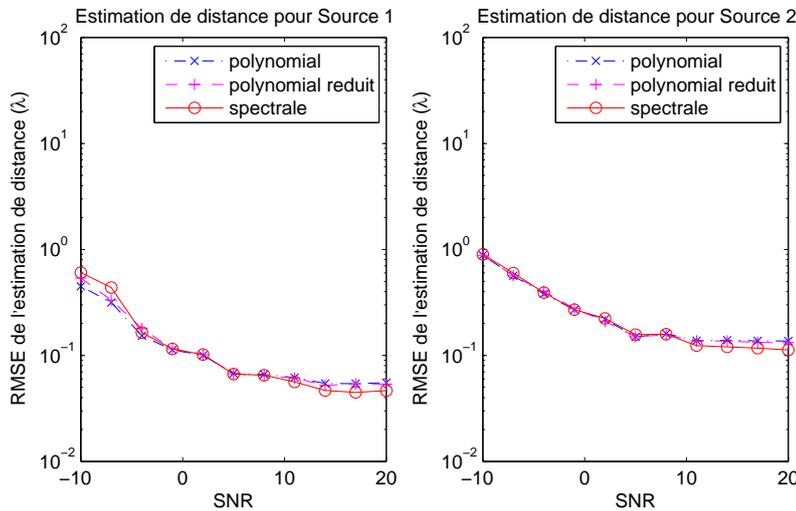
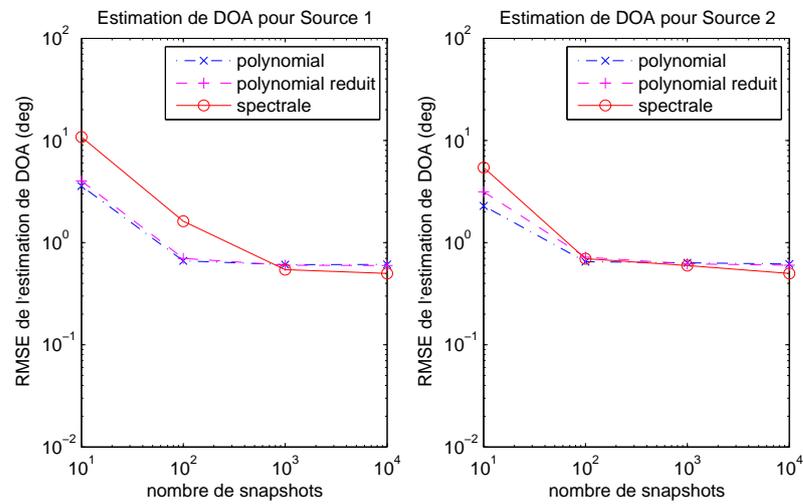
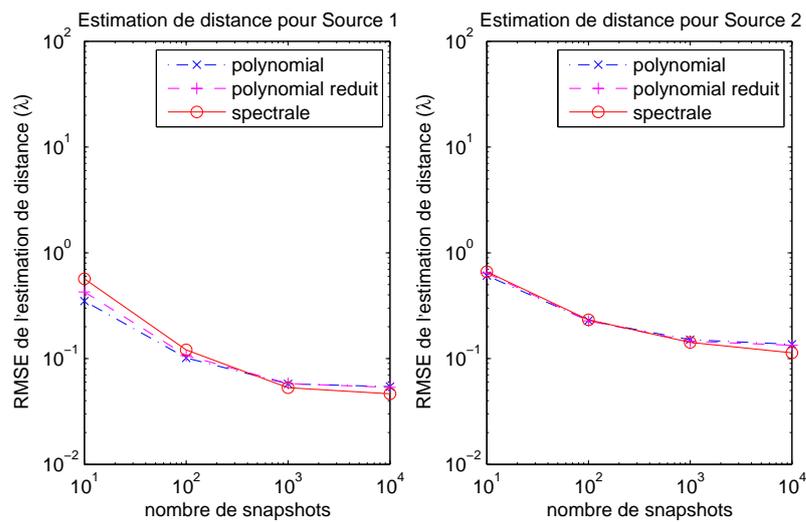


FIG. 3.6 – RMSE de l'estimation des distances en fonction du SNR

chaque condition. Les figures (3.5) et (3.6) présentent les résultats de RMSEs des estimées en fonction du SNR, où la matrice de covariance est estimée par 1000 *snapshots* de vecteurs des observations. Sur les figures (3.7) et (3.8), les RMSEs sont montrées en fonction du nombre de *snapshots*, où le SNR est fixé à 10dB.

A partir de ces résultats, nous pouvons dégager les remarques suivantes :

1. Les résultats obtenus par les trois méthodes coïncident approximativement. En effet, ces méthodes utilisent la même propriété des signaux reçus. Cependant, pour la condition de faible SNR et de faible nombre de *snapshots*, les approches polynomiales présentent une performance légèrement meilleure. Cette supériorité

FIG. 3.7 – RMSE de l'estimation des DOAs en fonction du nombre de *snapshots*FIG. 3.8 – RMSE de l'estimation des distances en fonction du nombre de *snapshots*

Techniques	Principe	Calcul caractéristique
Cumulant-ESPRIT	linéarité (stats. ordre 4)	Statistiques d'ordre 4
S-ESPRIT Spectrale	symétrie (DL ordre 2)	Double 1D balayage
S-ESPRIT Polynomiale	symétrie (DL ordre 2)	Polynôme(degré $2MK$)
S-ESPRIT Poly. Réduit	symétrie (DL ordre 2)	Polynôme(degré $(L - 1)K$)

TAB. 3.1 – Méthodes exploitant les propriétés d'un réseau symétrique

rité vient du fait que la variation en module des racines est négligée dans les versions polynomiales (l'équation (3.29)).

2. Les trois estimateurs sont tous biaisés. Pour la condition du SNR de 20dB et de 1000 *snapshots*, les RMSEs des estimées des DOAs sont environ 0.5° tandis que les RMSEs des estimées des distances sont environ 0.05λ pour la source 1 et 0.1λ pour la source 2. Ces erreurs viennent principalement de la troncature au développement limité du déphasage appliquée dans l'approximation du modèle.
3. L'estimation de la distance de la première source ($2.5\lambda, 80^\circ$) présente une meilleure performance que celle de la deuxième source ($3.5\lambda, 110^\circ$). En effet, la performance en estimation de distances dépend de l'ouverture de réseau et aussi de la distance de source, sachant que l'estimation de distance n'est pas possible par ces méthodes sous l'hypothèse de champ lointain. Pour le même réseau, les RMSEs des estimées des distances s'accroissent lorsque la source s'éloigne du réseau.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les techniques de localisation de sources en champ proche qui exploitent les propriétés des signaux reçus par un réseau symétrique de capteurs. Une troncature au développement limité de déphasage intercapteurs permet d'établir un modèle approché et simplifié. Deux familles de techniques ont été présentées à partir de ce modèle et sont résumées dans le tableau 3-1.

La famille cumulant-ESPRIT est basée sur les statistiques des observations d'ordre 4. Une structure de phase linéaire est exploitée dans les matrices de cumulant d'ordre 4, ce qui permet d'appliquer les estimateurs présentés dans le chapitre précédent.

Cependant, ces techniques nécessitent des calculs très lourds. La famille symétrique-ESPRIT utilise la symétrie obtenue grâce au développement limité du déphasage inter-capteurs. A partir de la méthode symétrique-ESPRIT spectrale, nous proposons deux versions améliorées. Ces méthodes sont comparées et leurs performances sont montrées par des simulations. Les versions polynomiales sont plus efficaces et plus fiables à faible SNR.

Néanmoins, tous les estimateurs présentés dans ce chapitre sont biaisés. Le biais vient principalement de la troncature au développement limité, qui dégrade les performances de ces techniques.

Chapitre 4

Technique de Focalisation

4.1 Introduction

La technique de focalisation a été développée en premier lieu pour le traitement d'antennes dans le cas de signal à large bande [70]. Le principe de cette technique réside dans la transformation qui modifie le vecteur de transfert de sources à une fréquence, pour qu'il devienne colinéaire avec le vecteur de transfert de sources à une fréquence de référence. Cette transformation permet de sommer la contribution des composantes des différentes fréquences d'une façon cohérente.

Ce chapitre présente l'utilisation de la technique de focalisation pour la localisation de sources en champ proche. D'une part, elle est utilisée pour compenser la sphéricité du front d'onde du signal reçu. Les observations compensées possèdent une structure qui permet d'utiliser les techniques de champ lointain pour l'estimation des positions des sources en champ proche. D'autre part, la technique de focalisation est utilisée pour la localisation de sources en champ proche et à large bande. Les performances de ces techniques sont montrées par des simulations.

Ce chapitre est divisé en quatre parties :

- La première partie présente la focalisation des signaux à bande étroite dans le contexte de champ proche ;
- Dans la deuxième partie, les techniques sont étendues pour les signaux à large bande ;

- Les résultats de simulation sont présentés afin de comparer les performances des différentes techniques ;
- Finalement, ce chapitre se termine par une conclusion.

4.2 Sources en champ proche

La technique ESPRIT présentée au chapitre 2 est une technique rapide et performante en résolution et en précision pour la localisation de sources. Cependant, elle est basée sur l'hypothèse d'onde plane (champ lointain), ce qui limite l'application directe de cette méthode à la situation de champ proche. Dans cette partie, la technique de focalisation est utilisée pour la compensation du front d'onde afin de retrouver les propriétés des signaux reçus dans le cas de champ lointain [28]. Une analyse du modèle est d'abord effectuée. A partir de cette analyse, deux situations sont considérées séparément pour la compensation du front d'onde. Les signaux reçus compensés permettent d'utiliser la technique ESPRIT pour l'estimation des DOAs des sources.

4.2.1 Analyse du modèle

Afin d'analyser le modèle des observations, un réseau de M capteurs est considéré dans cette section. La distance inter-capteurs est égale à d . La position du premier capteur est prise comme l'origine du système de coordonnées et le point de référence pour le déphasage.

A partir du modèle général (2.7), le vecteur de transfert de ce réseau de capteurs peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\mathbf{a}(r, \theta) = [1, \dots, e^{j\tau_M}]^T \quad (4.1)$$

où le déphasage du m -ième capteur $\tau_m \mid_{m \in \{1, 2, \dots, M\}}$ est donné par :

$$\tau_m = \frac{2\pi}{\lambda} \left(\sqrt{r^2 + (m-1)^2 d^2} - 2r(m-1)d \cos \theta - r \right) \quad (4.2)$$

Utilisant la décomposition en série de Taylor, nous pouvons réécrire l'équation (4.2) sous la forme simple :

$$\tau_m = -\frac{2\pi}{\lambda} (m-1) d \cos \theta + g(r, \theta, m) \quad (4.3)$$

où le terme $g(r, \theta, m)$ est une fonction de la position de source (r, θ) et de l'indice du capteur m , donné par :

$$g(r, \theta, m) = \frac{2\pi}{\lambda} (m-1) d \cos \theta + \frac{2\pi}{\lambda} \left(\sqrt{r^2 + (m-1)^2 d^2 - 2r(m-1)d \cos \theta} - r \right) \quad (4.4)$$

Pour le cas où la distance de la source r est grande, nous pouvons négliger la deuxième partie $g(r, \theta, m)$ de l'équation (4.3). Cette équation devient donc équivalente au déphasage approché dans le cas de champ lointain (l'équation (2.8)). Le terme $g(r, \theta, m)$ comporte les parties dont l'ordre est égal ou supérieur à 2 dans le développement du déphasage τ_m en série de Taylor.

D'un point de vue électromagnétique, la fonction $g(r, \theta, m)$ peut représenter la distorsion du front d'onde d'une source en champ lointain provenant de la direction θ . Une fois que cette distorsion est compensée, nous pouvons obtenir un modèle plus simple qui permet d'estimer la direction d'arrivée avec n'importe quelle méthode développée sous l'hypothèse de champ lointain.

Avec cette idée, une investigation de la fonction $g(r, \theta, m)$ est effectuée. La variation de la distorsion $g(r, \theta, m)$ est montrée sur les figures (4.1) pour $m = 2, 4, 6, 9$ et pour la position de source (r, θ) variant de 1λ à 6λ et de 0° à 180° . Nous observons que la distorsion est toujours plus petite pour les grandes distances. L'explication de ce phénomène réside dans le fait que la distorsion devient faible lorsque la source s'éloigne du réseau.

Afin d'étudier la variation de la distorsion $g(r, \theta, m)$ en fonction de la distance r et de l'angle θ , nous illustrons les résultats sur les figures (4.2) et (4.3), respectivement.

A partir de ces figures, nous concluons que la distorsion $g(r, \theta, m)$ a une variation lisse pour la plupart des situations considérées. Cette propriété est très intéressante puisqu'elle permet d'estimer la distorsion $g(r, \theta, m)$ à partir d'une observation approximative. Mathématiquement, cela peut s'interpréter par l'équation suivante :

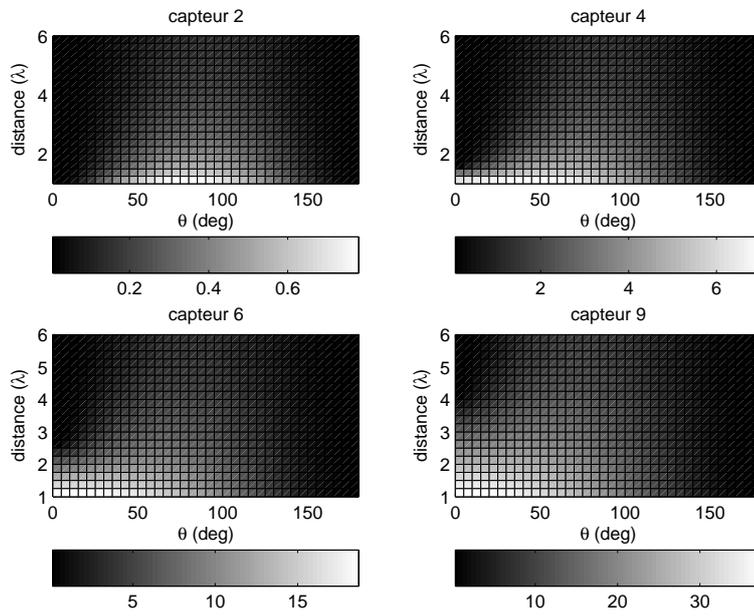
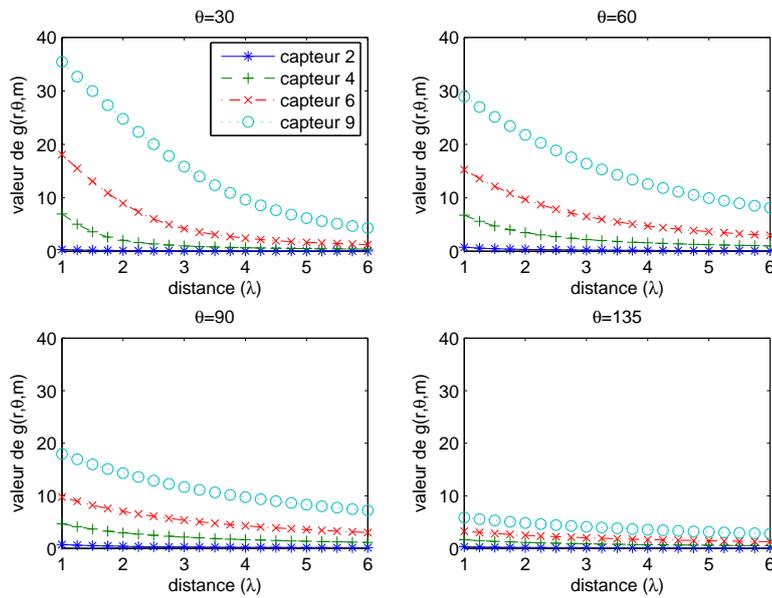


FIG. 4.1 – Distorsion du front d'onde en champ proche

FIG. 4.2 – Distorsion du front d'onde en champ proche versus distance pour $\theta = 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 135^\circ$

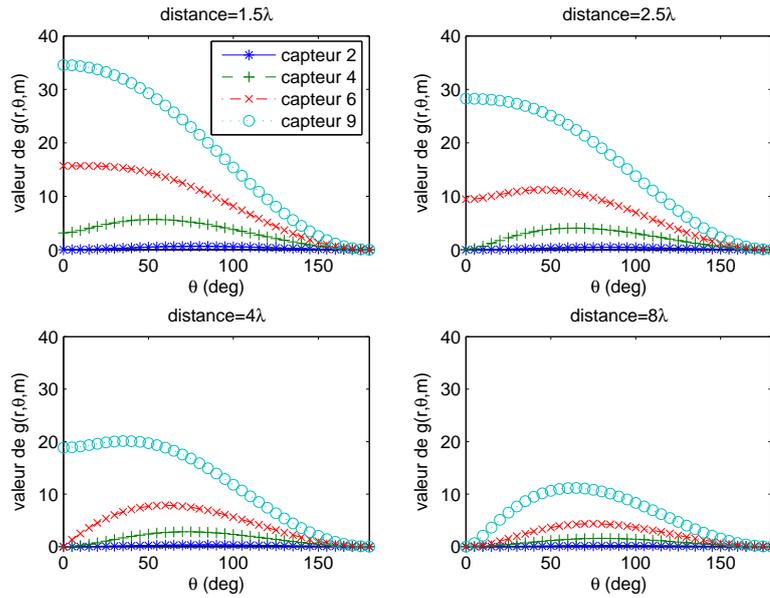


FIG. 4.3 – Distorsion du front d'onde en champ proche versus direction pour $r = 1.5\lambda, 2.5\lambda, 4\lambda, 8\lambda$

$$g(r, \theta, m) \approx g(\hat{r}, \hat{\theta}, m) \quad (4.5)$$

où $(\hat{r}, \hat{\theta})$ représente une position proche de (r, θ) . Notons que la position $(\hat{r}, \hat{\theta})$ pourrait être une estimée imprécise de (r, θ) .

Cette analyse nous permet de considérer la compensation de distorsion dans deux situations différentes selon la distribution géographique de sources [28].

4.2.2 Cas 1 : sources groupées

Premièrement, nous allons étudier le cas le plus simple où toutes les sources se localisent dans une petite zone. Supposons que leur position est (r_k, θ_k) pour $k = 1, \dots, K$. Puisque les distances entre les sources sont faibles, nous ne pouvons pas estimer leur position par une méthode à faible résolution comme la méthode de formation de voies 2D. Cependant, la méthode à faible résolution permet d'obtenir une estimée (r_e, θ_e) dans cette zone. A partir de l'analyse dans le paragraphe précédent, nous pouvons adopter les approximations suivantes :

$$g(r_e, \theta_e, m) \approx g(r_k, \theta_k, m) \quad \forall k \in \{1, \dots, K\} \quad (4.6)$$

En combinant les équations (4.3) et (4.6), nous obtenons l'expression suivante :

$$\tau_{mk} \approx -\frac{2\pi}{\lambda} (m-1) d \cos \theta_k + g(r_e, \theta_e, m) \quad (4.7)$$

où τ_{mk} représente le déphasage entre le m -ième capteur et le point de référence pour un signal provenant de la position (r_k, θ_k) . Notons que ce déphasage peut être calculé à partir l'équation (4.2).

Afin de compenser la seconde partie de τ_{mk} , nous définissons la matrice diagonale \mathbf{B} de dimension (M, M) , dite matrice de focalisation, par

$$\mathbf{B} = \text{diag} [e^{-jg(r_e, \theta_e, 1)}, \dots, e^{-jg(r_e, \theta_e, M)}] \quad (4.8)$$

Le produit de cette matrice et le vecteur de transfert $\mathbf{a}(r_k, \theta_k)$ s'écrit alors :

$$\mathbf{B}\mathbf{a}(r_k, \theta_k) = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d \cos \theta + jg(r_k, \theta_k, M) - jg(r_e, \theta_e, M)} \\ \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} (M-1) d \cos \theta + jg(r_k, \theta_k, M) - jg(r_e, \theta_e, M)} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} \cos \theta_k} \\ \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} (M-1) \cos \theta_k} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Nous notons que ce vecteur possède la même structure que le vecteur de transfert dans le modèle des observations en champ lointain. La transformée matricielle de l'équation (4.9) permet d'écrire :

$$\mathbf{C} = \mathbf{B}\mathbf{A} = [\mathbf{B}\mathbf{a}(r_1, \theta_1), \dots, \mathbf{B}\mathbf{a}(r_K, \theta_K)] \quad (4.10)$$

avec

- $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K]$: matrice de transfert focalisée de dimension (M, K) ;
- $\mathbf{c}_k = \mathbf{B}\mathbf{a}(r_k, \theta_k)$: vecteur de transfert focalisé de dimension $(M, 1)$.

