

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

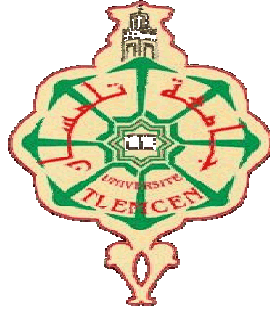
**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

جامعة أبي بكر بلقايد – تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –  
Faculté de TECHNOLOGIE



**THESE**

Présentée pour l'obtention du **grade** de **DOCTEUR EN SCIENCES**

**En** : Télécommunications

**Spécialité** : Télécommunications

Par : **IRID Sidi Mohammed Hadj**

**Sujet**

**APPLICATION DES METHODES D'EGALISATION AU RADAR  
TRANSORIZON**

Soutenue publiquement, le / / , devant le jury composé de :

|                        |                         |                       |                    |
|------------------------|-------------------------|-----------------------|--------------------|
| BENDIMERAD Fethi Tarik | Professeur              | Université de Tlemcen | Président          |
| KAMECHE Samir          | Maitre de Conférences A | Université de Tlemcen | Directeur de thèse |
| KAMECHE Mohamed        | Directeur de Recherches | ASAL, CDS Oran        | Examineur          |
| BEKHTI Mohammed        | Maître de Recherches A  | ASAL, CDS Oran        | Examineur          |

*A mes parents,*

*A ma femme,*

*A mes enfants Amina, Nadhir et Abderrahim*

*A toute la famille...*

## ملخص

ماركوني كان أول من استخدم خصائص الموجات الراديوية الأيونوسفيرية لإقامة الاتصالات العابرة للقارات في أوائل القرن العشرين. ولدت عصر الرادارات عبر الأفق. والرادارات عبر الأفق هي أنظمة قادرة على كشف الإشارات التي تعكسها طبقة الغلاف الجوي للأيونوسفير، على بعد عدة آلاف من الكيلومترات، على عكس الرادار التقليدي الذي يقتصر أفقه على انحناء الأرض. ويعني هيكل الطبقة الأيونوسفيرية وجود عدة أنماط من الانتشار لإشارة تعكسها نقطة هدف. والمشكلة ذات الأهمية الخاصة هنا تتعلق بكشف الهدف والطواهر المتعددة المسارات. في البداية، يتم إجراء دراسة في معالجة التقاط الإشارات (DOA). في معلم زمني فضائي. وقد استمدت خوارزميتين لتحسين القرار، في حالة تقدير مصادر الوصول ثم تم تكييف طريقتين للمعاينة العمياء، أثبتت فعاليتها في سياق الاتصالات الرقمية، للرادارات عبر الأفق.

كلمات مفتاحية: الرادارات فوق الأفق، معالجة وقت الفراغ، متعدد المسارات، MUSIC ، ESPRIT ، Bootstrap ، المعادلة الأعمى.

## Résumé

Marconi a été le premier à utiliser les propriétés des ondes radio de l'ionosphère pour l'établissement d'une communication transcontinentale dans les débuts du XXème siècle. L'ère des radars transhorizon est née. Les radars transhorizon sont des systèmes capables de détecter des signaux réfléchis par la couche atmosphérique l'ionosphère, distant de plusieurs milliers de kilomètres, contrairement, aux radars classiques dont leur horizon est limité par la courbure de la terre. La structure de la couche ionosphère implique l'existence de plusieurs modes de propagations pour un signal réfléchi par une cible ponctuelle. Le problème qui nous intéresse plus particulièrement, ici, est lié à la détection des cibles et aux phénomènes des multitrajets. En premier temps, une étude en traitement d'antennes est effectuée. Il a été dérivé deux algorithmes qui permettent d'améliorer la résolution, dans le cas d'estimation des directions d'arrivées (DOA) des sources. Ensuite deux méthodes d'égalisations aveugles, qui se sont avérées efficaces en contexte de la communication numérique, ont été adaptées aux radars transhorizon.

**Mots Clés** : Radars transhorizon, Traitement spatio-temporel, multi-trajet, Musique, Esprit, Bootstrap, égalisation aveugle.