D'une manière similaire, l'application de la focalisation à la matrice de covariance (décrite par l'équation (2.11)) permet de retrouver la structure de champ lointain dans la matrice de covariance focalisée, qui s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{R}_y = \mathbf{B}\mathbf{R}\mathbf{B}^H = \mathbf{B}\mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H\mathbf{B}^H + \sigma^2\mathbf{I} = \mathbf{C}\mathbf{R}_s\mathbf{C}^H + \sigma^2\mathbf{I} \quad (4.11)$$

La structure de cette matrice permet d'appliquer la méthode ESPRIT (ou bien une autre méthode à haute résolution comme la Root-MUSIC) à l'estimation des directions d'arrivée des sources. Une fois que les directions d'arrivée de sources sont estimées, nous pouvons utiliser la méthode MUSIC-1D pour l'estimation des distance de sources.

Pour éviter l'appairage des paramètres, nous effectuons la méthode MUSIC spectrale pour chaque estimée de direction $\hat{\theta}_k$. Le pseudo spectre de MUSIC pour la k -ième source s'écrit donc :

$$P_{MUSIC}^{(k)}(r) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(r, \hat{\theta}_k) \mathbf{M}_n \mathbf{a}(r, \hat{\theta}_k)} \quad (4.12)$$

avec

- $\mathbf{M}_n = \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H = \mathbf{B}^H \mathbf{U}'_n \mathbf{U}'_n{}^H \mathbf{B}$: matrice de projecteur de dimension (M, M) ;
- \mathbf{U}_n : matrice des vecteurs propres de la matrice de covariance \mathbf{R} dans le sous-espace du bruit (associés aux $M - K$ plus petites valeurs propres) ;
- \mathbf{U}'_n : matrice des vecteurs propres de la matrice de covariance focalisée \mathbf{R}_y dans le sous-espace du bruit.

Notons que la transformée $\mathbf{U}_n = \mathbf{B}^H \mathbf{U}'_n$ est utile. Sachant que l'estimation des directions d'arrivée (par la méthode ESPRIT) nécessite une décomposition en éléments propres de \mathbf{R}_y (ou \mathbf{R}), cette relation permet de réduire la complexité de calcul liée à la décomposition de \mathbf{R} (ou \mathbf{R}_y). D'un point de vue plus général, une seule décomposition est nécessaire dans cet algorithme.

La distance de chaque source est donc estimée en cherchant le maximum du spectre associé.

L'avantage de cette méthode est double. Premièrement, l'utilisation de la technique de focalisation permet d'éviter le balayage en 2D. Deuxièmement, l'estimation des directions d'arrivée par une méthode de champ lointain est plus performante en termes de résolution.

4.2.3 Cas 2 : sources non-groupées

Dans le paragraphe précédent, nous avons appliqué la technique de focalisation à la localisation de sources groupées dans une seule région spatiale. Cette contrainte

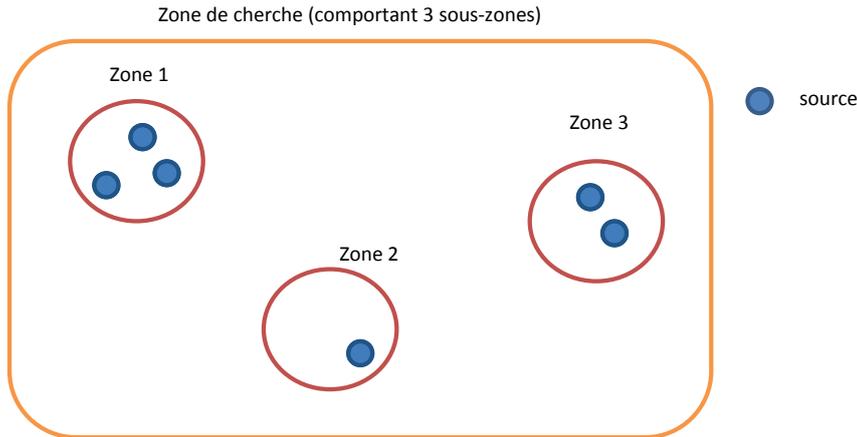


FIG. 4.4 – Répartition des sources pour l'application de focalisation

de distribution géographique de sources paraît trop forte, puisque les sources sont souvent dispersées géographiquement dans le cas réel. Dans ce paragraphe, nous présentons l'application de cette technique dans le cas où les sources se situent dans plusieurs zones séparées.

L'imprécision de l'estimation par la technique de focalisation vient principalement de l'erreur due à l'approximation de la distorsion dans le modèle. Lorsque les estimées *a priori* (r_e, θ_e) comportent des grands biais, la distorsion ne peut pas être compensée correctement par l'équation (4.5). Afin de minimiser l'erreur apportée par l'estimation de distorsion, nous divisons les sources en plusieurs sous-groupes selon leur position spatiale [28, 29], comme illustré sur la figure (4.4).

Nous supposons que les K sources sont localisées dans Q ($Q < K$) zones différentes. Chaque zone comporte P_q sources avec $q = 1, 2, \dots, Q$. Évidemment, nous avons

$$K = \sum_{q=1}^Q P_q \quad (4.13)$$

En pratique, Q peut représenter le nombre de sources estimées par une méthode à faible résolution. Supposons que $(r_{e1}, \theta_{e1}), \dots, (r_{eQ}, \theta_{eQ})$ sont les Q estimées des positions des sources. Nous pouvons par conséquent, appliquer la technique de focalisation pour les Q zones séparément. Pour les P_q sources dans la q -ième zone, nous pouvons considérer que leur distorsion du front d'onde est approximativement égale, i.e.

$$g(r_{eq}, \theta_{eq}, m) - g(r_{pq}, \theta_{pq}, m) \approx 0 \forall p_q \in \{1, 2, \dots, P_q\} \quad (4.14)$$

où (r_{pq}, θ_{pq}) représente la position de la p -ième source dans la q -ième zone.

Ensuite, nous pouvons écrire la matrice de focalisation de la zone q sous la forme :

$$\mathbf{B}_q = \text{diag} [e^{-jg(r_{eq}, \theta_{eq}, 1)}, \dots, e^{-jg(r_{eq}, \theta_{eq}, M)}] \quad (4.15)$$

Cette équation permet de compenser les distorsions du front d'onde des sources dans la zone q . Nous avons donc l'approximation suivante :

$$\mathbf{c}_{p_q} = \mathbf{B}_q \mathbf{a}(r_{p_q}, \theta_{p_q}) = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} (M-1) d \cos \theta_{p_q}} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

L'application de la focalisation à la matrice de transfert \mathbf{A} donne :

$$\mathbf{C}_q = \mathbf{B}_q \mathbf{A} = [\dots, \mathbf{c}_{1_q}, \dots, \mathbf{c}_{P_q}, \dots] \quad (4.17)$$

Notons que les P_q vecteurs $\{\mathbf{c}_{1_q}, \dots, \mathbf{c}_{P_q}\}$ possèdent une structure de champ lointain (série géométrique). Cette propriété permet d'estimer les DOAs de ces P_q sources avec des méthodes de champ lointain.

Dans la suite de cette partie, nous expliquons comment appliquer la méthode ESPRIT à localiser ces P_q sources. Afin de simplifier notre présentation, nous supposons que les P_q vecteurs focalisés sont les premiers P_q vecteurs de la matrice \mathbf{C}_q , i.e.

$$\mathbf{C}_q = [\mathbf{G}_q, \mathbf{D}_q] \quad (4.18)$$

avec

- $\mathbf{G}_q = [\mathbf{c}_{1_q}, \dots, \mathbf{c}_{P_q}]$: matrice de dimension (M, P_q) comportant les P_q vecteurs focalisés ;
- \mathbf{D}_q : matrice de dimension $(M, M - P_q)$ représentant le reste de la matrice \mathbf{C}_q .

La partition de la matrice \mathbf{C}_q donne

$$\mathbf{C}_q = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 \\ - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - \\ \mathbf{C}_2 \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Avec la propriété de \mathbf{C}_q décrite par l'équation (4.18), nous avons l'équation suivante :

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 \mathbf{\Sigma} \quad (4.20)$$

où la matrice $\mathbf{\Sigma}$ de dimension (K, K) s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Phi} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Xi} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

avec

- $\mathbf{\Phi} = \text{diag} \left[e^{j \frac{2\pi d}{\lambda} \cos \theta_{1_q}}, \dots, e^{j \frac{2\pi d}{\lambda} \cos \theta_{P_q}} \right]$: matrice diagonale de dimension (P_q, P_q) ;
- $\mathbf{\Xi}$: matrice à rang plein de dimension $(K - P_q, K - P_q)$.

De la même façon que pour la méthode ESPRIT, les éléments diagonaux de la matrice $\mathbf{\Phi}$ sont estimées à partir de la décomposition en éléments propres de la matrice de covariance. Cependant, nous devons utiliser les données focalisées pour l'estimer. Nous formulons donc la matrice de covariance focalisée ci-dessous :

$$\mathbf{R}_{yq} = \mathbf{B}_q \mathbf{R} \mathbf{B}_q^H \quad (4.22)$$

La décomposition en éléments propres de cette matrice permet d'obtenir \mathbf{U}_{s_q} qui représente la matrice des vecteurs propres dans le sous-espace du signal de dimension (M, K) . Il est facile de montrer qu'il existe une matrice inversible \mathbf{V} de dimension (K, K) telle que $\mathbf{U}_{s_q} = \mathbf{C}_q \mathbf{V}$.

Aussi, nous avons la relation suivante :

$$\left(\mathbf{U}_{s_{2q}}^H \mathbf{U}_{s_{2q}} \right)^{-1} \mathbf{U}_{s_{2q}}^H \mathbf{U}_{s_{1q}} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^{-1} \quad (4.23)$$

où $\mathbf{U}_{s_{1q}}$ ($\mathbf{U}_{s_{2q}}$) représente les premières (dernières, respectivement) $M - 1$ lignes de la matrice \mathbf{U}_{s_q} , i.e.

$$\mathbf{U}_{s_q} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{s_{1q}} \\ - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - \\ \mathbf{U}_{s_{2q}} \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

Nous pouvons donc estimer les DOAs des P_q sources dans la zone q par

$$\hat{\theta}_{p_q} = \arccos\left(\frac{\lambda}{2\pi d} \arg \beta\right) \mid \hat{\theta}_{p_q} \in \{\theta \mid (r, \theta) \text{ est dans la zone } q\} \quad (4.25)$$

où β représente toute valeur propre de la matrice Σ . En pratique β peut être estimée par les valeurs propres de la matrice (4.23).

Notons que nous ne pouvons estimer que P_q DOAs de sources lorsque nous focalisons sur la zone q . En pratique, nous choisissons les P_q estimées qui sont les plus proches de la direction θ_{eq} . Les distances des sources sont ensuite estimées en utilisant la méthode MUSIC-1D (4.12).

Pour localiser toutes les K sources, nous focalisons les Q zones séparément. Chaque focalisation permet de localiser un sous-ensemble de sources. Finalement, tous les $2K$ paramètres (K DOAs et K distances) peuvent être estimés par cette méthode.

4.3 Sources à large bande

Dans le cadre de ce document, les techniques de localisation de sources exploitent les propriétés des déphasages des signaux reçus entre les capteurs. Elles sont développées à partir du modèle approché sous l'hypothèse de sources à bande étroite. Il existe toutefois, dans les applications, des signaux de sources qui pourraient comporter des composantes spectrales issues d'une bande très large. Par exemple, le signal du futur système de télécommunication 4G peut occuper une tranche spectrale s'étendant jusqu'à 20 MHz [78]. Les techniques développées pour des signaux à large bande, jouent donc un rôle important dans la localisation de sources. Pour répondre à ce problème, nous introduisons dans cette section, la manière d'utiliser la technique de focalisation pour la localisation des sources à large bande.

4.3.1 Modèle dans le domaine fréquentiel

Afin d'introduire l'utilisation de la technique de focalisation pour localiser des sources à large bande, le modèle des observations dans le domaine fréquentiel est présenté dans ce paragraphe.

Nous considérons le scénario suivant : K sources éclairent un réseau de M capteurs dont la distance inter-capteurs est d (Figure 2.1, section 2.2). A partir du modèle (2.5), les observations, dans le domaine fréquentiel, sont modélisées par l'équation suivante¹ :

$$\tilde{x}_m(f) = \sum_{k=1}^K e^{j\tau_{mk}(f)} \tilde{s}_k(f) + \tilde{n}_m(f) \quad (4.26)$$

avec

- $\tilde{x}_m(f)$: observation du m -ième capteur à la fréquence f ;
- $\tilde{s}_k(f)$: signal de la k -ième source à la fréquence f ;
- $\tilde{n}_m(f)$: bruit à la fréquence f ;
- $\tau_{mk}(f)$: déphasage du signal donné par (2.6).

La forme vectorielle du modèle (4.26) s'écrit sous la forme :

$$\tilde{\mathbf{x}}(f) = \mathbf{A}(f) \tilde{\mathbf{s}}(f) + \tilde{\mathbf{n}}(f) \quad (4.27)$$

avec les notations suivantes :

- $\tilde{\mathbf{x}}(f) = [\tilde{x}_1(f), \tilde{x}_2(f), \dots, \tilde{x}_M(f)]^T$: vecteur des observations à la fréquence f de dimension $(M, 1)$;
- $\tilde{\mathbf{s}}(f) = [\tilde{s}_1(f), \tilde{s}_2(f), \dots, \tilde{s}_K(f)]^T$: vecteur des signaux de source à la fréquence f de dimension $(K, 1)$;
- $\mathbf{A}(f) = [\mathbf{a}_1(f), \mathbf{a}_2(f), \dots, \mathbf{a}_K(f)]$: matrice de transfert à la fréquence f de dimension (M, K) ;
- $\mathbf{a}_k(f) = [1, \dots, e^{j\tau_{Mk}(f)}]^T$: vecteur de transfert de la k -ième source à la fréquence f de dimension $(M, 1)$;
- $\tilde{\mathbf{n}}(f) = [\tilde{n}_1(f), \tilde{n}_2(f), \dots, \tilde{n}_M(f)]^T$: vecteur du bruit de dimension $(M, 1)$.

Notons que la matrice de transfert $\mathbf{A}(f)$ dans le domaine fréquentiel possède la même structure que celle dans le domaine temporel pour des signaux à bande étroite.

A partir de l'équation (4.27), la matrice de covariance des observations fréquentielles s'écrit :

$$\mathbf{\Gamma}_x(f) = E [\tilde{\mathbf{x}}(f) \tilde{\mathbf{x}}^H(f)] = \mathbf{A}(f) \mathbf{\Gamma}_s(f) \mathbf{A}^H(f) + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (4.28)$$

¹Les mêmes hypothèses que pour le modèle général (équation (2.5)) sont utilisées.

avec la matrice de covariance du bruit $E[\tilde{\mathbf{n}}(f)\tilde{\mathbf{n}}^H(f)] = \sigma^2\mathbf{I}$ et celle des signaux de source $\mathbf{\Gamma}_s(f) = E[\tilde{\mathbf{s}}(f)\tilde{\mathbf{s}}^H(f)]$.

En pratique, elle est estimée par la moyenne d'un nombre (N) de *snapshots* :

$$\hat{\mathbf{\Gamma}}_x(f) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{\mathbf{x}}_n(f) \tilde{\mathbf{x}}_n^H(f) \quad (4.29)$$

Notons que la matrice $\mathbf{\Gamma}_x(f)$ est construite à partir des observations issue d'une tranche spectrale étroite. Nous pouvons utiliser les techniques de localisation de sources présentées précédemment pour estimer les positions des sources.

4.3.2 Compensation conjointe

A l'aide de la transformation de Fourier, tout signal à large bande peut être décomposé en ses composantes aux différentes fréquences. Chaque composante peut être considérée comme un signal à bande étroite, ce qui permet d'utiliser les techniques développée sous l'hypothèse de sources à bande étroite. Cette solution directe, notée sommation incohérente [51], est très coûteuse au niveau du temps de calcul, car nous devons effectuer les méthodes d'estimation pour chacune de ces composantes spectrales. De plus, la relation entre ces composantes n'est pas utilisée. Afin d'augmenter l'efficacité d'estimation, une méthode basée sur la focalisation est proposée dans [29] pour localiser les sources à large bande en champ proche. Cette méthode permet de compenser simultanément la sphéricité du front d'onde et la différence entre ces composantes spectrales. Les contributions multi-fréquentielles sont sommées d'une manière cohérente.

Nous considérons ensuite un signal décomposés en composantes à L fréquences f_l avec $l \in \{1, 2, \dots, L\}$. A chaque fréquence, nous pouvons obtenir une estimée de la matrice de covariance à cette fréquence, notée $\mathbf{\Gamma}_x(f_l)$. Cette matrice est construite à partir des observations à la fréquence f_l .

La technique de focalisation nécessite de construire une matrice de passage, notée $\mathbf{F}(f_l)$, qui permet de transformer² la matrice de transfert à une fréquence, notée $\mathbf{A}(f_l)$, en celle à une autre fréquence, notée $\mathbf{A}(f_0)$, i.e.

²Cette condition est valable pour les sources groupées. Dans le cas de sources non-groupées, elle est partiellement valable, comme dans la section 4.2.

$$\mathbf{F}(f_l) \mathbf{A}(f_l) = \mathbf{A}(f_0) \quad (4.30)$$

La matrice diagonale $\mathbf{F}(f_l)$, dite matrice de focalisation, est construite par :

$$\mathbf{F}(f_l) = \text{diag} \left(1, e^{j\tau_{2e}(f_0) - j\tau_{2e}(f_l)}, \dots, e^{j\tau_{Me}(f_0) - j\tau_{Me}(f_l)} \right) \quad (4.31)$$

où le déphasage $\tau_{me}(f)$ s'écrit sous la forme suivante :

$$\tau_{me}(f) = -\frac{2\pi f}{c_0} \left(\sqrt{r_e^2 + (m-1)^2 d^2 - 2r_e(m-1)d \cos \theta_e} - r_e \right) \quad (4.32)$$

avec (r_e, θ_e) une estimée *a priori* de la position des sources.

A partir des équations (4.28), (4.30) et (4.31), nous avons :

$$\mathbf{\Gamma}(f_0) = \mathbf{F}(f_l) \mathbf{\Gamma}_x(f_l) \mathbf{F}^H(f_l) = \mathbf{A}(f_0) \mathbf{\Gamma}_s(f_l) \mathbf{A}^H(f_0) + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (4.33)$$

Finalement, les contributions des différentes fréquences sont sommées d'une manière cohérentes. La sommation s'écrit alors :

$$\mathbf{\Gamma}_F = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{F}(f_l) \mathbf{\Gamma}_x(f_l) \mathbf{F}^H(f_l) = \mathbf{A}(f_0) \left[\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{\Gamma}_s(f_l) \right] \mathbf{A}^H(f_0) + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (4.34)$$

Notons que les vecteurs propres de la matrice $\mathbf{\Gamma}_F$ au sous-espace du signal engendrent le même espace engendré par les colonnes de $\mathbf{A}(f_0)$. Nous pouvons ensuite utiliser les techniques développée sous l'hypothèse de signal à bande étroite pour la localisation de sources. Un autre intérêt important de cette technique réside dans le fait que l'équation (4.34) permet d'obtenir une meilleure estimée de la matrice de covariance pouvant ainsi améliorer la performance en estimation.

Le choix de la fréquence f_0 est important à cause des erreurs apportées dans la focalisation. En pratique, la fréquence centrale de la bande du signal est préférée, ce qui permet de minimiser l'influence de ces erreurs.

4.4 Résultats de simulation

Les simulations présentées dans cette section ont pour objet de montrer les performances des méthodes proposées, basées sur la technique de focalisation. Les données de simulation vérifient les hypothèses du modèle exact des observations défini par les équations (2.6) et (2.7). Afin de comparer ces méthodes proposées avec d'autres méthodes de champ proche telles que les méthodes symétrique-ESPRIT, nous utilisons un réseau symétrique de 9 capteurs dont la distance inter-capteurs est $\lambda/5$. Les autres paramètres sont précisés dans les simulations.

Les simulations sont effectuées dans trois cas différents. Les méthodes sont appliquées d'abord à la localisation des sources groupées et puis des sources se situant dans des zones séparées. Ensuite, les faisabilités et les performances de la technique de focalisation pour des sources à large bande sont testées.

4.4.1 Cas 1 : sources groupées

Dans ce paragraphe, nous utilisons trois approches pour la localisation de deux sources dont les positions sont $(r_1, \theta_1) = (3.8\lambda, 65^\circ)$ et $(r_2, \theta_2) = (4.2\lambda, 75^\circ)$. Les deux sources sont alors proche de l'une à l'autre.

Le premier estimateur est réalisé en utilisant la méthode MUSIC-2D. La résolution en balayage est de 0.2° pour la direction et de 0.02λ pour la distance. La deuxième approche de l'estimation est basée sur la technique symétrique-ESPRIT polynomiale tandis que la troisième approche est effectuée en utilisant la méthode de focalisation. Le balayage en distance pour les deux derniers estimateurs est mis en oeuvre avec une résolution de 0.02λ . Une pré-estimation est intégrée dans chaque itération de l'estimation par la technique de focalisation. Ce pré-estimateur est basé sur la méthode de formation de voies. La résolution du balayage de cette pré-estimation est de 5° pour la direction et de 0.3λ pour la distance.

4.4.1.1 Probabilité d'échec

Ce paragraphe présente une comparaison des méthodes en terme de probabilité d'échec (décrite par l'équation (3.39)). Dans cette simulation, les seuils d'échec sont

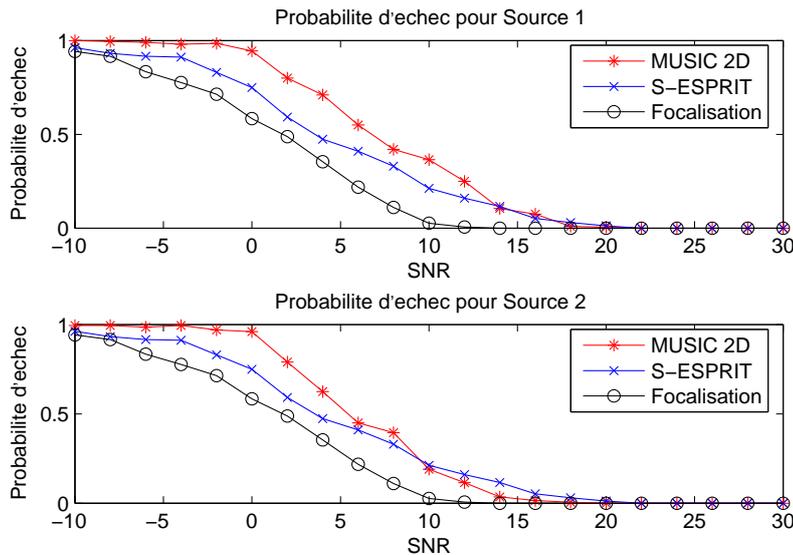


FIG. 4.5 – Comparaison des méthodes en termes de probabilité d’échec : les méthodes MUSIC-2D, symétrique-ESPRIT et de focalisation.

fixés à $\epsilon_r = 0.1\lambda$ pour l’estimation des distances et à $\epsilon_\theta = 5^\circ$ pour l’estimation des DOAs. Nous effectuons $N_m = 500$ itérations indépendantes pour chaque valeur de SNR (de -10dB à 30dB). 1000 *snapshots* sont utilisées pour l’estimation de la matrice de covariance dans chaque itération. Les résultats de cette simulation sont indiqués sur la figure (4.5).

Nous observons sur cette figure que la méthode de focalisation a un meilleur pouvoir de détection que les méthodes MUSIC-2D et symétrique-ESPRIT. Pour la source 1, le taux d’échec 0.05 est obtenu sous condition du SNR égale à 10dB, 18dB, 18dB pour les méthodes MUSIC-2D, symétrique-ESPRIT et de focalisation respectivement. Pour la source 2, ces valeurs sont 10dB (MUSIC-2D), 16dB (symétrique-ESPRIT), 14dB (focalisation). Ceci permet de mettre en évidence la supériorité de la technique de focalisation.

4.4.1.2 Précision

Les résultats présentés dans cette simulation ont pour objectif de montrer la précision des estimateurs. Sachant que la précision de la méthode MUSIC-2D dépend largement de la résolution en balayage, nous ne présentons que les résultats obtenus par les deux autres estimateurs. La RMSE est utilisée pour effectuer les comparaisons. Afin d’évaluer les efficacités des estimateurs, nous comparons aussi les résultats

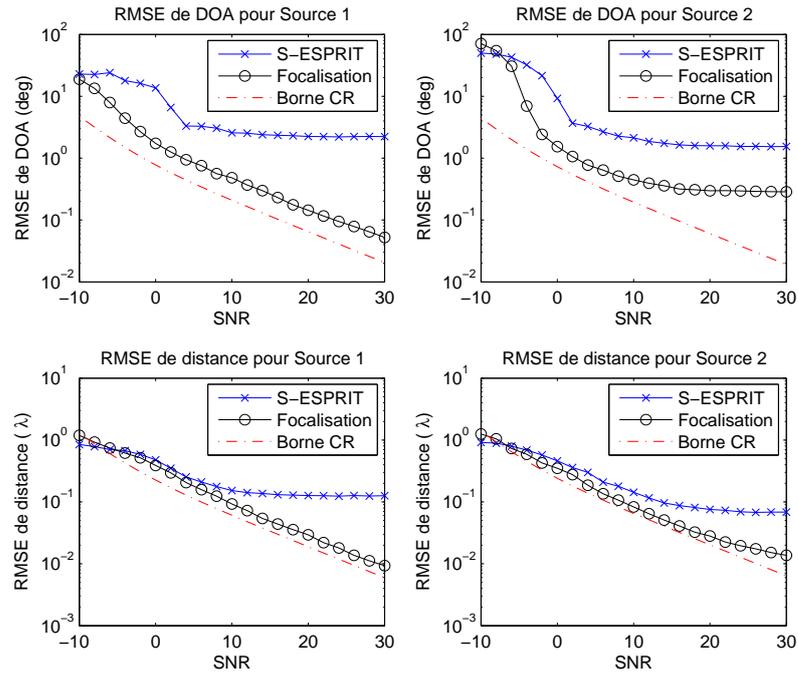


FIG. 4.6 – Comparaison en termes de RMSE (versus SNR) : les méthodes de focalisation et symétrique-ESPRIT

avec la borne de Cramér-Rao. La borne est calculée (Annexe B) à partir des paramètres de simulation, tels que le SNR, le nombre de snapshots, la position des capteurs et la position des sources.

Premièrement, les RMSEs des estimées sont montrées en fonction du SNR. $N_m = 500$ itérations indépendantes pour chaque valeur de SNR (de -10dB à 30dB). 1000 *snapshots* sont utilisés pour l'estimation de la matrice de covariance dans chaque itération. La figure (4.6) illustre les résultats obtenus.

Deuxièmement, les RMSEs des estimées en fonction du nombre de *snapshots* sont montrées sur la figure (4.7). $N_m = 500$ itérations indépendantes pour chaque nombre de *snapshots* (de 200 à 6000) sont effectuées. Le SNR est fixé à 10dB.

Nous observons que l'estimateur basé sur la technique de focalisation présente une meilleure performance que la technique symétrique-ESPRIT. Le biais de la technique symétrique-ESPRIT en estimation de DOA (distance respectivement) est environ de 1° (0.1λ respectivement) pour la source 1 et de 0.5° (0.08λ respectivement) pour la source 2. L'estimateur de la technique de focalisation est quasiment sans biais.

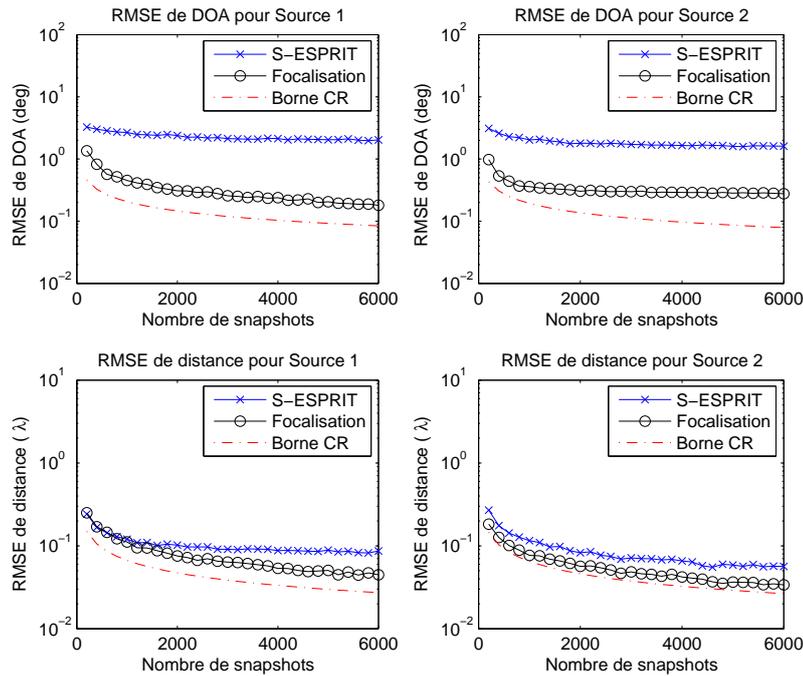


FIG. 4.7 – Comparaison en termes de RMSE (versus nombre de *snapshots*) : les méthodes de focalisation et symétrie-ESPRIT

4.4.1.3 Discussion

Les bonnes performances de la méthode de focalisation sont montrées dans les simulations précédentes. Elles proviennent principalement des deux raisons suivantes :

1. Les informations obtenues par une pré-estimation sont utilisées par la technique de focalisation. Ces informations *a priori* permettent d'améliorer les performances d'estimation.
2. L'erreur apportée par la focalisation est plus faible que celle apportée par la troncature du modèle (symétrie-ESPRIT). Les techniques symétrie-ESPRIT utilisent le développement limité d'ordre 2 du déphasage inter-capteurs, tandis que la technique de focalisation est basée sur le déphasage exact.

4.4.2 Cas 2 : sources non-groupées

Les simulations présentées dans ce paragraphe ont pour objet de montrer la faisabilité de la méthode de focalisation dans le cas de sources non-groupées. Nous utilisons le même réseau que pour les simulations précédentes.

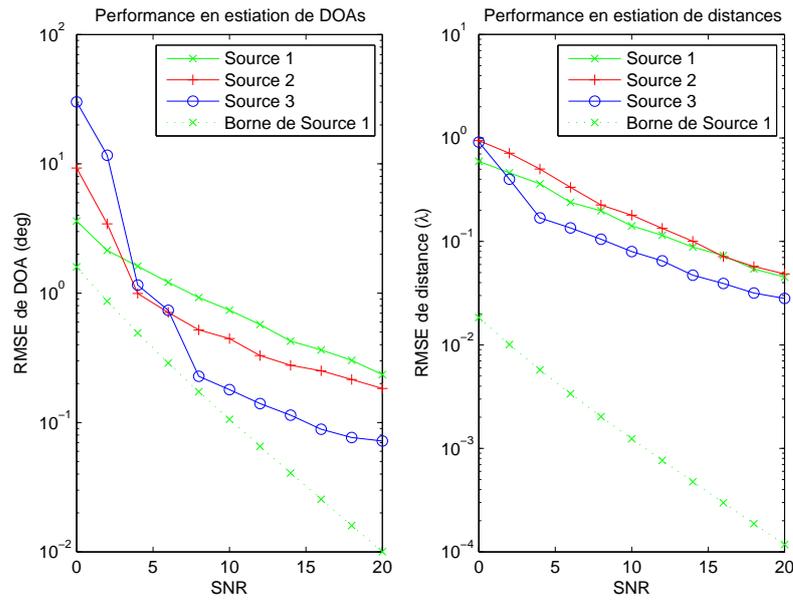


FIG. 4.8 – Performances de la technique de focalisation pour les sources non-groupées

Un scénario à trois sources est considéré : $(r_1, \theta_1) = (4.0\lambda, 65^\circ)$, $(r_2, \theta_2) = (4.2\lambda, 75^\circ)$ et $(r_3, \theta_3) = (3\lambda, 105^\circ)$. Pour appliquer la focalisation, les sources sont séparées en deux groupes. Le premier groupe comprend les sources 1 et 2 tandis que le deuxième comprend la troisième source. Après une pré-estimation, les deux groupes de sources sont ensuite focalisées séparément.

Dans cette simulation, l'estimateur de focalisation est testé sous plusieurs conditions du bruit (le SNR varie de 0dB à 20dB). 500 itérations indépendantes sont effectuées pour chaque SNR. 1000 *snapshots* sont enregistrés pour estimer la matrice de covariance. Les résultats sont illustrés sur la figure (4.8).

Nous constatons que l'estimation des positions des 3 sources présente de bonne performance. Sans surprise, l'estimation associée à la source 3 présente les meilleurs résultats car la source est plus proche du réseau. Dans le cas du SNR égal à 20dB, les RMSEs sont inférieures à 0.2° pour l'estimation de sa DOA et inférieures à 0.02λ pour l'estimation sa distance. Ces résultats montrent le potentiel de la technique de focalisation pour le cas de sources se situant dans plusieurs zones séparées.

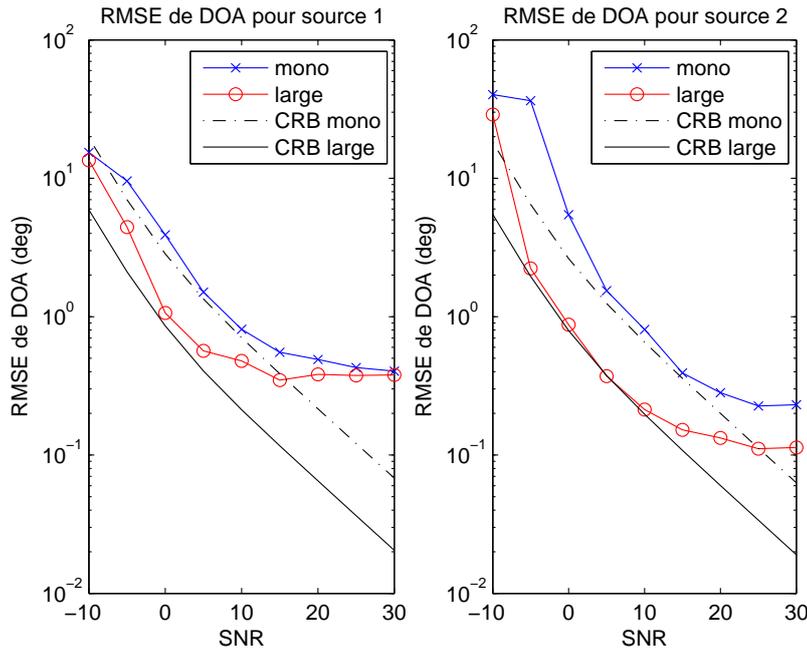


FIG. 4.9 – Performances de la technique de focalisation pour les sources à large bande : RMSE de l'estimation des DOAs

4.4.3 Cas 3 : sources à large bande

Les signaux émis par les sources sont considérés large bande dans ce paragraphe. Les représentations fréquentielles des signaux sont obtenues à partir de la transformée de Fourier des échantillons temporelles. Nous choisissons 11 fréquences dans la bande des signaux de 1GHz à 2GHz. La fréquence centrale est donc $f_0 = 1.5GHz$.

Un réseau de 9 capteurs est utilisé pour la réception des signaux. La distance inter-capteurs est de $\lambda_0/2$ avec $\lambda_0 = \frac{c}{f_0}$. Deux sources sont considérées : $(r_1, \theta_1) = (3.2\lambda_0, 62^\circ)$ and $(r_2, \theta_2) = (3.5\lambda_0, 70^\circ)$.

Afin d'appliquer la focalisation, nous effectuons une pré-estimation basée sur la méthode de formation de voies (avec les résolutions en balayage de 5° et de $0.3\lambda_0$). L'estimation des distances se réalise par un balayage de MUSIC-1D avec une résolution de 0.02λ . 500 itérations de Monte-Carlo sont effectuées pour plusieurs SNR (de -10dB à 30dB). 100 *snapshots* fréquentielles sont utilisées pour estimer la matrice de covariance lors de chaque itération.

Dans cette simulation, nous comparons les résultats de l'estimateur large bande avec celui obtenue en bande étroite. Les bornes de Cramér-Rao sont calculées pour

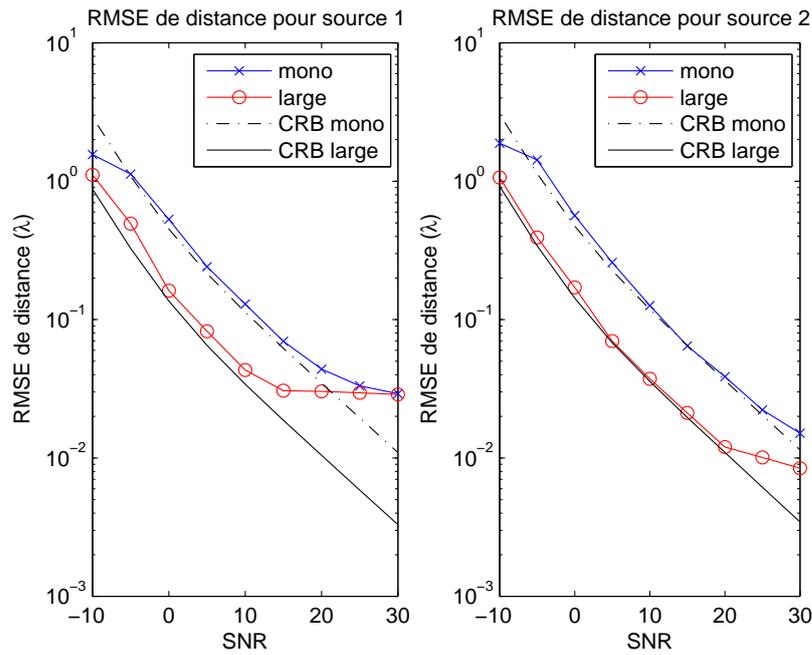


FIG. 4.10 – Performances de la technique de focalisation pour les sources à large bande : RMSE de l'estimation des distances

montrer l'efficacité de ces estimateurs. Les résultats de cette simulation sont illustrés sur les figures (4.9) et (4.10).

Les conclusions de cette simulation portent sur deux aspects :

1. La technique de focalisation présente de bonnes performances dans le cas de sources à large-bande, ce qui montre l'utilisation possible de cette technique pour les sources à large bande.
2. L'estimateur à large bande fournit une meilleure performance en estimation. Dans le cas du SNR à 30dB, les RMSEs associées à l'estimateur à large-bande sont d'environ 0.3° (0.1°) pour l'estimation de la DOA de la source 1 (source 2 respectivement) et de $0.02\lambda_0$ ($0.01\lambda_0$) pour l'estimation de la distance de la source 1 (source 2 respectivement). Cependant, les RMSEs associées à l'estimateur mono-fréquentiel sont plus élevées (0.3° et 0.2° pour les DOAs et $0.02\lambda_0$ et $0.02\lambda_0$ pour les distances). En utilisant des composantes des plusieurs fréquences, le nombre de snapshots est accru, ce qui permet une meilleure estimation de la matrice de covariance.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, la technique de focalisation est étendue pour la localisation de sources en champ proche. Cette technique est basée sur les statistiques d'ordre 2. Son principe réside dans la compensation de la distorsion du front d'onde. Pour les sources en champ proche, les ondes sphériques sont transformées approximativement en ondes planes après l'application de focalisation. Pour les sources à large bande, l'erreur apportée par la translation fréquentielle du vecteur de transfert est compensée à l'aide de cette technique. Les estimateurs présentés au chapitre 2 sont ensuite utilisés pour la localisation.

Cette technique est appliquée premièrement pour les sources à bande étroite. Deux situations différentes sont présentées. Pour les sources groupées, cette technique permet de focaliser l'ensemble des signaux reçus en même temps. Pour le cas où les sources se situent dans plusieurs zones séparées, une segmentation de l'espace de recherche est réalisée à l'aide des informations obtenues par une pré-estimation. La technique de focalisation est ensuite utilisée zone par zone.

Deuxièmement, la technique de focalisation est appliquée aux sources à large bande. Les contributions des observations multi-fréquentielles sont sommées d'une manière cohérente, ce qui permet en même temps une meilleure estimation de la matrice de covariance.

Les résultats de simulation montrent les performances de ces techniques. La supériorité de ces techniques par rapport aux autres techniques est mise en évidence. L'intérêt de ces techniques est double. Premièrement, ces techniques sont efficaces et performantes pour la localisation de sources en champ proche ; deuxièmement, ces techniques permettent de traiter les signaux à large bande.