## **Abstract**

Marconi was the first to use the properties of ionospheric radio waves for the establishment of transcontinental communication in the early twentieth century. The era of Over-the-horizon radars is born. Over-the-horizon radars are systems capable of detecting signals reflected by the atmospheric layer of the ionosphere, several thousand kilometers apart, unlike conventional radar whose horizon is limited by the curvature of the earth. The structure of the ionosphere layer implies the existence of several modes of propagation for a signal reflected by a point target. The problem we are particularly interested in here is related to target detection and multipath phenomena. At first, a study in array processing is performed. It has been derived two algorithms that improve the resolution, in the case of estimation of directions of arrival (DOA) sources. Then two blind equalization methods, which proved effective in the context of digital communication, were adapted to of Over-the-horizon problem.

**Key Words :** Over-the-horizon radars, array processing, multi-path, MUSIC, ESPRIT, Bootstrap, blind equalization.

# Remerciements

---

*Ce travail de recherche a été effectué au sein du laboratoire des Systèmes et Technologies de l'information et de la Communication (STIC) de la Faculté de Technologie à l'Université Abou-Bekr Belkaïd Tlemcen.*

*Je voudrais tout d'abord remercier sincèrement mon directeur de recherche, Monsieur Samir KAMECHE, non seulement pour son encadrement actif mais aussi pour sa grande disponibilité, sa patience, ainsi que pour la générosité avec laquelle il a su partager ses connaissances et conseils.*

*Mes remerciements les plus respectueux s'adressent à Monsieur Fethi Tarik BENDIMERAD, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour avoir accepté de présider le jury de cette thèse.*

*J'exprime toute ma gratitude à Messieurs Mohamed KAMECHE, Directeur de Recherches et Mohammed BEKHTI, Maître de recherches A, au Centre de Développement des Satellites- Oran, qui m'ont fait l'honneur de juger ce travail en acceptant d'être examinateurs.*

*Je tiens à exprimer ma gratitude envers Karim ABED-MERAIM, Professeur à l'université d'Orléans avec qui j'ai pu échanger des idées sur ce travail au cours de ma thèse. Nos discussions ont toujours été riches.*

*Enfin, que mes parents, ma famille et mes amis trouvent à travers ces quelques lignes l'expression de ma profonde gratitude pour leur soutien et leurs encouragements de tous les instants.*

*Je vous en remercie chaleureusement.*

# Table des matières

|                             |      |
|-----------------------------|------|
| Résumé en arabe .....       | i    |
| Résumé .....                | ii   |
| Abstract .....              | iii  |
| Remerciements .....         | iv   |
| Table des matières .....    | v    |
| Sigles et abréviation ..... | viii |
| Liste des figures .....     | x    |
| Liste des tableaux .....    | xii  |

|                            |   |
|----------------------------|---|
| Introduction Générale..... | 2 |
|----------------------------|---|

## **Chapitre I : Description de la Couche Ionosphère et des Radars Transhorizon**

|  |    |
|--|----|
| I.1 Introduction.....  | 6  |
| I.2 Propriétés des radars Transhorizon .....   | 6  |
| I.2.1 Types de radar Transhorizon .....  | 6  |
| I.2.2 Les ondes de propagation du radar.....   | 7  |
| I.2.3 Choix de la fréquence de travail du radar transhorizon .....   | 8  |
| I.2.4 L'équation du radar transhorizon.....  | 8  |
| I.2.5 Choix de la fréquence émise.....   | 10 |
| I.3 Description de la couche ionosphère.....   | 11 |
| I.4 Les effets perturbateurs dans les radars transhorizon .....  | 11 |
| I.5 L'effet Doppler et les multitrajets.....   | 13 |
| I.6 Les différentes techniques existantes pour le traitement des problèmes des signaux observés du radar transhorizon..... | 14 |
| I.6.1 Considération de l'ionosphère comme un filtre.....   | 15 |
| I.6.2 Calcul du retard de groupe .....   | 16 |
| I.7 Application des radars transhorizon.....   | 17 |
| I.7.1 Le traitement d'antennes.....  | 18 |
| I.7.2 Le traitement de distance .....  | 19 |
| I.7.3 Le traitement Doppler.....   | 19 |
| I.8 Expression du signal reçu en fonction du canal .....   | 20 |
| I.9 Conclusion .....   | 22 |

## Chapitre II : Le traitement Spatio-Temporel

|   |    |
|---|----|
| II.1 Introduction .....                                     | 24 |
| II.2 Modélisation du signal.....                            | 24 |
| II.3 Le sous-échantillonnage spatial.....                   | 26 |
| II.4 La technique Formation de voie " Beamforming " .....   | 28 |
| II.5 L'algorithme MUSIC.....                                | 30 |
| II.6 L'algorithme SS-MUSIC.....                             | 31 |
| II.6.1 Présentation de l'algorithme proposé SS-MUSIC.....   | 31 |
| II.6.2 Résumé de l'algorithme.....                          | 32 |
| II.6.3 Remarque sur la méthode.....                         | 32 |
| II.6.4 Résultat de simulation de l'algorithme SS-MUSIC..... | 33 |
| II.7 L'algorithme "SSBoot" .....                            | 36 |
| II.7.1 Le Bootstrap .....                                   | 37 |
| II.7.2 Le principe de re-échantillonnage .....              | 37 |
| II.7.2.a Bootstrap Non-paramétrique.....                    | 37 |
| II.7.2.b Bootstrap paramétrique.....                        | 38 |
| II.7.3 Présentation de l'algorithme "SSBoot" .....          | 39 |
| II.7.4 Résultats de Simulation .....                        | 39 |
| II.8 Comparaison entre le "SSMUSIC" et "SSBoot" .....       | 42 |
| II.9 Conclusion.....  | 42 |

## Chapitre III : Application de la Méthode Sous-Espace pour l'Estimation du Canal Ionosphérique

|   |    |
|---|----|
| III.1 Introduction.....   | 44 |
| III.2 La méthode d'égalisations aveugle Sous-Espace .....                                     | 45 |
| III.2.1 La méthode Sous-Espace dans le cas du système SIMO .....                              | 45 |
| III.2.1.a Présentation du modèle.....   | 45 |
| III.2.1.b Décomposition sous-espace.....  | 46 |
| III.2.1.c Caractérisation de la réponse impulsionnelle du canal par le sous-espace bruit..... | 46 |
| III.2.1.d L'algorithme SSA.....   | 47 |
| III.2.2 L'égalisation du signal .....   | 48 |
| III.2.2.a L'égaliseur MMSE.....   | 48 |
| III.2.2.b L'égaliseur ZF .....  | 49 |
| III.2.3 Simulation d'égaliseur MMSE et ZF .....   | 49 |
| III.2.4 Extension au cas MIMO .....   | 50 |



|  |    |
|--|----|
| III.3 Application de la méthode SSA pour le traitement des effets du canal ionosphérique en contexte radar ..... | 51 |
| III.3.1 Modèle du canal .....  | 50 |
| III.3.2 Modèle des entrées .....   | 52 |
| III.3.3 Modèle du signal reçu .....  | 53 |
| III.3.4 Application de la méthode sous-espace standard en contexte radar Transhorizon .....                      | 54 |
| III.3.5 Simulation du canal ionosphérique sans bruit.....  | 54 |
| III.4 Estimation paramétrique du canal .....   | 57 |
| III.4.1 Estimation des Doppler.....  | 57 |
| III.4.2 Estimation des retards .....   | 58 |
| III.4.2.a Estimation des retards par la méthode des sous-espaces paramétriques.....                              | 58 |
| III.4.2.b Application de la méthode des sous-espaces paramétriques en contexte radar transhorizon .....          | 59 |
| III.5 Simulation de l'estimation paramétrique du canal ionosphérique avec bruit.....                             | 61 |
| III.6 Conclusion.....  | 63 |