Chapitre 5

Contexte Réel

5.1 Introduction

Dans les applications des techniques de localisation de sources, les imperfections du système sont inévitables. Elles peuvent dégrader les performances d'estimation d'une manière non-négligeable. A cause de leur présence, le modèle des observations utilisé dans l'étude théorique n'est plus valable. Ces imperfections sont aussi la différence la plus importante entre l'étude théorique et les applications des techniques dans un environnement réel.

Ce chapitre a pour objet d'étudier l'utilisation des techniques de localisation de sources dans un environnement réel. Une solution pour répondre à cette problématique est d'utiliser des méthodes robustes pour localiser les sources. Cependant, la performance de ce type d'approches est très limitée. Dans un contexte réel, il est montré que les effets indésirables influencent l'estimation d'une manière considérable quelle que soit la technique de localisation de sources utilisée [66, 67]. Par conséquent, la calibration des réponses d'antennes à partir des mesures devient une étape indispensable pour minimiser les influences négatives des imperfections.

Ce chapitre est organisé en quatre parties :

- Dans la première partie, les imperfections du réseau de capteurs sont étudiées à partir de leurs origines d'un point de vue physique ;
- Le modèle étendu des observations est proposé en prenant en compte les influences des imperfections dans la deuxième partie ;

- La troisième partie est consacrée aux techniques de calibration qui permettent de minimiser les influences des effets indésirables ;
- L'intégration de données de calibration dans la localisation est présentée dans la quatrième partie avec des simulations.

5.2 Imperfections dans un système de localisation

Dans le cadre de ce travail, nous cherchons à exploiter les propriétés des phénomènes électromagnétiques (e.g. propagation des ondes électromagnétiques) pour estimer les positions des sources. Dans un contexte réel, il existe inévitablement des effets indésirables, aléatoires et déterministes qui peuvent dégrader les performances d'estimation. Leurs influences ne peuvent pas être considérées comme un bruit aléatoire puisqu'elles dépendent souvent de l'architecture du système de localisation et des positions des sources. Cette partie présente la base physique des effets indésirables existant dans un système de localisation de sources.

Tout d'abord, les imperfections sont classées en deux groupes selon leur influence sur la modélisation. Pour le premier groupe, il s'agit des effets résultant des erreurs qui ne dépendent pas des positions des sources, dites erreurs globales. Les effets du deuxième groupe entraînent des erreurs dépendantes des positions des sources, dites erreurs locales. Ces imperfections sont ensuite présentées à partir de leurs origines. Cette introduction permet de prendre en compte leurs influences dans le modèle des observations.

5.2.1 Erreurs globales

Cette section introduit les imperfections de composants électroniques dans un système de localisation. Elles entraînent des erreurs globales dans les observations [66]. Deux principaux effets indésirables sont présentés : la désynchronisation des capteurs et le couplage mutuel du réseau de capteurs.

5.2.1.1 Désynchronisation

La synchronisation des capteurs implique que les capteurs fonctionnent simultanément pour les enregistrements des signaux reçus. C'est une condition très importante

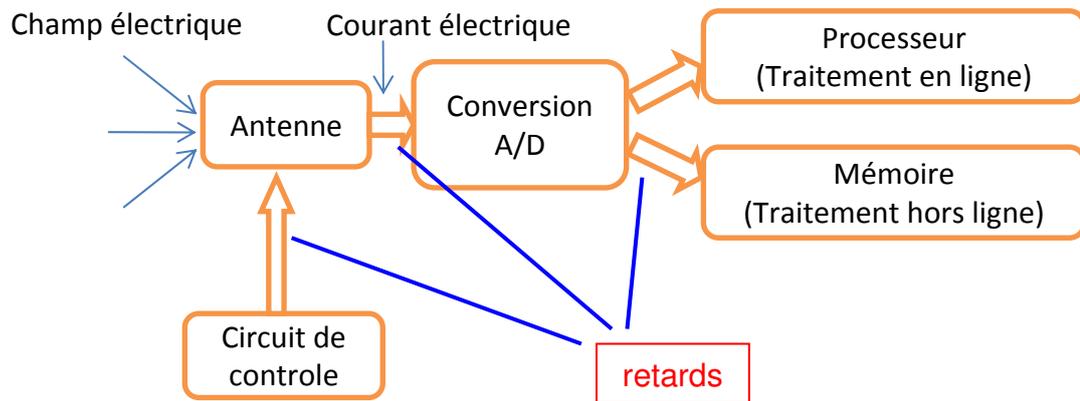


FIG. 5.1 – Transmission du signal dans un système de localisation

pour la localisation de sources. Dans la bande des hautes fréquences, un très faible retard temporel peut entraîner une variation considérable dans les observations, ce qui peut complètement détruire les propriétés exploitées dans le modèle des signaux reçus.

La synchronisation est l'une des problématiques les plus difficiles à surmonter, particulièrement dans un système analogique, dans lequel les transmissions des signaux entraînent des retards temporels significatifs. Par exemple, le chargement d'une capacité produit un retard temporel dépendant de sa capacitance et de la résistance du circuit. Ces retards élevés augmentent l'incertitude de la synchronisation des capteurs.

Aujourd'hui, les avancées technologiques, particulièrement les développements dans le domaine des circuits intégrés, permettent de réduire le retard dû à la transmission du signal. Le retard de groupe d'un circuit intégré récent est réduit jusqu'à quelques nanosecondes [80]. Ceci permet aussi de limiter l'incertitude de la synchronisation des capteurs.

5.2.1.2 Couplage mutuel

Le phénomène de couplage mutuel est parfois un effet désirable. Par exemple, il est utilisé dans le transformateur électrique. Cependant, dans la localisation de sources, le couplage mutuel des capteurs peut apporter une transmission d'énergie inter-capteurs, ce qui amène des difficultés à la détermination des déphasages

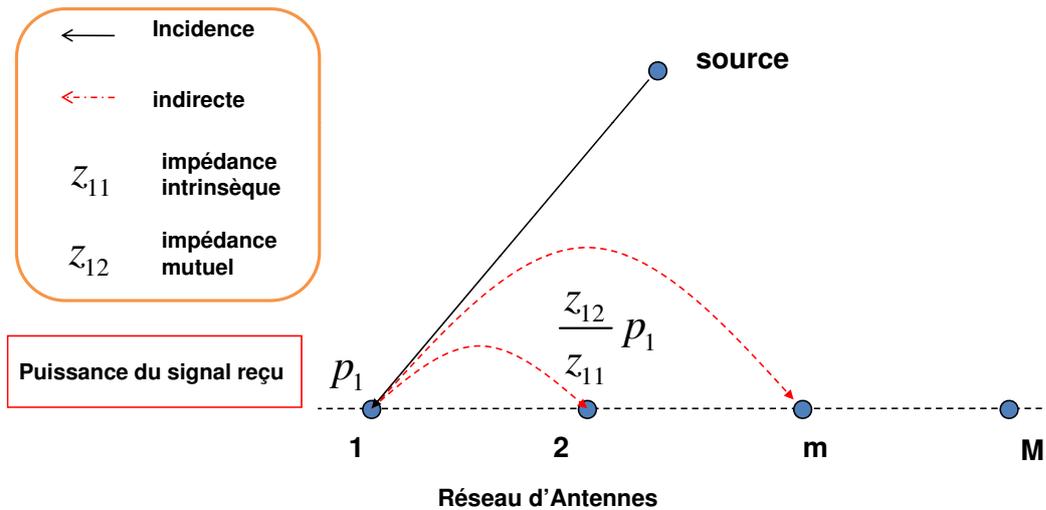


FIG. 5.2 – Couplage mutuel dans un réseau de capteurs

inter-capteurs. L'influence du couplage mutuel dans un réseau d'antennes réside dans la production d'un bruit additif et cohérent du signal utile [66].

L'intensité du couplage mutuel peut être caractérisée par l'impédance intrinsèque et l'impédance mutuelle [39]. En effet, le couplage vient du fait que le courant électrique dans une antenne produit un rayonnement sur les antennes voisines. L'intensité du rayonnement dépend de la densité électrique et aussi de la distance entre les antennes. Sous les hypothèses de capteurs omni-directionnels et de l'amplitude unitaire du signal reçu, l'erreur entraînée par le couplage est indépendante des positions des sources.

5.2.2 Erreurs locales

Cette section présente les imperfections qui entraînent des erreurs dépendantes des positions des sources. Elles sont associées à la propagation de l'onde électromagnétique.

5.2.2.1 Amplitude du signal

Une hypothèse définie dans la modélisation des observations au chapitre 2, est l'invariance des amplitudes des signaux reçus pour l'ensemble des capteurs. En pratique,

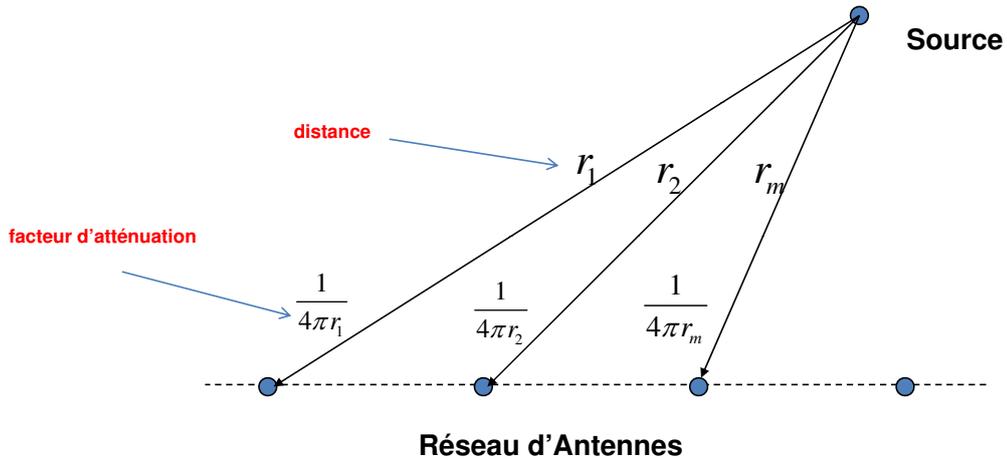


FIG. 5.3 – Atténuation due au canal de propagation

cette hypothèse n'est pas toujours valable. Les atténuations des signaux proviennent de deux origines : des canaux de transmission et des sources.

A l'aide de la fonction de Green, nous pouvons montrer que l'atténuation due aux canaux de transmission, est proportionnelle à la distance de propagation (la distance entre la source et le capteur). Par conséquent, l'erreur entraînée par cette atténuation aux observations est fonction des positions des sources.

La deuxième origine de la variation de l'amplitude du signal vient de l'approximation liée à la bande fréquentielle du signal. Dans le cas idéal, nous supposons que les signaux reçus sont à bande étroite¹, ce qui implique que les signaux en bande de base possèdent la même amplitude. Mathématiquement, cette condition peut s'exprimer sous la forme :

$$s(t - \tau_1) \simeq s(t - \tau_2) \simeq \dots \simeq s(t - \tau_M) \quad (5.1)$$

où $\tau_m \mid_{m \in \{1, 2, \dots, M\}}$ représente le retard temporel dû à la propagation de la source au m -ième capteur.

En pratique, les différences entre les amplitudes des signaux des capteurs existent toujours. Afin d'augmenter la précision d'estimation, les erreurs créées par ces effets sont considérées dans ce travail.

¹Pour un signal à large bande, la bande de fréquence est divisée en plusieurs tranches. La composante de chaque tranche peut être considérée comme un signal à bande étroite.

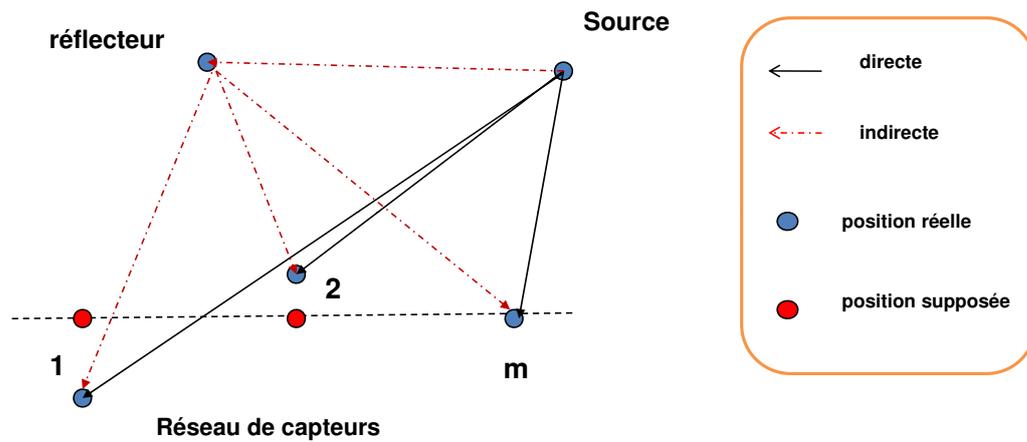


FIG. 5.4 – Imperfections dans un réseau de capteurs : propagation par trajets multiples et incertitude des positions des capteurs

Sachant que le retard est fonction de la distance de propagation, cette erreur dépend aussi des positions des sources.

5.2.2.2 Propagation par trajets multiples [43]

En traitement d'antennes, la propagation par trajets multiples est inévitable. Par exemple, dans la localisation des *radio-étiquettes*, introduite au chapitre 1, il existe beaucoup de trajets multiples dans la propagation *indoor*. La propagation par trajets multiples est un phénomène qui apparaît lorsqu'un signal radio se propage par plusieurs chemins et est reçu sur une antenne. Les causes des trajets multiples sont la réflexion sur l'ionosphère, la réfraction et la diffraction par les obstacles naturels ou des bâtiments.

Les signaux transmis par trajets multiples sont corrélés à ceux transmis par trajets directs. Ils peuvent dégrader la précision de localisation d'une manière considérable, particulièrement dans le contexte de champ proche pour lequel les distances entre les objets sont faible.

D'un point de vue mathématique, la propagation par trajets multiples peut être modélisée par une réponse impulsionnelle qui comprend atténuation, retard du signal, et altération de la phase pour toutes les composantes fréquentielles du signal.

Effets	Influence	Type
couplage	bruit cohérent additionné aux capteurs adjacents	globale
atténuation	bruit à l'amplitude du signal	locale
trajets multiples	bruit cohérent additionné	locale
positions des capteurs	bruit à l'amplitude et au phase du signal	locale

TAB. 5.1 – Imperfections d'un réseau de capteurs dans un contexte réel

5.2.2.3 Incertitude des positions des capteurs

L'incertitude des positions des capteurs peut provenir de deux origines. Premièrement, dans un système réel, tous types de vibrations (comme le vent, le son, etc.) peuvent apporter des déplacements de capteurs. Ce type d'erreurs sont souvent aléatoires. Elles peuvent être donc considérées comme un bruit additif. Deuxièmement, l'information imprécise des positions des capteurs peut se produire lors de la fabrication.

Pour les radio-communications, la longueur d'onde est faible. En conséquence, l'information imprécise des positions des capteurs peut entraîner des changements importants dans les observations. De plus, les positions des capteurs sont associées à la distance de propagation. Ce type d'imperfections apporte des erreurs dépendantes des positions des sources.

5.2.3 Conclusion

Nous avons introduit dans cette partie les principaux effets indésirables existant dans le contexte réel. Un résumé de ces imperfections est présenté sur le tableau (5.1). La compréhension de ces effets permet de les modéliser afin d'améliorer les performances des techniques de localisation de sources dans un contexte de l'application réelle.

5.3 Modèle des observations dans un contexte réel

Rappelons que le vecteur des observations dans le contexte idéal s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(r_k, \theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) \quad (5.2)$$

Effets	Modifications au vecteur de transfert
couplage	$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{\Omega} \mathbf{a}(r, \theta)$
atténuation	$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{\Psi}(r, \theta) \mathbf{a}(r, \theta)$
trajets multiples	$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{a}(r, \theta) + \sum_{i=1}^I \mathbf{\Phi}_i(r, \theta) \mathbf{a}_i(r, \theta)$
positions des capteurs	$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{\Xi}(r, \theta) \mathbf{a}(r, \theta)$

Notations :

- $\mathbf{a}(r, \theta)$: vecteur de transfert dans le cas idéal de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$: vecteur de transfert modifié en considérant les imperfections, de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{\Omega}$: matrice des erreurs associées au couplage mutuel, de dimension (M, M) ;
- $\mathbf{\Psi}(r, \theta)$: matrice diagonale des erreurs associées aux atténuations des signaux, de dimension (M, M) ;
- $\mathbf{a}_i(r, \theta)$: vecteur de transfert du i -ième chemin indirecte, de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{\Phi}_i(r, \theta)$: matrice diagonale des atténuations des signaux du i -ième chemin indirecte, de dimension (M, M) ;
- I : nombre de chemins indirectes ;
- $\mathbf{\Xi}(r, \theta)$: matrice diagonale des erreurs associées à l'incertitude des positions des capteurs, de dimension (M, M) .

TAB. 5.2 – Modélisation des imperfections

avec le vecteur de transfert :

$$\mathbf{a}(r_k, \theta_k) = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ e^{j \frac{2\pi f}{c_0} (\sqrt{r_k^2 + (M-1)^2 d^2} - 2r_k(M-1)d \cos \theta_k - r_k)} \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Dans un contexte réel, les observations ne vérifient plus le modèle général décrit par les équations (5.2) et (5.3). L'environnement réel nécessite de prendre en compte les imperfections dans le modèle. A partir des analyses présentées dans la section précédente et des études bibliographiques [49, 56, 66, 67], nous présentons les modélisations des influences des imperfections dans le tableau (5.2).

En combinant toutes les modifications, nous pouvons écrire le vecteur de transfert

dans le contexte réel sous la forme :

$$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{\Omega}\mathbf{\Psi}(r, \theta) \mathbf{\Xi}(r, \theta) \left[\mathbf{a}(r, \theta) + \sum_{i=1}^I \mathbf{\Phi}_i(r, \theta) \mathbf{a}_i(r, \theta) \right] \quad (5.4)$$

Cette équation peut être généralisée et simplifiée en utilisant l'équation suivante :

$$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{Q}(r, \theta) \mathbf{a}(r, \theta) \quad (5.5)$$

où $\mathbf{Q}(r, \theta)$ est une matrice de dimension (M, M) .

Notons que la matrice de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ peut décrire toutes les erreurs (globales et locales) associées aux effets indésirables.

Par conséquent, le vecteur des observations dans le contexte réel s'écrit :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}_{mod}(r_k, \theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{Q}(r_k, \theta_k) \mathbf{a}(r_k, \theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) \quad (5.6)$$

De même, la matrice de covariance des observations est modifiée et donnée par :

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)] = \mathbf{A}_{mod} \mathbf{R}_s \mathbf{A}_{mod}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (5.7)$$

où $\mathbf{A}_{mod} = [\mathbf{a}_{mod}(r_1, \theta_1), \dots, \mathbf{a}_{mod}(r_K, \theta_K)]$ est de dimension de (M, K) .

Afin d'estimer précisément les positions des sources à partir des observations, nous devons effectuer la calibration des réponses des capteurs dans la zone de recherche.

5.4 Techniques de calibration

L'influence des imperfections dégrade considérablement les performances des techniques de localisation de sources. Afin d'améliorer ces performances, il est nécessaire de prendre en compte l'influence des imperfections dans le modèle. Ceci est réalisé souvent par un processus de calibration. La connaissance *a priori* des réponses des capteurs est obtenue à l'aide de mesure dans la zone de recherche. Principalement, il

existe deux types de technique de calibration : la calibration globale et la calibration locale.

5.4.1 Calibration globale

Les techniques de calibration globale utilisent une transformation permettant de décrire la relation entre le vecteur de transfert dans un contexte réel $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ et celui dans le contexte idéal $\mathbf{a}(r, \theta)$. Cette transformation est supposée indépendante des positions des sources [22, 56]. Sous cette hypothèse, le vecteur de transfert s'écrit donc sous la forme :

$$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{G}\mathbf{a}(r, \theta) \quad (5.8)$$

où \mathbf{G} représente la matrice de correction globale (indépendante de (r, θ)) et $\mathbf{a}(r, \theta)$ est le vecteur de transfert dans le cas idéal (décrit par les équations (2.6) et (2.7)).

Afin de minimiser les erreurs apportées par la matrice \mathbf{G} à la localisation de sources, la matrice \mathbf{G} doit être estimée avant d'effectuer les techniques de localisation de sources.