#### **Chapitre IV : Application de la méthode CMA pour estimer le canal ionosphérique**

|   |    |
|---|----|
| IV.1 Introduction.....                                    | 65 |
| IV.2 Transformation du système MIMO au système SIMO ..... | 65 |
| IV.3 Le fenêtrage temporel .....                          | 68 |
| IV.4 Estimation de l'égaliseur .....                      | 70 |
| IV.4.1 Le critère de la méthode CM.....                   | 70 |
| IV.4.2 La solution par la méthode CMA-Bloc.....           | 72 |
| IV.4.3 Exploitation des sous-réseaux de récurrences ...   | 72 |
| IV.5 L'algorithme exploitant le CMA-Bloc proposé .....    | 73 |
| IV.6 Simulation de la méthode CMA Bloc .....              | 74 |
| IV.7 Conclusion .....                                     | 77 |
| Conclusion Générale .....                                 | 79 |
| Bibliographie.....  | 81 |

---

**Sigles et abréviations**

**1-D** Unidimensionnel

**A**

**ACMA** Analytical Constant Modulus Algorithm

**C**

**CMA** Constant Modulus Algorithm

**CM** Constant Modulus

**E**

**EQM** Erreur Quadratique Moyenne

**ESPRIT** Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique

**F**

**FDD** Frequency Division Duplex

**FDMA** Frequency Division Multiple Access

**FET** Field Effect Transistor

**FM** Frequency Modulation

**FOM** Figure Of Merit

**FPLMTS** Future Public Land Mobile Telecommunication System

**H**

**HF** Haute Fréquence

**I**

**i.i.d.** Indépendante Identiquement Distribuée

**L**

**LTI** Linear Time Invariant (Linéaire Temporellement Invariant)

**M**

|              |                                       |
|--------------|---------------------------------------|
| <b>MDL</b>   | <b>Minimum Description Length</b>     |
| <b>MIMO</b>  | <b>Multiple Input Multiple Output</b> |
| <b>MQP</b>   | <b>Multi Quasi-Parabolic Layer</b>    |
| <b>MRE</b>   | <b>Mutually Referenced Equalizers</b> |
| <b>MUSIC</b> | <b>MULTiple SIGNAL Classification</b> |
| <b>MSE</b>   | <b>Minimum Square Error</b>           |

**O**

|              |  |
|--------------|--|
| <b>ONERA</b> | <b>Office National d'Études et de Recherches Aéronautiques</b> |
|--------------|--|

**R**

|            |                             |
|------------|-----------------------------|
| <b>RSB</b> | <b>Rapport Signal Bruit</b> |
|------------|-----------------------------|

**S**

|                 |  |
|-----------------|--|
| <b>SNR</b>      | <b>Signal-to-Noise Ratio</b>                           |
| <b>SIMO</b>     | <b>Single Input Multiple Output</b>                    |
| <b>STAP</b>     | <b>Spatio-Temporal Adaptive Processing</b>             |
| <b>SS-MUSIC</b> | <b>Spatial Sampling Multiple Signal Classification</b> |

**T**

|            |   |
|------------|---|
| <b>TID</b> | <b>Travelling Ionospheric Disturbance</b> |
| <b>TF</b>  | <b>Transformée de Fourier</b>             |

## Notation

|                             |   |
|-----------------------------|---|
| $(.)^T$                     | Transposé d'un vecteur ou d'une matrice.                              |
| $(.)^*, \overline{(.)}$     | Conjugué d'un vecteur ou d'une matrice.                               |
| $(.)^H$                     | Transposé Conjugué  |
| $(.)^\#$                    | Pseudo Inverse  |
| $(.)^{-1}$                  | Inverse   |
| $ \cdot $                   | Valeur absolue  |
| $\ \cdot\ $                 | Norme   |
| $\odot$                     | Produit de Schur-Hadamard (élément par élément)                       |
| $\otimes$                   | Produit de Kronecker  |
| *                           | Produit de convolution  |
| <b>A</b>                    | Les matrices sont notées en majuscules et en gras.                    |
| <b>a</b>                    | Les vecteurs sont notés en minuscule et en gras.                      |
| $\mathbf{A}_N(n)$           | Matrice obtenue en appliquant une fenêtre de taille $N$ à <b>A</b>    |
| $\mathbf{I}_n$              | Matrice identité de $n \times n$                                      |
| $\mathcal{T}_N(\mathbf{A})$ | Matrice de Sylvester de <b>A</b> avec $N$ lignes.                     |
| $diag(\mathbf{v})$          | Matrice dont la diagonale est donnée par les éléments de $\mathbf{v}$ |
| $vec(.)$                    | Opération de vectorisation.   |
| $v.p.min$                   | Vecteur propre associé à la valeur propre minimum.                    |

# Liste des Figures

## Chapitre I

|   |    |
|---|----|
| Figure I.1. Ondes à rétrodiffusion ionosphérique et ondes de surface .....                        | 6  |
| Figure I.2. Principe de fonctionnement des radars transhorizon .....                              | 7  |
| Figure I.3. Variation du bruit atmosphérique le jour et la nuit en fonction de la fréquence ..... | 9  |
| Figure I.4. Exemple d'une carte schématisant le taux de visibilité .....                          | 10 |
| Figure I.5. Structure de la couche ionosphère selon le jour et la nuit .....                      | 11 |
| Figure I.6. Tracé de DOA en fonction de la distance démontrant le phénomène du multimodage .....  | 13 |
| Figure I.7. Exemple d'image radar en présence des multitrajets.....                               | 14 |
| Figure I.8. Filtrage des échos de fouillis par l'ionosphère .....                                 | 15 |
| Figure I.9. Représentation du problème dans le cadre de l'optique géométrique .....               | 16 |
| Figure I.10. Calcul du retard pour deux trajets.....  | 17 |
| Figure I.11. Le Radar Nostradamus conçu de 288 éléments d'antenne .....                           | 18 |
| Figure I.12. Exemple d'une représentation Distance - Doppler .....                                | 20 |

## Chapitre II

|  |    |
|--|----|
| Figure II.1. Scénario typique du traitement d'antennes .....   | 25 |
| Figure II.2. Un réseau d'antennes ULA sous-échantillonné en facteur $L=2$ .....                      | 27 |
| Figure II.3. Estimation des DOA pour un réseau d'antennes ULA utilisant l'algorithme Beamforming.... | 29 |
| Figure II.4. Estimation des DOA pour un réseau URA utilisant l'algorithme Beamforming 2D. ....       | 29 |
| Figure II.5. Estimation des DOA par la méthode MUSIC et Capon .....                                  | 31 |
| Figure II.6. Estimation des DOA par la méthode MUSIC en 3D.....                                      | 31 |
| Figure II.7. Le taux de détection en fonction de la résolution angulaire des sources.....            | 33 |
| Figure II.8. . Le taux de détection en fonction du rapport signal bruit.....                         | 34 |
| Figure II.9. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=5 dB .....              | 34 |
| Figure II.10. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=7 dB .....             | 35 |
| Figure II.11. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=10 dB .....            | 35 |

|  |    |
|--|----|
| Figure II.12. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=13 dB .....                  | 36 |
| Figure II.13. RMSE : L'erreur moyenne quadratique sur l'estimation des DOA .....                           | 36 |
| Figure II.14. Le Principe du Bootstrap Non-paramétrique.....   | 38 |
| Figure II.15. Performance de la détection en fonction du nombre d'échantillons T .....                     | 41 |
| Figure II.16 La Probabilité de détection des cibles en fonction de la séparation angulaire .....           | 41 |
| Figure II.17. La Probabilité de détection en fonction du rapport signal bruit SNR en dB .....              | 41 |
| Figure II.18. L'erreur quadratique sur l'estimation des angles en fonction du rapport signal bruit en dB.. | 42 |