Supposons que $\hat{\mathbf{A}}_{me}$ représente l'ensemble des mesures du vecteur de transfert $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$. La matrice $\hat{\mathbf{A}}_{me}$ est de dimension (M, L_m) avec L_m le nombre de mesures effectuées. $\hat{\mathbf{A}}_{me}$ peut s'écrire sous la forme :

$$\hat{\mathbf{A}}_{me} = [\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r_{me,1}, \theta_{me,1}), \dots, \hat{\mathbf{a}}_{mod}(r_{me,L_m}, \theta_{me,L_m})] \quad (5.9)$$

où $\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r_{me,i}, \theta_{me,i})$ représente l'estimée du vecteur de transfert obtenue par des mesures au point $(r_{me,i}, \theta_{me,i})$.

La matrice \mathbf{G} est alors estimée par :

$$\hat{\mathbf{G}} = \arg \min_{\mathbf{G}} \left\| \hat{\mathbf{A}}_{me} - \mathbf{G}\mathbf{A}_e \right\| \quad (5.10)$$

avec la matrice de transfert (dans le cas idéal) relative aux points de mesure $\mathbf{A}_e = [\mathbf{a}(r_{me,1}, \theta_{me,1}), \dots, \mathbf{a}(r_{me,L_m}, \theta_{me,L_m})]$.

Pour résoudre l'optimisation (5.10), le nombre de mesures L_m doit être supérieur au nombre de capteurs M . La solution de cette optimisation s'écrit sous la forme suivante :

$$\hat{\mathbf{G}} = \hat{\mathbf{A}}_{me} \mathbf{A}_e^H (\mathbf{A}_e \mathbf{A}_e^H)^{-1} \quad (5.11)$$

L'estimée de la matrice de correction $\hat{\mathbf{G}}$ permet donc d'associer le vecteur de transfert dans le cas idéal à celui du cas réel. Ces techniques permettent d'éliminer partiellement l'influence des imperfections que nous avons présentées dans la section 5.2. Cependant, cette influence dépend des positions des sources à cause de la présence des erreurs locales. La matrice \mathbf{G} ne peut pas décrire toutes les imperfections existantes.

5.4.2 Calibration locale

Comme pour la calibration globale, les techniques de calibration locale sont aussi basées sur la relation entre le vecteur de transfert dans un contexte réel $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ et celui dans le contexte idéal $\mathbf{a}(r, \theta)$. Cette relation est supposée dépendante des positions des sources. Afin de prendre en compte les erreurs locales des imperfections, ces techniques utilisent plusieurs matrices de transformation pour décrire cette relation. A partir de l'équation (5.5), nous pouvons la décrire par les matrices $\mathbf{Q}(r, \theta)$ où (r, θ) est la position de source.

La matrice de correction relative au point (r, θ) est optimisée de la manière suivante :

$$\hat{\mathbf{Q}}(r, \theta) = \arg \min_{\mathbf{Q}(r, \theta)} \|\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r, \theta) - \mathbf{Q}(r, \theta) \mathbf{a}(r, \theta)\| \quad (5.12)$$

où $\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r, \theta)$ représente l'estimée de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ par les mesures. Cette optimisation n'a pas de solution unique. Afin d'estimer la matrice de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$, nous supposons que cette matrice est diagonale. Notons que cette hypothèse est équivalente à négliger le couplage mutuel.

Sous cette hypothèse, la solution de l'optimisation est donnée par [49] :

$$q(r, \theta, m) = \frac{\hat{a}_{mod}(r, \theta, m)}{a(r, \theta, m)} \quad (5.13)$$

où $q(r, \theta, m)$ représente le m -ième élément diagonal de la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ tandis que $\hat{a}_{mod}(r, \theta, m)$ et $a(r, \theta, m)$ représentent les m -ième éléments des vecteurs $\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r, \theta)$ et $\mathbf{a}(r, \theta)$ respectivement.

Une fois que la matrice de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ est estimée pour la position (r, θ) , elle est supposée invariante dans la sous-zone au voisinage de cette position (r, θ) . Ensuite, le vecteur de transfert modifié $\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r, \theta)$ est calculé à partir de la relation (5.13) pour toute position de cette zone.

La calibration locale permet de corriger les erreurs locales dans le modèle des observations qui existent dans un contexte réel. Cependant, elle exige un nombre très élevé de mesures dans l'espace de recherche sur le plan (r, θ) . Ceci est parfois une mission impossible, particulièrement si nous avons besoin d'une estimation à haute résolution.

5.5 Technique d'interpolation

L'idée de la technique d'interpolation vient principalement des travaux [41, 49], dans lesquels une méthode efficace de calibration locale est proposée pour le cas où les sources se situent en champ lointain. Le principe de cette méthode réside dans l'interpolation mathématique des données de mesure. Dans [41, 49], les données interpolées sont obtenues à l'aide d'une optimisation basée sur les moindres carrés. Son avantage réside dans la réduction du nombre de mesures nécessaires, ce qui permet d'améliorer l'efficacité de calibration.

Dans ce paragraphe, nous présentons une solution proposée pour la calibration locale dans le cas de sources en champ proche. Sachant que cette calibration est effectuée en double dimension (distance et angle), les positions à calibrer sont beaucoup plus nombreuses que celles du contexte de champ lointain. Afin de réduire la complexité de calcul, la méthode d'interpolation par les splines est utilisée au lieu de l'optimisation des moindres carrés. Le couplage mutuel est considéré négligeable dans cette section pour la même raison que celle évoquée dans la calibration locale.

5.5.1 Analyse du modèle

La calibration locale est équivalente à l'estimation de la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ pour l'ensemble des positions à balayer. Cette propriété est indiquée dans l'équation (5.5).

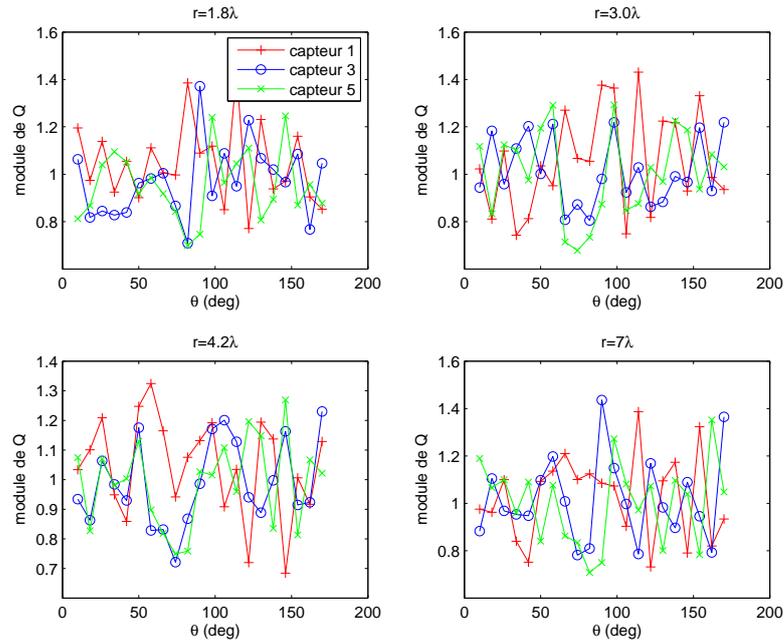


FIG. 5.5 – Variation du module des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ en fonction de l'angle pour les distances 1.8λ , 3λ , 4.2λ et 7λ .

Dans ce paragraphe, nous présentons une analyse de la variation des éléments de cette matrice en fonction de ses paramètres dans un environnement réel. Cette analyse permet de mettre en évidence l'algorithme d'interpolation que nous présentons dans le paragraphe suivant.

Cette analyse est effectuée à l'aide d'une simulation. Nous considérons un problème de localisation avec un réseau de 5 capteurs. A partir de la modélisation présentée à la section précédente, nous pouvons simplifier le vecteur de transfert sous la forme suivante [43, 66]

$$\mathbf{a}_{mod}(r, \theta) = \mathbf{\Psi}(r, \theta) \mathbf{\Xi}(r, \theta) \left[\mathbf{a}(r, \theta) + \sum_{i=1}^I \mathbf{\Phi}_i(r, \theta) \mathbf{a}_i(r, \theta) \right] \quad (5.14)$$

Dans cette simulation, deux réflecteurs sont considérés. Leurs positions sont $(50^\circ, 5.5\lambda)$ et $(100^\circ, 4.2\lambda)$. Leurs coefficients de réflexion sont $0.15 + 0.2j$ et $0.2 - 0.1j$ respectivement.

Afin d'étudier la variation des éléments de la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ d'une manière plus générale, le produit $\mathbf{\Psi}(r, \theta) \mathbf{\Xi}(r, \theta)$ est simulé par une matrice diagonale dont les éléments sont des nombres complexes indépendants. Pour chaque nombre complexe

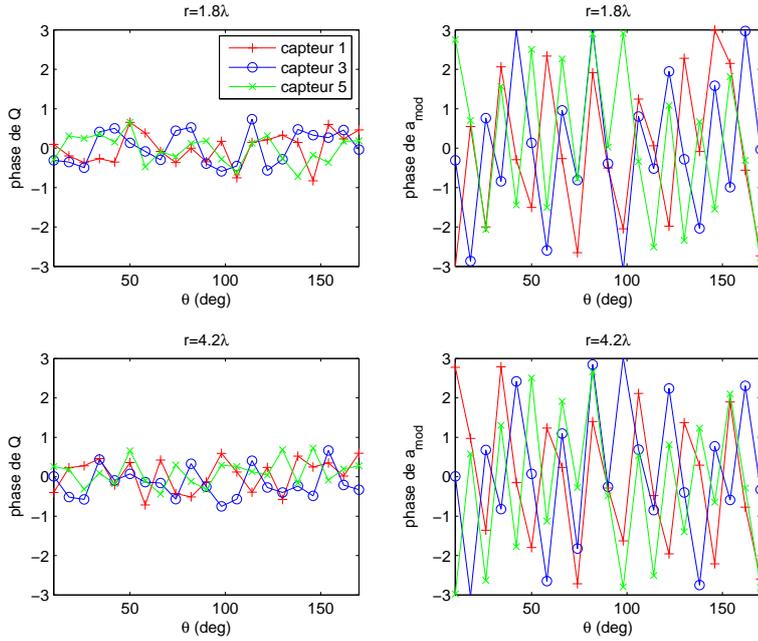


FIG. 5.6 – Variation de la phase des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ (à gauche) et de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ (à droite) en fonction de l'angle pour les distances 1.8λ et 4.2λ .

dans cette matrice $\rho e^{i\varphi}$, le module ρ est distribué selon une loi uniforme dans l'intervalle de $[0.8, 1.2]$ et la phase φ est distribuée selon une loi uniforme dans l'intervalle de $[-0.2\pi, 0.2\pi]$.

Sur la figure (5.5), nous montrons la variation de module des éléments diagonaux de la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$. Notons que le module de $q(r, \theta, m)$ (m -ième élément diagonal de $\mathbf{Q}(r, \theta)$) est le même que $\hat{a}_{mod}(r, \theta, m)$ (m -ième élément de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$).

La variation des phase des éléments (pour la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ et pour le vecteur $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$) est montrée sur les figures (5.6) et (5.7).

Nous observons deux points intéressants dans ces résultats :

1. Les modules des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ varient toujours au voisinage de 1.
2. Les phases des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ varient toujours au voisinage de 0.

De plus, la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ a une variation beaucoup plus faible que le vecteur $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$. Les résultats ne sont pas surprenants. Dans le cas réel, la plus importante contribution au vecteur $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ vient du vecteur de transfert relatif aux trajets directs.

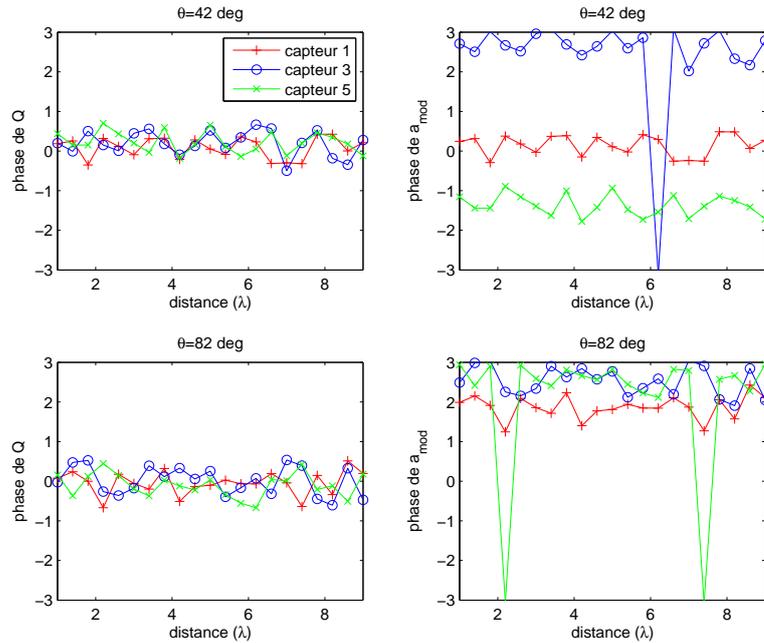


FIG. 5.7 – Variation de la phase des éléments de $\mathbf{Q}(r, \theta)$ (à gauche) et de $\mathbf{a}_{mod}(r, \theta)$ (à droite) en fonction des distances pour les angles 42° et 82° .

En pratique, la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ a une variation lisse versus la position (r, θ) , grâce à la continuité et la dérivabilité de la fonction de Green. Cette propriété permet d'estimer cette matrice pour l'ensemble des positions dans cette zone de recherche à partir d'un processus d'interpolation. De plus, l'erreur d'interpolation dans ce processus est faible à cause de la petite variation de $\mathbf{Q}(r, \theta)$.

5.5.2 Interpolation

La faible variation de la matrice de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ permet d'appliquer un algorithme d'interpolation pour obtenir des données de calibration intermédiaires [30]. Dans ce paragraphe, nous présentons un algorithme d'interpolation basé sur les splines [16]. (Annexe A)

Cet algorithme est décomposé en 4 étapes :

1. Choisir les positions à mesurer dans la zone de recherche. Estimer les vecteurs de transfert relatifs aux points choisis $\hat{\mathbf{a}}_{mod}(r, \theta)$ par des mesures. Dans cette étape, $J \times L$ positions sont calibrées par des mesures. L'ensemble de ces

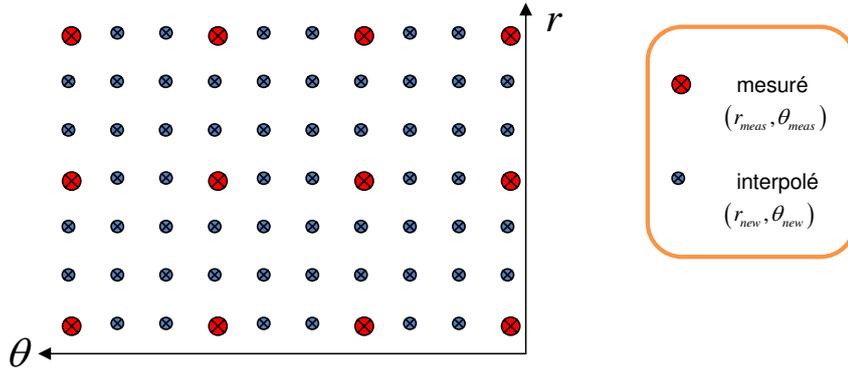


FIG. 5.8 – Interpolation des données de mesure

positions est représenté par :

$$\{(r, \theta) \mid r \in \{r_{meas_1}, \dots, r_{meas_L}\} \text{ et } \theta \in \{\theta_{meas_1}, \dots, \theta_{meas_J}\}\} \quad (5.15)$$

2. Estimer les matrices de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ relatives aux positions calibrées à l'étape 1 (en utilisant les équations (5.13) et (5.3)) .
3. Choisir l'ensemble des positions à calibrer. Posons que cet ensemble est :

$$\{(r, \theta) \mid r \in \{r_{new_1}, \dots, r_{new_O}\} \text{ et } \theta \in \{\theta_{new_1}, \dots, \theta_{new_P}\}\} \quad (5.16)$$

où $O = \alpha(L - 1) + 1$ et $P = \beta(J - 1) + 1$. α et β sont deux entiers ($\alpha > 1$ et $\beta > 1$) qui indiquent la densité de l'interpolation. L'algorithme d'interpolation nécessite que les deux ensembles soient dans le même intervalle, i.e. $\theta_{meas_1} = \theta_{new_1}$, $\theta_{meas_J} = \theta_{new_P}$, $r_{meas_1} = r_{new_1}$ et $r_{meas_L} = r_{new_O}$.

4. Calculer les matrices de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ relatives aux positions choisies à l'étape 3 en utilisant les fonctions de splines.

Cet algorithme est illustré sur la figure (5.8). En utilisant l'interpolation, le nombre de mesures nécessaires est réduit par rapport à la calibration locale par mesures simples, ce qui montre l'efficacité de cette technique.

Cependant, l'interpolation apporte du bruit aux données *calibrées*. Elle dégrade la précision en localisation de sources qu'il convient de quantifier.

5.6 Résultats de simulation

Les simulations présentées dans cette section ont pour objet de montrer l'influence des imperfections sur la localisation de sources ainsi que les performances des techniques de calibration proposées dans ce chapitre. Les données des simulations vérifient les hypothèses définies au chapitre 2. Les signaux reçus sont simulés à partir du modèle des observations défini par l'équation (5.4).

Un réseau linéaire de 5 capteurs est considéré (Figure 2.1, section 2.2). La distance inter-capteurs est de $\lambda/4$. Les imperfections suivantes sont prises en compte dans les signaux reçus :

- Propagation par trajets multiples : deux réflecteurs sont considérés avec les coefficients de réflexion $0.15 + 0.2j$ et $0.2 - 0.1j$. Leurs positions sont $(5.5\lambda, 50^\circ)$ et $(5.2\lambda, 100^\circ)$ respectivement. L'influence est calculée à partir de la fonction de Green.
- Les atténuations dues aux canaux de propagation sont calculées à partir de la fonction de Green. L'incertitude des positions des capteurs est supposée aléatoire. Les amplitudes des erreurs des positions sont distribuées selon une loi uniforme dans l'intervalle $[-0.1\lambda, 0.1\lambda]$. Les angles des erreurs des positions sont distribués uniformément dans l'intervalle $[-\pi, \pi]$.

Les autres paramètres de simulation sont choisis selon le contexte de simulation. L'estimateur basé sur la méthode MUSIC-2D est utilisé pour la localisation de sources. Notons que cet estimateur est asymptotiquement non-biaisé. Nous pouvons donc utiliser les estimées de localisation pour évaluer l'influence des imperfections et les performances des techniques de calibration. Dans les simulations, la RMSE des estimées est calculée afin de montrer les performances de calibration.

5.6.1 Performances en fonction des positions de sources

Comme nous avons montré dans la section 5.5, la variance de la matrice de correction $\mathbf{Q}(r, \theta)$ dépend de la position de source (r, θ) . Par conséquent, les performances des techniques sont fonctions des positions des sources. La simulation présentée dans cette section a pour objet de montrer la dépendance des techniques en positions de sources.

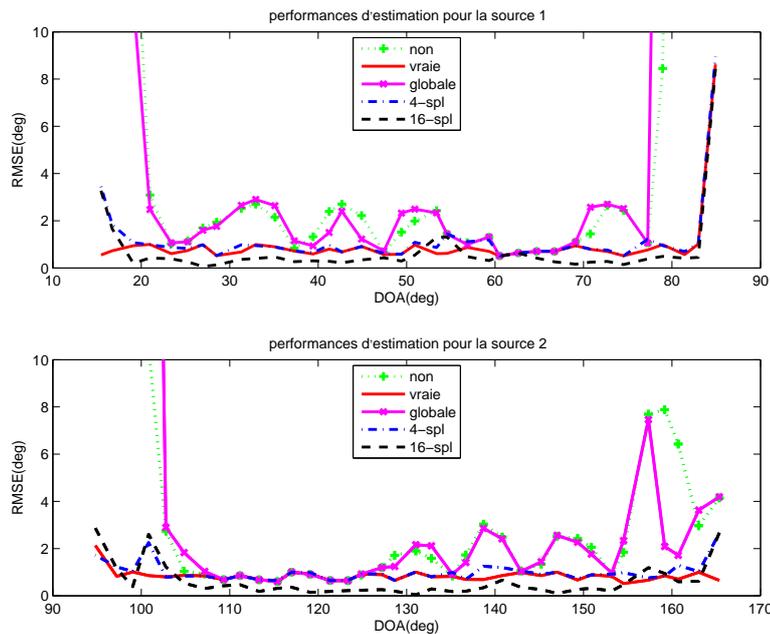


FIG. 5.9 – Performances en fonction de la position des sources

Deux sources sont considérées dans cette simulation. Les distances de sources sont fixées à 3.2λ . La DOA de la source 1 varie de 15° à 85° tandis que la DOA de la deuxième source varie de 165° à 95° . Pour chaque paire de DOA, nous effectuons 200 itérations indépendantes. Le SNR est de 10dB et le nombre de snapshots est de 1000.