## Chapitre III

---

|  |    |
|--|----|
| Figure III.1. Représentation d'un système SIMO .....   | 45 |
| Figure III.2. Comparaison entre les égaliseurs MMSE et ZF pour $\tau=L$ .....  | 50 |
| Figure III.3. L'erreur quadratique minimum moyenne sur la réponse impulsionnelle des canaux ionosphériques en dB par la méthode sous-espace.....         | 55 |
| Figure III.4. Partie réelle de la réponse impulsionnelle du canal ionosphérique et son estimé en absence du bruit par la méthode sous-espace. ....       | 55 |
| Figure III.5. . Partie imaginaire de la réponse impulsionnelle du canal ionosphérique et son estimé en absence du bruit par la méthode sous-espace. .... | 56 |
| Figure III.6. Partie réelle de la réponse impulsionnelle du canal ionosphérique et son estimé en présence du bruit par la méthode sous-espace.....       | 56 |
| Figure III.7. L'erreur quadratique sur la réponse impulsionnelle du canal ionosphérique en fonction du rapport signal bruit .....                        | 61 |
| Figure III.8. L'erreur quadratique sur le Doppler en fonction du rapport signal bruit en dB .....  | 62 |
| Figure III.9. L'erreur quadratique sur les retards en fonction du rapport signal bruit en dB.....  | 62 |
| Figure III.10. L'erreur quadratique sur les amplitudes en fonction du rapport signal bruit en dB .....   | 62 |

## Chapitre IV

---

|   |    |
|---|----|
| Figure IV.1. Constellation d'un Signal QAM-16 reçu à travers un canal ionosphérique .....             | 75 |
| Figure IV.2. Constellation d'un Signal QAM-16 reçu à travers un canal ionosphérique après égalisation | 75 |
| Figure IV.3. L'erreur Quadratique Moyenne Minimum en fonction du rapport RSB .....                    | 76 |
| Figure IV.4. L'erreur Quadratique Moyenne Minimum en fonction du Nombre d'échantillons.....           | 76 |
| Figure IV.5. La convergence du critère CMA vers un minimum global.....                                | 76 |

# Liste des Tableaux

---

---

|  |    |
|--|----|
| Tableau I.1. Fréquences utilisées par les radars.....                        | 8  |
| Tableau III.1. L'algorithme SSA.....   | 47 |
| Tableau III.2. . L'algorithme MUSIC pour estimer le Doppler des trajets..... | 19 |
| Tableau VI.1 L'algorithme CMA Bloc.....                                      | 73 |

# **Introduction Générale**



Marconi a été le premier à utiliser les propriétés des ondes radio de l'ionosphère pour l'établissement d'une communication transcontinentale dans les débuts du XXème siècle. Dans les années 50, les radaristes ont établi les premiers essais de radar basés sur le même principe mais destinés pour la surveillance des zones éloignées.

Les radars transhorizon sont des systèmes capables de détecter des signaux réfléchis par la couche atmosphérique l'ionosphère, distant de plusieurs milliers de kilomètres, contrairement, aux radars classiques dont leurs horizon est limité par la courbure de la terre. Le développement de ces radars a connu un essor important pendant la guerre froide, à cause de leur capacité de détecter les missiles long portée.

Actuellement, l'intérêt des radars transhorizon ne se limite pas au cadre militaire [1], car ils se sont avérés très utiles dans le cadre civil pour détecter les petits avions et les bateaux pour combattre le trafic de la drogue et le transport des clandestins en Australie par exemple. En plus, ils sont efficaces pour la mesure de grandeurs physiques telles que la vitesse et la direction du vent, qui permet par exemple d'établir des modèles météorologiques.

La spécificité des radars transhorizon est leur possibilité de focaliser leur faisceau à la fois en azimut et en élévation. Ce qui permet de détecter des réflecteurs distants de plusieurs milliers de kilomètres. Malheureusement, l'efficacité de ces radars est fonction de la propagation des ondes dans la couche ionosphère. En outre, la propagation dans l'ionosphère dépend elle-même de la composition de l'ionosphère. Ainsi, selon ces ses conditions, la possibilité de ces radars de remplir leurs fonctions peut être restreinte, voire impossible dans le cas où le signal observé est très perturbé et inexploitable. En conséquence, le choix de la zone de surveillance est limité. Dans ce cas, pour minimiser l'effet du problème, on peut optimiser le choix de certains paramètres tels que la fréquence porteuse ou l'élévation par exemple. La couche atmosphérique l'ionosphère est caractérisée par une variation spatio-temporelle très forte, d'où l'usage des modèles de prédiction [1,2] de l'ionosphère est obligatoire. En plus de ces coordonnées liées à la physique de l'ionosphère, des phénomènes naturels viennent perturber le signal observé tel que le passage des météores, l'orage magnétique...