Dans cette simulation, nous comparons les résultats obtenus selon 5 techniques de calibration énumérées ci-dessous :

1. Non-calibration : les réponses d'antennes sont obtenues sans un processus de calibration. Le vecteur de transfert est calculé directement à partir de l'équation (2.6).
2. Vraie-calibration : 81 mesures sont effectuées tous les 2° entre 10° et 170° .
3. Calibration globale : 21 mesures sont effectuées tous les 8° entre 10° et 170° . La matrice de correction globale est calculée à partir des données de ces 21 mesures.
4. 4-spline-interpolation : 21 mesures sont effectuées tous les 8° entre 10° et 170° . En interpolant les données mesurées par la méthode proposée, 81 positions sont calibrées pour l'estimation (tous les 2°).

	Moyennes des RMSEs dans des différents secteurs			
	25°-70°	70°-85°	95°-110°	110°-155°
Non	1.58	large	large	1.43
Vraie	0.74	1.88	1.00	0.80
Globale	1.54	large	large	1.43
4-spline	0.84	2.01	1.17	0.88
16-spline	0.41	1.51	1.18	0.27

TAB. 5.3 – Comparaison en termes de RMSE

5. 16-spline-interpolation : 21 mesures sont effectuées tous les 8° entre 10° et 170°. En interpolant les données mesurées par la méthode proposée, 321 positions sont calibrées pour l'estimation (tous les 0.5°).

Les RMSEs des estimées à partir des 5 types de calibration sont montrées sur la figure (5.9). Afin de comparer ces résultats d'une manière plus quantitative, nous présentons dans le tableau (5.3) les erreurs moyennes pour les différents secteurs des positions. Ces valeurs sont obtenues en moyennant les RMSEs des estimées des différents angles du secteur.

Nous observons trois points intéressants :

- Les estimées à partir des données sans calibration et celles obtenues par la calibration globale sont largement biaisées ;
- Les résultats de Vraie-calibration et de 4-spline-interpolation coïncident approximativement. Cela vient du fait que les deux types de calibration possèdent la même densité (81 points).
- L'approche de calibration 16-spline-interpolation présente les meilleurs performances. La supériorité de cette approche vient principalement de la densité de calibration (321 points).

A partir des résultats de cette simulation, nous pouvons conclure que l'approche de calibration locale par l'interpolation présente de bonnes performances.

5.6.2 Performances en fonction du bruit de calibration

Sachant que les données de calibration sont obtenues à partir des mesures, la présence de bruit dans les données est inévitable. La simulation présentée dans ce paragraphe

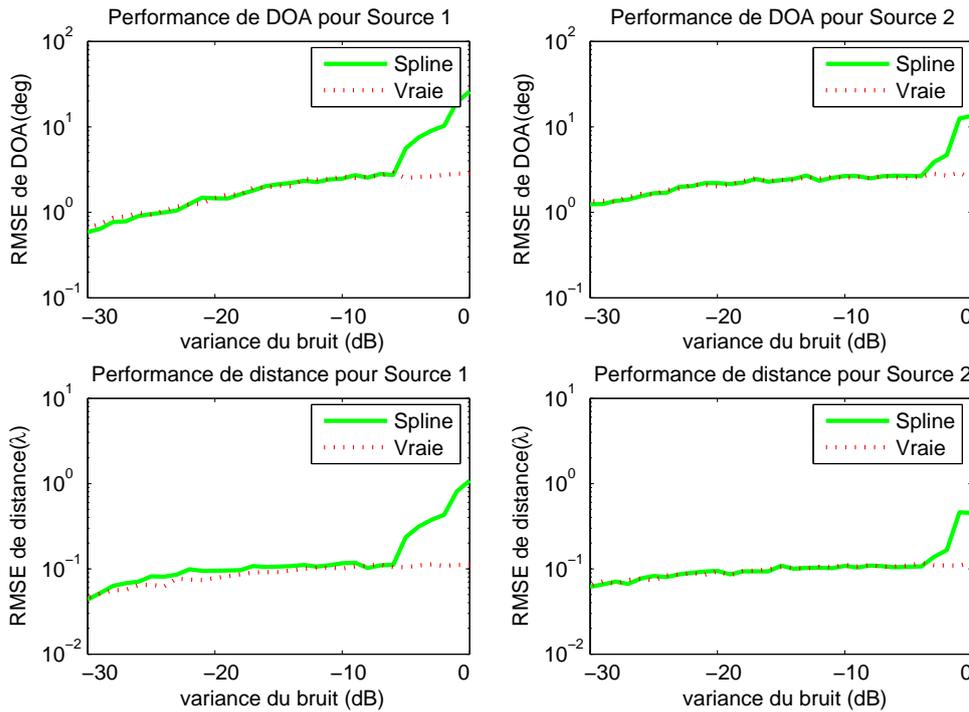


FIG. 5.10 – Performances en fonction de la puissance du bruit de calibration

a pour objet de montrer les performances des techniques de calibration en fonction de la variance du bruit de calibration.

Dans cette simulation, les positions de sources sont fixées aux points $(70.1^\circ, 2.98\lambda)$ et $(109.92^\circ, 4.11\lambda)$. Le SNR des signaux reçus est de 10dB et le nombre de snapshots est de 1000. Le bruit de calibration est supposé blanc et gaussien. Sa puissance varie de -30dB à 0dB². 200 itérations indépendantes sont effectuées pour chaque variance du bruit de calibration.

Nous comparons deux types de calibration dans cette simulation :

1. Vraie-calibration : 81×81 mesures sont effectuées tous les 2° entre 10° et 170° et 0.05λ entre 1λ et 5λ .
2. Spline-interpolation : 21×21 mesures sont effectuées tous les 8° entre 10° et 170° et 0.2λ entre 1λ et 5λ . En interpolant les données de mesure, nous calibrons finalement 81×81 points (tous les 2° entre 10° et 170° et 0.05λ entre 1λ et 5λ).

²Dans ce document, la puissance du signal de source est supposée unitaire (0dB).

Les résultats de cette simulation sont montrés sur la figure (5.10). Nous observons que les résultats de ces deux types de technique de calibration coïncident approximativement pour le cas où le bruit de calibration n'est pas important (-30dB à -5dB). Cependant, lorsque la variance du bruit de calibration est élevée (supérieure à -5dB), le biais d'estimation associé à la technique d'interpolation devient très important. Dans ce cas, la variance de la matrice $\mathbf{Q}(r, \theta)$ n'est plus lisse à cause de la présence d'un bruit aléatoire et de puissance élevée. L'erreur d'interpolation est alors très importante.

En conclusion, la technique d'interpolation présente de bonnes performances en calibration. Mais cette technique ne peut pas être utilisée lorsqu'un bruit important est présent aux données de calibration.

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les techniques pour la mise en oeuvre de la localisation de sources dans un contexte réel. Un résumé des imperfections existantes dans un réseau de capteurs a été premièrement exposé, à partir duquel nous avons modélisé mathématiquement l'influence des effets indésirables sur le vecteur de transfert. Selon leur influence, les imperfections ont été classées en deux groupes. Le premier groupe comprend la synchronisation inter-capteurs et le couplage mutuel. Leur influence amène une erreur globale sur les observations. Le deuxième groupe contient l'erreur de l'amplitude du signal, la propagation par trajets multiples et ainsi que l'incertitude des positions des capteurs. Une contribution dépendante de la position de source est prise en compte dans leur modélisation.

Les techniques de calibration permet d'améliorer la précision d'estimation en présence des imperfections. La technique de calibration globale a été premièrement présentée. Tout effet indésirable est supposé indépendant de la position de source dans cette technique. Afin de compenser les erreurs locales apportées par des imperfections, une technique de calibration locale a été ensuite présentée. Cependant, cette technique nécessite un nombre de mesures très élevé.

La technique de calibration par l'interpolation a été ensuite proposée. Cette technique est basée sur l'interpolation des données de mesure. Elle permet de calibrer le

réseau de capteurs à partir d'un nombre de mesures limité, ce qui est très avantageux en termes d'efficacité de calibration. Les bonnes performances de la technique d'interpolation ont été montrées par simulations.

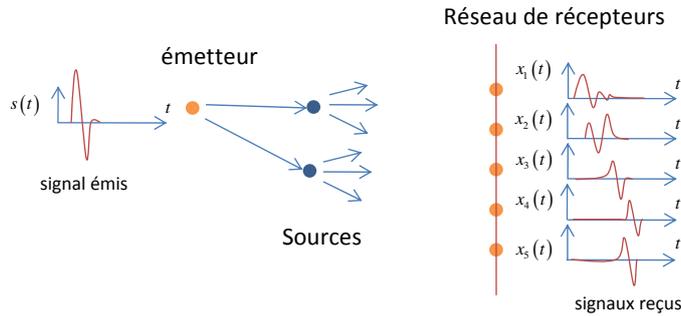
Chapitre 6

Sources Passives

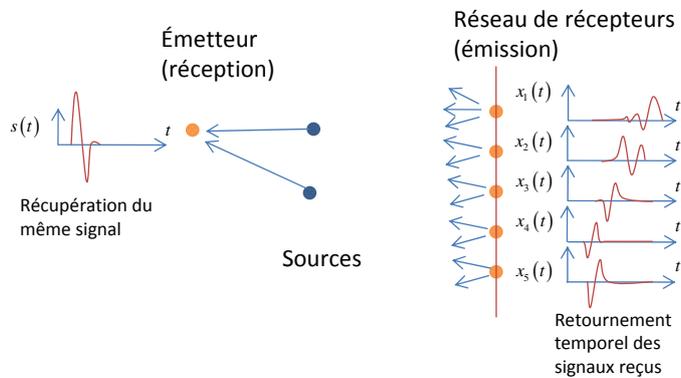
6.1 Introduction

Le thème abordé dans cette partie pourrait paraître différent de celui des 5 premiers chapitres. En effet, dans la plupart des applications des techniques de localisation de sources, les objets à localiser sont des émetteurs (sources actives). Dans cette condition, nous pouvons utiliser uniquement un réseau de capteurs passifs pour la réception des signaux. Cependant, il existe toutefois des situations pouvant nécessiter de considérer l'hypothèse de sources passives (réflecteurs). Par exemple, SUPELEC et l'ONERA se sont intéressés à modéliser la propagation de l'onde électromagnétique dans un milieu forestier. Une partie importante de ce projet était d'étudier des techniques de localisation de troncs [75] où l'hypothèse de sources passives est envisagée. D'ailleurs, la considération de sources passives peut aussi devenir nécessaire dans l'application de la technologie RFID. Bien que cette application semble encore impossible avec les techniques d'aujourd'hui, la croissance rapide du marché de RFID pourrait exiger de nouveaux services dans un délai très court.

La localisation de sources passives est souvent mise en oeuvre en exploitant les propriétés des ondes réfléchies par des sources. Ce chapitre a pour objet de présenter les principales techniques permettant de localiser les sources passives. Deux architectures sont considérées. La première est basée sur le principe du retournement temporel où les estimées sont obtenues en utilisant un seul émetteur. Le seconde schéma utilise le système MIMO (Multiple-Input Multiple-Output). Cette dernière technique permet de traiter simultanément les signaux de plusieurs émetteurs, ce qui entraîne une amélioration de la localisation en termes d'efficacité et de précision.



Etape 1: transmission de l'émetteur aux récepteurs



Etape 2: transmission des récepteurs à l'émetteur

FIG. 6.1 – Principe du retournement temporel

6.2 Technique du retournement temporel

6.2.1 Principe

Le retournement temporel est une technique de focalisation spatiale et temporelle développée au Laboratoire des Ondes Acoustiques (université de Paris 6) par M. Fink dans les années 80. Il a été présenté dans Ultrasonics Symposium initialement en 1989 [18]. Dans [19–21], M. Fink décrit les principes de la technique du retournement temporel utilisée pour focaliser une onde sur une cible dans un milieu hétérogène avec des résultats expérimentaux. Cette technique a vu ses premières applications pour les ondes acoustiques. Ensuite, elle trouve un intérêt dans les applications liées à la propagation électromagnétique [19, 42]. Ce paragraphe présente l'application de cette technique à la localisation de sources passives.

Le retournement temporel est fondé sur la propriété d'invariance de la solution de l'équation de propagation des ondes par l'inversion du temps. Ceci est la conséquence de la réciprocité de l'onde.

Un exemple est montré sur la figure (6.1). Dans le cas idéal, l'utilisation de la technique du retournement temporel se décompose en deux étapes. Premièrement, les signaux d'un émetteur sont transmis au réseau de récepteurs. En utilisant l'inversion temporelle aux signaux reçus, le réseau de récepteurs émet ensuite les signaux temporellement inversés. Finalement, le même signal est récupéré à l'émetteur original.

6.2.2 Application à la localisation de sources passives

Le principe du retournement temporel permet de localiser les sources passives après une adaptation du modèle. Nous considérons le scénario constitué d'un émetteur, d'un réseau de M capteurs et de K sources passives.

Nous pouvons écrire les signaux reçus sous la forme [47] :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{g}(r_k, \theta_k) \alpha_k s(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6.1)$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{g}(r_k, \theta_k) = b(r_k, \theta_k) \mathbf{a}(r_k, \theta_k)$: vecteur de transfert associé à la transmission de l'émetteur aux récepteurs, où $\mathbf{a}(r_k, \theta_k)$ et $b(r_k, \theta_k)$ sont calculés à partir de la fonction de Green.
- $\mathbf{n}(t)$: vecteur du bruit ;
- α_k : coefficient caractéristique de réflexion de la source k .

Supposons que le signal émis est à bande étroite, la transformée de Fourier des observations temporelles comprend alors la composante à une seule fréquence. Elle peut s'écrire sous la forme :

$$\tilde{\mathbf{x}}(f) = \sum_{k=1}^K \mathbf{g}(r_k, \theta_k, f) \alpha_k \tilde{s}(f) + \tilde{\mathbf{n}}(f) \quad (6.2)$$

L'inversion temporelle correspond à une conjugaison dans le domaine fréquentiel. Nous utilisons donc l'opérateur du retournement temporel $\mathbf{g}^H(r, \theta, f)$. La projection sur l'opérateur du retournement temporel donne :

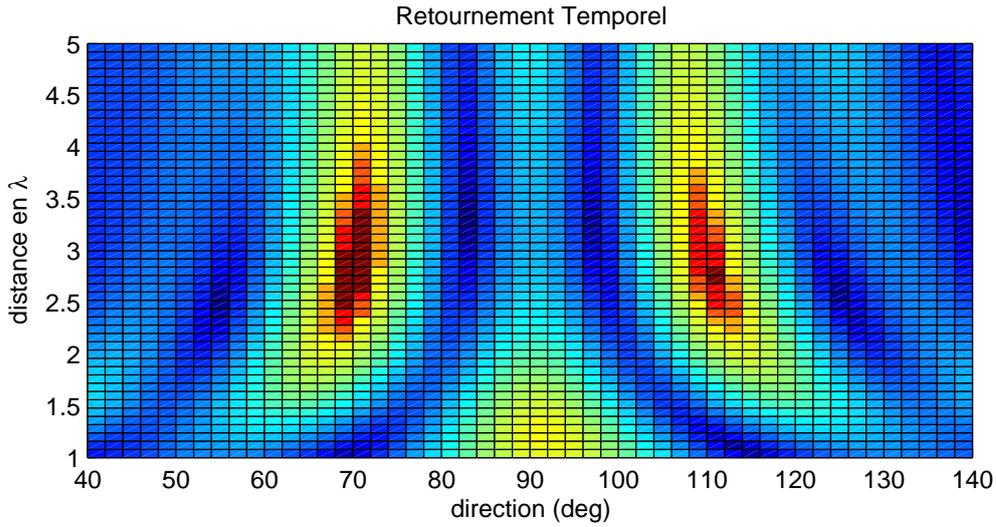


FIG. 6.2 – Localisation de sources passives par la projection de l'opérateur du retournement temporel

$$P(r, \theta, f) = \mathbf{g}^H(r, \theta, f) \tilde{\mathbf{x}}(f) \quad (6.3)$$

Lorsque l'opérateur $\mathbf{g}^H(r, \theta, f)$ correspond à l'inverse temporel du vecteur de transfert $\mathbf{g}(r_k, \theta_k, f)$, nous pouvons récupérer le signal émis, ce qui se traduit par un maximum dans le spectre $P(r, \theta, f)$ au point (r_k, θ_k) . Les positions des sources sont donc estimées en cherchant les maxima du spectre (6.3). En principe, la projection sur l'opérateur du retournement temporel est équivalente à la technique de formation de voies. De même, nous pouvons utiliser les autres projecteurs pour la localisation de sources, comme ceux basés sur les sous-espaces (MUSIC) etc. Une réalisation par l'équation (6.3) est montrée sur la figure (6.2), où les sources se trouvent aux positions $(3.5\lambda, 70^\circ)$ et $(2.5\lambda, 110^\circ)$. Le réseau des récepteurs est composé de 9 capteurs. Cet exemple montre la faisabilité de la technique du retournement temporel à la localisation de sources passives.

6.3 Techniques basées sur le système MIMO

La technique MIMO a été développée en premier lieu pour les télécommunications sans fil. Elle utilise plusieurs antennes à l'émission et plusieurs antennes à la réception. Dans le cadre de la localisation de sources, cette technique permet d'améliorer

les performances des techniques de localisation en traitant les signaux reçus en parallèle. Les hypothèses dans cette section sont définies comme les suivantes [4, 33, 46] :

- les signaux transmis en propagation directe (du réseau de transmission à celui de réception) sont éliminés¹ ;
- les signaux transmis sont synchronisés, à bande étroite et de puissance unitaire ;
- les coefficients caractéristiques de réflexion des cibles sont unitaires et mutuellement indépendants ;
- les atténuations des canaux sont négligeables.

6.3.1 Modèle des observations

Sous les hypothèses évoquées précédemment, nous considérons un système MIMO bistatique consistant en deux réseaux de capteurs : un réseau de transmission de $(2N + 1)$ capteurs et un réseau de réception de $(2M + 1)$ capteurs. La distance intercapteurs du réseau est d pour les deux réseaux. K sources passives sont considérées dans la zone de l'observation.

Afin de simplifier la présentation, nous établissons deux systèmes de coordonnées (Figure 6.3) : un système par rapport au réseau d'émission dont les coordonnées sont notées (r_t, θ_t) ; un seconde par rapport au réseau de réception dont les coordonnées sont notées (r_r, θ_r) . Supposons que les centres des réseaux se situent aux origines des systèmes et l'angle entre les deux réseaux est θ_a . Sachant que les positions des réseaux sont connues, les deux groupes des paramètres des sources, tels que (r_{r_k}, θ_{r_k}) et (r_{t_k}, θ_{t_k}) , sont reliés par une application bijective. Les signaux reçus s'écrivent donc sous la forme [33] :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(r_{r_k}, \theta_{r_k}) \alpha_k \mathbf{b}^T(r_{t_k}, \theta_{t_k}) \begin{bmatrix} s_{-N}(t) \\ \cdots \\ s_N(t) \end{bmatrix} + \mathbf{w}(t) \quad (6.4)$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{a}(r_r, \theta_r) = [e^{j\tau-M,k}, \dots, 0, \dots, e^{j\tau M,k}]^T$: vecteur de transfert d'arrivée (associé à la propagation des sources au réseau de réception) de dimension $(2M + 1, 1)$;

¹Ceci peut être réalisé par plusieurs méthodes, e.g. par la conception de l'antenne, etc.

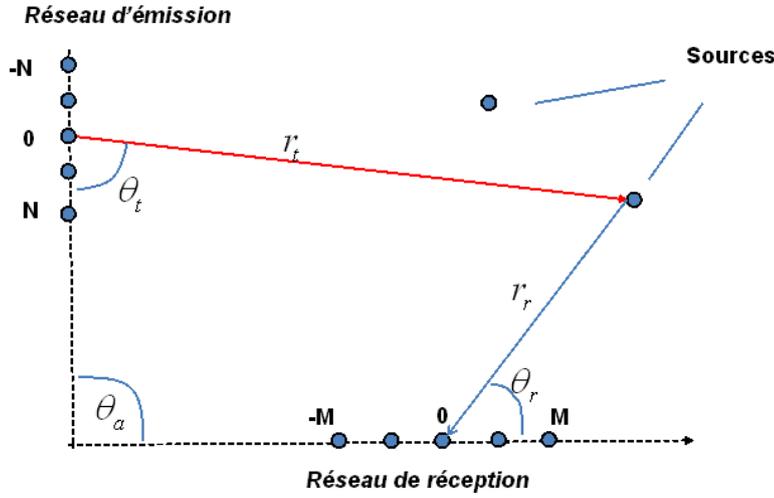


FIG. 6.3 – Réseau MIMO pour la localisation de sources passives

- $\mathbf{b}(r_t, \theta_t) = [e^{j\tau'_{-N,k}}, \dots, 0, \dots, e^{j\tau'_{N,k}}]^T$: vecteur de transfert de départ (associé à la propagation du réseau de transmission aux sources) de dimension $(2N + 1, 1)$;
- $\tau_{m,k} = \frac{2\pi}{\lambda} (\sqrt{r_{r_k}^2 + m^2 d^2} - 2r_{r_k} m d \cos \theta_{r_k} - r_{r_k})$: déphasage de la propagation du signal de la k -ième source au m -ième capteur du réseau de réception ;
- $\tau'_{n,k} = \frac{2\pi}{\lambda} (\sqrt{r_{t_k}^2 + n^2 d^2} - 2r_{t_k} n d \cos \theta_{t_k} - r_{t_k})$: déphasage de la propagation du signal du n -ième capteur du réseau de transmission à la k -ième source ;
- k : indice de source ;
- $s_n(t)$: signal transmis par le n -ième émetteur (le n -ième élément du réseau de transmission) ;
- $\mathbf{w}(t)$: vecteur du bruit de dimension $(2M + 1)$. Le bruit est supposé additif, blanc et gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 ;
- (r_{r_k}, θ_{r_k}) : distance et direction d'arrivée de la k -ième source respectivement ;
- (r_{t_k}, θ_{t_k}) : distance et direction de départ de la k -ième source respectivement.

Supposons que les signaux émis sont orthogonaux, i.e. les produits scalaires des signaux satisfont :

$$\int s_i(t) s_j(t) dt = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.5)$$

L'équation (6.5) permet d'écrire la sortie des filtrages adaptés des signaux reçus sous la forme :

$$\mathbf{y}_n(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(r_{r_k}, \theta_{r_k}) \mathbf{b}^T(r_{t_k}, \theta_{t_k}) \cdot \alpha_k \mathbf{1}_n + \mathbf{w}_n(t) \quad (6.6)$$

où $\mathbf{1}_n$ représente le vecteur tel que tous ses éléments sont nuls excepté le n -ième égale à 1 et le vecteur $\mathbf{w}_n(t)$ est le bruit à la sortie du n -ième filtre adapté de dimension $(2M + 1, 1)$.

La transformée matricielle de l'équation (6.6) s'écrit :

$$\mathbf{y}_n(t) = b_n(r_{t_k}, \theta_{t_k}) \mathbf{A} \mathbf{s} + \mathbf{w}_n(t) \quad (6.7)$$

où

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(r_{r_1}, \theta_{r_1}), \dots, \mathbf{a}(r_{r_K}, \theta_{r_K})] \quad (6.8)$$

$$\mathbf{s} = [\alpha_1, \dots, \alpha_K]^T \quad (6.9)$$

En combinant les vecteurs $\mathbf{y}_{-N}(t), \dots, \mathbf{y}_N(t)$, nous obtenons la matrice des signaux reçus :

$$\mathbf{Q} = [\mathbf{y}_{-N}(t), \dots, \mathbf{y}_0(t), \dots, \mathbf{y}_N(t)] \quad (6.10)$$

Notons que la matrice \mathbf{Q} peut aussi s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{Q} = [\mathbf{z}_{-M}(t), \dots, \mathbf{z}_0(t), \dots, \mathbf{z}_M(t)]^T \quad (6.11)$$

avec

$$\mathbf{z}_m(t) = a_m(r_{r_k}, \theta_{r_k}) \mathbf{B} \mathbf{s} + \mathbf{w}'_m(t) \quad (6.12)$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{b}(r_{t_1}, \theta_{t_1}), \dots, \mathbf{b}(r_{t_K}, \theta_{t_K})] \quad (6.13)$$

et le vecteur du bruit $\mathbf{w}'_m(t)$ de dimension $(2N + 1, 1)$.

A partir des équations (6.7) et (6.12), nous définissons ensuite les matrices de covariance comme les suivantes :

$$\mathbf{R}_y = \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N E [\mathbf{y}_n(t) \mathbf{y}_n^H(t)] = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (6.14)$$

$$\mathbf{R}_z = \frac{1}{2M+1} \sum_{m=-M}^M E [\mathbf{z}_m(t) \mathbf{z}_m^H(t)] = \mathbf{B} \mathbf{R}_s \mathbf{B}^H + \sigma^2 \mathbf{I}' \quad (6.15)$$

avec

- σ^2 : variance du bruit ;
- \mathbf{I} : matrice d'identité de dimension $(2M+1, 2M+1)$;
- \mathbf{I}' : matrice d'identité de dimension $(2N+1, 2N+1)$;
- $\mathbf{R}_s = E [\mathbf{s} \mathbf{s}^H]$: matrice de covariance des coefficients caractéristiques de réflexion des sources de dimension (K, K) .

Notons que les matrices (6.14) et (6.15) possèdent la même structure que celle trouvée dans le cas de sources actives (équation (2.12), section 2.2). Cependant, la matrice (6.14) est indépendante du vecteur de transfert d'arrivée tandis que la matrice (6.15) est indépendante de celui de départ. Cette séparation des vecteurs de transfert (de départ et d'arrivée) permet d'estimer les positions de sources à partir de l'une des deux matrices de covariance.

6.3.2 Estimation des paramètres

Dans le modèle des observations décrit par les équations (6.14) et (6.15), nous observons que les vecteurs de transfert de départ et d'arrivée sont séparés en utilisant l'orthogonalité des signaux émis. Cela permet d'estimer les positions de sources à partir de deux approches différentes. Premièrement, les distances d'arrivée et les directions d'arrivée sont estimées à partir de l'équation (6.14) ; deuxièmement, les distances de départ et les directions de départ sont estimées en utilisant la matrice de covariance décrite par l'équation (6.15).

Il est montré au chapitre 3 que les erreurs en estimation (biais et écart) dépendent des positions des sources. Pour le système MIMO, les positions des sources au niveau du réseau de réception (distances et directions d'arrivée) sont différentes de celles au

niveau du réseau de départ (distances et directions de départ). Par conséquent, les estimations des paramètres d'arrivée et celles des paramètres de départ possèdent de performances différentes. Cependant, la connaissance des positions des deux réseaux permet d'associer ces deux groupes des estimées à l'aide d'une application du changement de base.

Supposons que $(\hat{r}_{t_k}, \hat{\theta}_{t_k})$ représentent les estimées de la distance et la direction de départ de la k -ième source (obtenues à partir de la matrice (6.15)), et $(\hat{r}_{r_k}, \hat{\theta}_{r_k})$ représentent les estimées des paramètres d'arrivée (obtenues à partir de la matrice (6.14)). Avec les coordonnées des réseaux, les estimées $(\hat{r}_{t_k}, \hat{\theta}_{t_k})$ sont converties en coordonnées par rapport au réseau de réception, notées par $(\hat{r}'_{r_k}, \hat{\theta}'_{r_k})$. L'association des deux groupes des estimées donne

$$\hat{r}_k = \beta_k \hat{r}_{r_k} + (1 - \beta_k) \hat{r}'_{r_k} \quad (6.16)$$

et

$$\hat{\theta}_k = \gamma_k \hat{\theta}_{r_k} + (1 - \gamma_k) \hat{\theta}'_{r_k} \quad (6.17)$$

avec les coefficients $0 \leq \beta_k \leq 1$ et $0 \leq \gamma_k \leq 1$.

Les coefficients β_k et γ_k peuvent être optimisés en minimisant les biais :

$$\beta_k^{opt} = \min_{\beta_k} \arg \|\beta_k e_{r_k} + (1 - \beta_k) e'_{r_k}\| \quad (6.18)$$

et

$$\gamma_k^{opt} = \min_{\gamma_k} \arg \|\gamma_k e_{\theta_k} + (1 - \gamma_k) e'_{\theta_k}\| \quad (6.19)$$

où e_{r_k} (e'_{r_k}) et e_{θ_k} (e'_{θ_k}) représentent les biais aux estimations des distances et des angles à partir des observations d'arrivée (de départ respectivement).

Notons que les optimisations (6.18) et (6.19) sont faisables à partir d'une analyse de performance de l'estimateur. Ceci est une perspective importante de la thèse.

6.3.3 Résultats de simulation

Les simulations présentées dans ce paragraphe ont pour effet de montrer la faisabilité de la technique proposée. Les données de simulation vérifient les hypo-

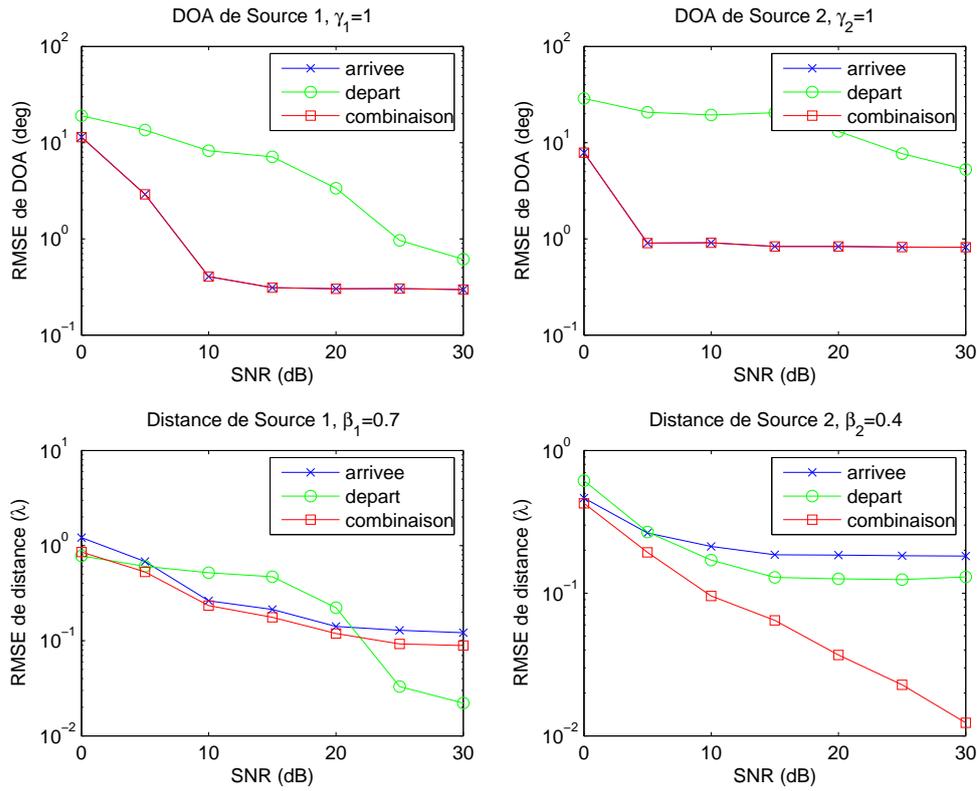


FIG. 6.4 – Performances d'estimation pour le système MIMO

thèses définies au début de cette section. Deux réseaux de 5 capteurs sont utilisés. Le centre du réseau d'émission se situe à la position $(4.24\lambda, 135^\circ)$ par rapport au réseau de réception. Les réseaux sont orthogonaux, i.e. l'angle entre les réseaux est de 90° . Deux sources passives sont considérées. Leurs positions sont $(r_{r_1}, \theta_{r_1}) = (3\lambda, 60^\circ)$ et $(r_{r_2}, \theta_{r_2}) = (1.8\lambda, 120^\circ)$, i.e. $(r_{t_1}, \theta_{t_1}) = (4.52\lambda, 84.9^\circ)$ et $(r_{t_2}, \theta_{t_2}) = (2.54\lambda, 55.5^\circ)$. Afin de montrer les améliorations apportées par le système MIMO, l'estimateur symétrique-ESPRIT, décrit dans le troisième chapitre, est utilisé. Notons que cet estimateur est biaisé, l'association des deux groupes d'estimées $((\hat{r}_{r_k}, \hat{\theta}_{r_k}))$ et $((\hat{r}'_{r_k}, \hat{\theta}'_{r_k}))$ permet d'augmenter la précision de localisation.

Les autres paramètres considérés pour cette simulation sont définis comme la suit : le SNR varie de 0dB à 30dB ; le nombre de *snapshots* est de 1000 ; 200 itérations indépendantes sont effectuées pour chaque SNR. Les coefficients sont donnés par : $\gamma_1 = 1$, $\gamma_2 = 1$, $\beta_1 = 0.7$ et $\beta_2 = 0.4$. Les résultats sont montrés sur la figure (6.4).

Sur la figure, les estimées $((\hat{r}_{r_k}, \hat{\theta}_{r_k}))$ (estimées directes des paramètres d'arrivée) sont identifiées par *arrivée* tandis que les estimées $((\hat{r}'_{r_k}, \hat{\theta}'_{r_k}))$ (conversions des estimées

des paramètres de départ) sont nommées par *départ*. Les résultats de l'association sont identifiés par *combinaison*.

Les constats des résultats sont les suivants :

- Les performances des estimées obtenues par les deux approches (deux manières pour construire la matrice de covariances décrites par les équations (6.14) et (6.15)) sont différentes. Ceci vient du fait que les performances de localisation en champ proche dépendent des positions des sources ;
- Les résultats issus de la combinaison présentent de meilleures performances, ce qui permet de mettre en évidence l'amélioration apportée par l'utilisation du système MIMO.

6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques techniques pour la localisation de sources passives. Généralement, ces techniques exploitent les propriétés des ondes réfléchies pour estimer les positions des sources. Elles ont été classées en deux familles selon l'architecture du système utilisé.

Les techniques, basées sur le retournement temporel, exploitent la réciprocity de l'onde électromagnétique. Ces techniques permettent d'estimer les positions des sources par une projection sur l'opérateur du retournement temporel.

La deuxième famille est basée sur les systèmes MIMO. En exploitant l'orthogonalité des signaux émis, les paramètres de départ et ceux d'arrivée peuvent être séparés dans le modèle des observations. La localisation de sources se réalise ensuite par deux approches. Deux groupes des estimées sont alors obtenus. Finalement, une méthode d'association des estimées a été proposée. Les résultats de simulation permet de mettre en évidence l'amélioration apportée par l'utilisation du système MIMO.

Conclusions et Perspectives

La localisation de sources est l'une des applications les plus importantes en traitement d'antennes. Pour la plupart des études dans ce domaine, l'hypothèse de l'onde plane (champ lointain) est supposée. Lorsque les sources se situent proches du réseau, la sphéricité du front d'onde n'est plus négligeable. Le problème de la localisation de sources devient alors plus complexe.

Dans ce travail de thèse, nous avons d'abord étudié les méthodes de localisation de sources. Plusieurs techniques ont été développées pour estimer les positions des sources en champ proche d'une manière efficace et précise. D'une part, en exploitant les propriétés des observations d'un réseau de configuration symétrique, les techniques symétrique-ESPRIT ont été proposées. Elles sont basées sur la structure partiellement symétrique des observations, qui permet de simplifier les processus d'estimation. D'autre part, la technique de focalisation a été étendue pour compenser la sphéricité du front d'onde des signaux reçus. Les déphasages inter-capteurs sont approximativement transformés en une suite arithmétique en utilisant la focalisation, ce qui permet d'estimer les directions d'arrivée des sources à l'aide des méthodes classiques de champ lointain telles que la méthode ESPRIT. La technique de focalisation a été aussi utilisée pour localiser les sources à large bande. La contribution des composantes des différentes fréquences des signaux reçus a été sommée d'une manière cohérente à l'aide de cette focalisation. Cette utilisation permet d'améliorer les performances d'estimation grâce à une meilleure estimation de la matrice de covariance. Ces deux familles de méthodes sont performantes en termes d'efficacité de calcul et de précision d'estimation.

Ensuite, le problème de la localisation de sources dans un contexte réel a été étudié. Les inévitables imperfections existantes en pratique dégradent significativement les performances des techniques de localisation. Afin de minimiser leurs influences négatives, la calibration du réseau de capteurs a été utilisée. Pour ce faire, le modèle

des observations a été d'abord généralisé à partir d'une analyse physique des effets indésirables. Les distorsions dues à ces effets ont été ensuite évaluées en effectuant des mesures et compensées de deux manières différentes : la calibration globale et la calibration locale. La technique de calibration locale présentent de meilleures performances en termes de précision d'estimation par rapport aux techniques globales, au détriment d'une augmentation de la complexité du processus de calibration. Afin d'améliorer l'efficacité de cette technique de calibration locale, une approche basée sur l'interpolation des données de mesure a été proposée. Cette méthode de calibration locale permet de réduire sensiblement le nombre de mesures nécessaires tout en conservant de bonnes performances d'estimation.

La troisième problématique étudiée dans cette thèse s'agit de l'utilisation des techniques de localisation de sources pour estimer les positions des sources passives en champ proche. La solution générale est d'exploiter les propriétés des ondes réfléchies. Basée sur l'architecture MIMO, une nouvelle technique a été proposée. Elle permet d'exploiter conjointement les propriétés relatives à la propagation par trajets émetteur-rélecteur et à celle par trajets réflecteur-récepteur. Les bonnes performances de cette technique ont été mises en évidence par simulations.

Cette thèse a permis d'apporter quelques contributions à la recherche dans le domaine de la localisation de sources en champ proche. Plusieurs perspectives à ce travail pourraient être envisagées.

La première perspective est d'améliorer les techniques de focalisation. La matrice de focalisation, utilisée pour compenser la sphéricité du front d'onde, dépend sensiblement de la connaissance approximative des positions des sources (obtenue à l'aide d'une pré-estimation). Dans les techniques proposées, une pré-estimation basée sur la formation de voies a été effectuée. Sachant que ce pré-estimateur est à faible précision, l'incertitude sur la connaissance *a priori* des positions des sources peut être significative. En conséquence, l'erreur liée à la focalisation peut être aussi considérable. Afin de minimiser cette erreur, nous pouvons envisager d'utiliser la focalisation d'une manière itérative pour obtenir une meilleure précision en estimation. Cette technique itérative permettrait aussi d'améliorer la résolution de localisation, sachant que les partitions de la zone de recherche deviennent plus petites après chaque itération.

Deuxièmement, la technique d'interpolation proposée au chapitre 5 pourrait être améliorée. D'une part, les positions de mesure pourraient être optimisées. Sachant

que l'erreur d'interpolation dépend principalement de la variation des données à interpoler, nous pouvons envisager d'augmenter le nombre de points de mesure dans la zone où cette variation est importante. D'autre part, la calibration au sens de régression pourrait être aussi envisagée. Cette méthode permettrait d'extrapoler les données de mesure, ce qui pourrait libérer les contraintes en position de mesure associées à la technique d'interpolation.

Troisièmement, nous pouvons envisager d'utiliser les techniques de calibration locale et celles de calibration globale d'une manière conjointe. Les techniques de calibration locale sont basées sur l'hypothèse où le couplage mutuel du réseau est négligeable. Sachant que les techniques de calibration globale sont capables de compenser l'influence du couplage mutuel, l'utilisation conjointe de ces deux types de techniques permettrait d'améliorer leurs performances.

Finalement, pour la localisation des sources passives, nous avons montré le grand potentiel du système MIMO. Les perspectives pour ce type de techniques pourraient s'orienter selon deux aspects. D'une part, la combinaison des deux groupes des estimées pourrait être optimisée à l'aide d'une analyse de performance des méthodes d'estimation. D'autre part, sachant que les réseaux des récepteurs et des émetteurs permettent d'exploiter des propriétés des observations liées à ces deux réseaux, la manière pour exploiter globalement ces deux types de propriétés est aussi une perspective très intéressante.

Annexe A

Interpolation par les Splines

A.1 Définition

Étant donné $n + 1$ nœuds distincts x_i , tel que

$$x_0 < x_1 < \cdots < x_{n-1} < x_n, \quad (\text{A.1.1})$$

et $n + 1$ valeurs de nœud y_i , nous définissons une fonction spline de degré n

$$S(x) = \begin{cases} S_0(x) & x \in [x_0, x_1] \\ S_1(x) & x \in [x_1, x_2] \\ \vdots & \vdots \\ S_{n-1}(x) & x \in [x_{n-1}, x_n] \end{cases} \quad (\text{A.1.2})$$

où chaque $S_i(x)$ est un polynôme de degré k .

Pour $k = 3$, $S(x)$ est appelée une fonction spline cubique. Dans ce cas, les n fonctions $S_i(x)$ s'écrivent donc sous la forme

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (\text{A.1.3})$$

pour $i = 1, \dots, n - 1$, où a_i , b_i , c_i et d_i représentent $4n$ coefficients inconnus.

La fonction Spline $S(x)$ vérifie les conditions suivantes :

1. Propriété de l'interpolation : $S(x_i) = y_i$;
2. Continuité : $S_{i-1}(x_i) = S_i(x_i) = y_i$ pour $i = 1, \dots, n-1$;
3. Continuité des dérivées d'ordre 1 et d'ordre 2 : $S'_{i-1}(x_i) = S'_i(x_i)$ et $S''_{i-1}(x_i) = S''_i(x_i)$ pour $i = 1, \dots, n-1$.

Les trois conditions permettent d'écrire $4n - 2$ équations. Pour résoudre le système linéaire (A.1.3), deux conditions peuvent être imposées selon le cas.

Les conditions imposées par les splines naturelles sont :

$$S''(x_0) = S''(x_n) = 0 \quad (\text{A.1.4})$$

Les $4n - 2$ équations dans la définition, munies des deux conditions imposées (A.1.4), permettent de résoudre le système linéaire des $4n$ inconnus a_i, b_i, c_i et d_i .

A.2 Splines naturelles pour la calibration

Etant donné les matrices $\mathbf{Q}(r, \theta)$ associées aux $L \times J$ positions telles que

$$\{(r, \theta) \mid r \in \{r_{meas_1}, \dots, r_{meas_L}\} \text{ et } \theta \in \{\theta_{meas_1}, \dots, \theta_{meas_J}\}\} \quad (\text{A.2.5})$$

nous essayons de calculer les matrices $\mathbf{Q}(r, \theta)$ associées aux $O \times P$ positions suivantes

$$\{(r, \theta) \mid r \in \{r_{new_1}, \dots, r_{new_O}\} \text{ et } \theta \in \{\theta_{new_1}, \dots, \theta_{new_P}\}\} \quad (\text{A.2.6})$$

avec $O, P \in \mathbb{N}^*$ deux entiers naturels indiquant la densité de l'interpolation.

Sous l'hypothèse où $\mathbf{Q}(r, \theta)$ est diagonale, l'algorithme de l'interpolation est appliqué à ses éléments diagonaux $q(r, \theta, m)$. L'algorithme se décompose ensuite en deux étapes.

1. Interpolation par rapport à θ . Tout $q(r, \theta, m)$ tel que $r \in \{r_{meas_1}, \dots, r_{meas_L}\}$ est supposée comme une fonction spline de θ . On obtient les matrices $\mathbf{Q}(r, \theta)$ associées aux $L \times P$ positions après l'interpolation.
2. Interpolation par rapport à r . Tout $q(r, \theta, m)$ tel que $\theta \in \{\theta_{new_1}, \dots, \theta_{new_P}\}$ est supposée comme une fonction spline de r . On obtient finalement les matrices $\mathbf{Q}(r, \theta)$ associées aux $O \times P$ positions après l'interpolation.

Annexe B

Bornes de Cramér-Rao

Les bornes de Cramér-Rao de localisation en champ proche [25,62] sont données par l'équation suivante :

$$\mathbf{CRB} = \frac{\sigma^2}{2L} \{ \text{Re} (\mathbf{D}^H \mathbf{\Pi}_A^\perp \mathbf{D}) \odot (\mathbf{J} \otimes (\mathbf{P} \mathbf{A}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{P})) \}^{-1}$$

avec les notations suivantes :

- $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_\theta(r_1, \theta_1), \dots, \mathbf{d}_\theta(r_K, \theta_K), \mathbf{d}_r(r_1, \theta_1), \dots, \mathbf{d}_r(r_K, \theta_K)]$: matrice de dimension $(M, 2K)$;
- $\mathbf{d}_r(r_k, \theta_k) = \frac{\partial \mathbf{a}}{\partial r}(r_k, \theta_k)$: vecteur de dimension $(M, 1)$;
- $\mathbf{d}_\theta(r_k, \theta_k) = \frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \theta}(r_k, \theta_k)$: vecteur de dimension $(M, 1)$;
- (r_k, θ_k) : position de la source k ($k = 1, 2, \dots, K$) ;
- $\mathbf{a}(r_k, \theta_k)$: vecteur de transfert de la source k ;
- $\mathbf{\Pi}_A^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$: projecteur orthogonal de la matrice \mathbf{A} ;
- $\mathbf{P} = \text{diag}(\sigma_{s1}^2, \dots, \sigma_{sK}^2)$: matrice diagonale des puissances de sources de dimension (K, K) où σ_{sk}^2 représente la puissance de la source k ;
- $\mathbf{R} = \mathbf{A}^H \mathbf{P} \mathbf{A} + \sigma^2 \mathbf{I}$: matrice de covariance ;
- $\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$;
- σ^2 : puissance du bruit blanc ;
- L : nombre de *snapshots*.

Bibliographie

- [1] K. Abed-Meraim, Y. Hua, and A. Belouchrani, *Second-order near-field source localization : Algorithm and performance analysis*, Proc. Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., pp. 723–727, Nov. 1996.
- [2] C.A. Balanis, *Antenna theory, analysis and design*, John Wiley, 1997.
- [3] A.J. Barabell. *Improving the Resolution Performance of Eigenstructure higher performance specifications. Thus, in some applica- Based Direction-Finding Algorithms*. Proc. ICASSP 83, pp. 336-339, Boston, 1983.
- [4] I. Bekkerman and J. Tabrikian, *Target Detection and Localization Using MIMO Radars and Sonars*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 54, No. 10, pp. 3873-3883, Oct. 2006.
- [5] G. Biennu and L. Kopp. *Adaptivity to Background Noise Spatial Coherence for High Resolution Passive Methods*. Int. Conf on Acoust., Speech and Signal Processing, pp. 307-310, 1980.
- [6] J. F. Bohme, *Estimation of Source Parameters by Maximum Likelihood and Nonlinear Regression*. Proc. ICASSP'84, pp. 7.3.1-7.3.4, 1984.
- [7] J.F. Bohme. *Estimation of :Spectral Parameters of Correlated Signals in Wavefields*, Signal Processing, vol. 11, No. 4, pp. 329-337, 1986.
- [8] J. A. Cadzow. *Multiple Source Location-The Signal Subspace Approach*. IEEE Trans. ASSP, vol. 38, pp.1110-1125, July 1990.
- [9] J. Capon, *High resolution frequency-wavenumber spectrum analysis*, Proceeding of IEEE, pp. 1408-1418, 1969.
- [10] Capps, C., *Near field or far field ?*, EDN, 16 August 2001, <http://www.edn.com/article/CA150828.html>.
- [11] R. N. Challa and S. Shamsunder, *High-order subspace-based algorithms for passive localization of near-field sources*, Proc. 29th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove, CA, pp. 777–781, Nov. 1995.

- [12] J. C. Chen, R. E. Hudson and K. Yao, *Maximum-likelihood source localization and unknown sensor location estimation for wideband signals in the near-field*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 50, pp. 1843-1854, Aug. 2002.
- [13] J. Chen, X. Zhu and X. Zhang, *A new algorithm for joint range-DOA frequency estimation of near-field sources*, EURASIP Journal on Applied Signal Processing, vol. 2004, no. 3, pp.386-392, Mar. 2004.
- [14] H. Chuberre, T. Filleul and J. J. Fuchs, *Near-field sources localization : A model fitting approach*, Proc. of Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. 5, Detroit, MI, pp. 3555-3558, May 1995.
- [15] J. Collins, *Hong Kong's Airport to Tag Bags*, RFID Journal, 11 June 2004.
- [16] C. De Boor, *A Practical Guide to Splines*, New York, Springer-Verlag, 2001.
- [17] C. Drane, M. Macnaughtan and C. Scott, *Positioning GSM Telephones*, IEEE communications Magazine, Vol. 36, Issue 4, pp. 46-54, 59, Apr. 1998.
- [18] M. Fink, C.Prada, F.Wu, D.Cassereau, *Self Focusing in Inhomogeneous Media with "Time Reversal" Acoustic Mirrors*, Proc. IEEE Ultrasonics Symposium 1989, Montreal, Canada, 1989.
- [19] M. Fink, *Time Reversal of Ultrasonic Fields- Part 1 : Basic Principles*, IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectronics and Frequency control, vol. 39, No. 5, pp. 555-566, Sep. 1992.
- [20] M. Fink, *Time Reversal of Ultrasonic Fields- Part 2 : Experimental results*, IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectronics and Frequency control, vol. 39, No. 5, pp. 567-578, Sep. 1992.
- [21] M. Fink, *Time Reversal of Ultrasonic Fields- Part 3 : Theory of the Closed Time-Reversal Cavity*, IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectronics and Frequency control, vol. 39, No. 5, pp. 579-592, Sep. 1992.
- [22] N. Fista, A. Manikas, *A new general global array calibration method*, IEEE ICASSP'1994, Adelaide, South Australia, Australia, Apr. 1994.
- [23] F. Gao and A. B. Gershman, *A generalized ESPRIT approach to direction-of-arrival estimation*, IEEE Signal processing Letters, vol. 12, pp. 254-257, Mar. 2005.
- [24] E. Grosicki, *Techniques avancées du traitement d'antennes pour la localisation de sources ; Application à la localisation de mobile : cas du système UMTS*, Thèse de doctorat de l'ENST, Paris, 2003.

- [25] E. Grosicki, K. Abed-Merqim and Y. Hua, *A weighted linear prediction method for near-field source localization*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 53, No. 10, pp. 3651-3660, Oct. 2005.
- [26] M. Haardt, R. N. Challa, and S. Shamsunder, *Improved bearing and range estimation via high-order subspace based Unitary ESPRIT*, Proc. 30th Asilomar Conf. Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, pp. 380–384, Nov. 1996.
- [27] H. He, Y. Wang and J. Saillard, *A high resolution method of source localization in near-field by using focusing technique*, European signal processing conference, Lausanne, Switzerland, Aug. 2008.
- [28] H. He, Y. Wang and J. Saillard, *Near-field Source localization by Using Focusing Technique*, EURASIP Journal of Advances in Signal vol. 2008, Article ID 461517, 2008.
- [29] H. He, Y. Wang and J. Saillard, *Focusing-based approach for wide-band source localization in near-field*, IEEE ICASSP'2009, Taipei, Taiwan, Apr. 2009.
- [30] H. He, Y. Wang and J. Saillard, *Interpolation-Based Calibration For Near-Field Source Localization*, European signal processing conference, Glasgow, UK, Aug. 2009.
- [31] Y. D. Huang and M. Barkat, *Near-field multiple source localization by passive sensor array*, IEEE Trans. Antennas Propag., vol. 39, no. 7, pp. 968-975, Jul. 1991.
- [32] A. G. Jaffer. *Maximum Likelihood Direction Finding of Stochastic Sources : A Separable Solution*. Proc. ICASSP 88, vol. 5, pp. 2893-2896, New York, USA, Apr. 1988.
- [33] M. Jin , G. Liao, J. Li, *Joint DOD and DOA estimation for bistatic MIMO radar*, Elsevier Signal processing Fast communication, vol. 89(2009), pp. 244-251, 2009.
- [34] N. Kabaoglu, H. A. Cirpan, E. Cekli, and S. Paker, *Deterministic maximum likelihood approach for 3-D near field source localization*, Int. J. Electron. Commun. (AEÜ), vol. 57, No. 5, pp. 345–350, 2003.
- [35] S. M. Kay, *Modern Spectral Estimation Theory and Application*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [36] Kendall, M.G., Stuart, A. *The Advanced Theory of Statistics*, Volume 1 (3rd Edition). Griffin, London, 1969.

- [37] J. A. Kong, *Electromagnetic Wave Theory*, Cambridge : EMW, 2008.
- [38] A. D. Koutsou, F. Seco, A. R. Jiménez, J. Roa J. Ealo, C. Prieto, J. Guevara, *Preliminary Localization Results With An RFID Based Indoor Guiding System*, IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing, Alcalá de Henares, Spain, pp. 917-922, Oct. 2007.
- [39] J. D. Kraus, *Antennas*, seconde édition, McGraw Hill, 1988.
- [40] J. Krim and M. Viberg, *Two decades of array signal processing research : The parametric approach*, IEEE Signal Processing Mag., vol. 13, pp. 67-94, Jul. 1996.
- [41] M. Lanne, A. Lundgren and M. Viberg, *Calibrating an Array with Scan Dependent Errors Using a Sparse Grid*, ACSSC '06, Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, pp. 2242-2246, Oct. 2006.
- [42] G. Lerosey, J. de Rosny, A. Tourin, A. Derode, G. Montaldo, and M. Fink, *Time Reversal of Electromagnetic Waves*, Physical Review Letters, vol. 92, No. 19, May 2004.
- [43] A. Leshem and M. Wax, *Array calibration in the presence of multipath*, IEEE transaction on Signal Processing, Vol. 48, Issue 1, pp. 53-59, Jan. 2000.
- [44] Q. Li, L. Gan and Z. Ye, *An overview of self-calibration in sensor array processing*, IEEE 6th International symposium on antennas, propagation and EM Theory, Beijing, China, pp.279-282, Oct. 2003.
- [45] J. Li and P. Stoica, eds., *Robust Adaptive Beamforming*, New York, NY, John Wiley, 2005.
- [46] J. Li and P. Stoica, eds., *MIMO Radar Signal Processing*, Chichester, UK, Wiley, 2008.
- [47] Liu, D., S. Vasudevan, J. Krolik, G. Bal, and L. Carin, *Electromagnetic time-reversal source localization in changing media : Experiment and analysis*, IEEE Trans. Antennas Propagat., Vol. 55, 344-354, 2007.
- [48] J.C. Liberti, JR and T.S. Rappaport, *Smart Antennas for Wireless Communications*, Ch. 9, ed. Prentice Hall, 1999.
- [49] A. Lundgren, M. Lanne and M. Viberg, *Two step ESPRIT with compensation for modeling errors using a sparse calibration grid*, IEEE 2007 International conference on acoustics, speech and signal processing, Honolulu, HI, USA, vol. 2, pp. II-1045-II-1048, Apr. 2007
- [50] J. Makhoul, *Linear prediction : A tutorial review*, Proceedings of the IEEE, vol 63, No. 5, pp. 561-580, Apr. 1975.

- [51] S. Marcos, *Les méthodes à haute résolution : traitement d'antenne et analyse spectrale*, Paris : Hermès, 1998.
- [52] S. L. Jr. Marple, *Digital Spectral Analysis with Applications*, Prentice-Hall, Signal processing series, 1987.
- [53] J.M. Mendel, *Tutorial on Higher-Order Statistics (Spectra) in Signal Processing and System Theory : Theoretical Results and Some Applications*, IEEE Proc., vol. 79, pp. 278-305, Mar. 1991.
- [54] A. Paulraj, R. Roy, and T. Kailath. *A Subspace Rotation Approach to Signal Parameter Estimation*, IEEE Proc., vol. 74. pp. 1044-1045, Jul. 1986.
- [55] M. Pesavento, A. B. Gershman and K. M. Wong, *Direction finding in partly-calibrated sensor arrays composed of multiple subarrays*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 50, pp. 2103-2115, Sep. 2002.
- [56] J. Pierre and M. Kaveh, *Experimental performance of calibration and direction-finding algorithms*, IEEE 1991 International conference on acoustics, speech and signal processing, vol. 2, pp. 1365-1368, Apr. 1991
- [57] B. Porat and B. Friedlander, *Direction finding algorithms based on high-order statistics*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 39, pp. 2016–2024, Sep. 1991.
- [58] R. Roy and T. Kailath, *ESPRIT - Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique*, IEEE Trans. ASSP, vol. 37, No. 7, pp.984- 995, Jul. 1989.
- [59] C. M. S. See and A. B. Gershman, *Direction-of-Arrival Estimation in Partly Calibrated Subarray-Based Sensor Arrays*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 52, No. 2, pp 329-338, Feb. 2004.
- [60] G. Schwartz, *Estimating the Dimension of a Model*, IEE Ann Sta., vol. 6, pp 461-464, 1978.
- [61] S. Shamsunder, *Cumulant-based invariance approaches for passive localization of near-field sources and parameter estimation of chirps*, IEEE Signal Processing workshop on Higher-Order Statistics, Begur, Girona, Spain, pp. 101-105, Jun. 1995.
- [62] P. Stoica and A. Nehorai, *MUSIC Maximum likelihood and crammer-rao bound*, IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 37, no. 5, pp. 720-741, May 1989.
- [63] P. Stoics and K. Shaman, *A Novel Eigenanalysis Method for Direction Estimation*, IEE proc. vol. 137, No. 1, pp 19-26, Feb. 1990.

- [64] P. Stoica and K. Sharman. *Maximum Likelihood Methods for Direction of arrival estimation*, IEEE Trans. ASSP, ASSP-38 : 1132-1143, Jul. 1990.
- [65] Isidor Straus, *Near and Far Fields - From Statics to Radiation*, <http://www.conformity.com/past/0102reflections.html>.
- [66] A.L. Swindlehurst, T. Kailath, *A performance analysis of subspace-based methods in the presence of model errors. I. The MUSIC algorithm*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 40, Issue 7, pp. 1758-1774, Jul. 1992.
- [67] A.L. Swindlehurst, T. Kailath, *A performance analysis of subspace-based methods in the presence of model error. II. Multidimensional algorithms*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, Issue 9, pp. 2882-2890, Sep. 1993.
- [68] M. Viberg, B. Ottersten, and T. Kailath. *Detection and Estimation in Sensor Arrays Using Weighted Subspace Fitting*. IEEE Trans. Signal Processing, vol. 39. No. 11, pp. 2436-2449, Nov. 1991.
- [69] M. Viberg and A.L. Swindlehurst. *A Bayesian Approach to Auto-Calibration for Parametric Array Signal Processing*. IEEE Trans. Signal Processing, vol. 42, No. 12, pp. 3495-3507, Dec. 1994.
- [70] H. Wang and M. Kaveh, *Coherent signal-subspace processing for detection and estimation of angles of arrival of multiple wide-bande sources*, IEEE Trans. ASSP, vol. 33, No.4, pp. 823-831, Aug. 1985
- [71] M. Wax, *Detection and Localization of Multiple Sources in Noise with Unknown Covariance*. IEEE Trans, ASSP, vol. 40, No. 1, pp. 245-249, Jan. 1992.
- [72] A. J. Weiss and B. Friedlander, *Range and bearing estimation using polynomial rooting*, IEEE J. Ocean. Eng., vol. 18, no. 2, pp. 130–137, Apr. 1993.
- [73] Yuntao Wu et al., *Subspace-based method for joint range and DOA estimation of multiple near-field sources*, Elsevier Signal Processing 86, pp. 2129–2133, 2006.
- [74] N. Yuen and B. Friedlander, *Performance analysis of higher order ESPRIT for localization of near-field sources*, IEEE Trans. Signal Process., vol. 46, No. 3, pp. 709-719, Mar. 1998.
- [75] Y. Ziadé, *Contribution à l'étude de la propagation en milieu forestier dans les bandes VHF-UHF : application de la méthode D.O.R.T. à la détection de cibles*, thèse de doctorat de l'Université Paris 6, Paris, 2006.
- [76] W. Zhi and M. Y. Chia, *Near-field source localization via symmetric subarrays*, IEEE Signal Processing Letters, vol. 14. No. 6, pp. 409-412, Jun. 2007.

-
- [77] W. Zhi and M. Y. Chia, *Near-field source localization via symmetric subarrays*, IEEE ICASSP'2007, Honolulu, HI, USA, Apr. 2007.
- [78] *3GPP LTE : Introducing Single-Carrier FDMA*, Agilent Technologies, <http://cp.literature.agilent.com/litweb/pdf/5989-7898EN.pdf>.
- [79] *Fcc Amended Report To Congress On The Deployment Of E-911 Phase Ii Services By Tier Iii Service Providers*, FCC (Federal communication commission), http://fjallfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/DOC-257964A1.pdf.
- [80] *Virtex-6 FPGA Data Sheet : DC and Switching Characteristics*, Xilinx Virtex-6 FPGA chracteristics, http://www.xilinx.com/support/documentation/user_guides/ug366.pdf.