Parmi les raisons qui limitent les performances de ces radars est l'interférence liée aux activités humaines qui sont très présentes, car la bande HF (3-30 MHz) utilisée pour les radars transhorizon est très encombrée et la bande utilisable pour le radar se limite à quelques kHz [1,2,3].

La structure de la couche ionosphère implique l'existence de plusieurs modes de propagations pour un signal réfléchi par une cible ponctuelle. Le problème qui nous intéresse plus particulièrement, ici, est lié à la détection des cibles et aux phénomènes des multitrajets. En effet, à la réception, l'opérateur verra autant de réflecteurs (cibles) qu'il y'a de multitrajets. Sachant que ces derniers arrivent avec des retards distincts. En absence d'un traitement adéquat, les opérations de détections et de poursuites (Tracking) deviennent plus difficiles. Le phénomène des multitrajets induit un autre

problème, qui est l'élargissement du spectre du fouillis (Clutter). Le fouillis est constitué de l'ensemble des réflexions du sol [1,2,7]. Ce signal puissant, est présent tout le temps et masque les signaux utiles. Pour résoudre le problème, un traitement Doppler est nécessaire pour permettre de ressortir les cibles ponctuelles selon leurs vitesses.

En présence du phénomène des multitrajets, le spectre du fouillis se trouve élargi, et la détection des cibles lentes, c'est-à-dire dont le Doppler est comparable à celui du fouillis, et alors devenu difficile. C'est le cas, par exemple, des bateaux. Peu de solutions existent pour résoudre le problème des multitrajets. Cependant, un algorithme avancé de pistage basé sur une modélisation statistique du canal de propagation permet d'associer les pistes résultantes des échos de trajet multiples.

Le phénomène des multitrajets n'est pas propre à la propagation ionosphérique. Il est notamment très présent en communication numérique et en particulier pour la communication GSM entre mobiles. On sait, qu'un signal reçu par le mobile d'un utilisateur en ville a subi plusieurs réflexions sur les obstacles (ex les immeubles), et est la somme de trajets ayant emprunté des chemins de propagation différents. Ces multitrajets sont des sources potentielles d'interférences et peuvent conduire à une atténuation très forte du signal ou à une difficulté importante à reconstituer le signal émis. Pour pallier ce problème, une famille de méthodes, appelées technique d'égalisation est apparue [1,8,23]. Ces méthodes visent à reconstituer le signal émis, le plus fidèlement possible en éliminant les interférences dues aux trajets multiples.

L'objectif principal de ce travail, est l'exploitation potentielle des algorithmes d'égalisation pour les radars transhorizon. Plus particulièrement, nous nous intéressons aux méthodes d'égalisations dites aveugles, permettant d'identifier le canal de propagation sans séquence d'apprentissage et à partir de quelques hypothèses sur les signaux sources. Seulement, la transposition de ces méthodes en contexte radar n'est pas immédiate et nécessite de définir un équivalent au modèle de communication numérique.

Ce travail a été initié durant notre stage au Paristech Telecom au laboratoire Traitement du Signal et Image TSI sous la responsabilité de Professeur K. Abed-Meraim, le sujet est réalisé, pour l'application dans le cas du radar transhorizon NOSTRADAMUS en France. Notre contribution dans ce travail :

- Application d'une technique HR (Haute Résolution) en sous-échantillonnant le réseau de capteurs pour améliorer la résolution angulaire et isoler les trajets multiples.
- Utilisation du même algorithme pour déterminer les Doppler.
- Amélioration de la résolution spatiale des méthodes HR (Haute Résolution) en utilisant à la fois un sous échantillonnage spatial et temporel (Bootstrap)
- L'utilisation du signal de fouillis pour l'identification aveugle du canal ionosphérique.

- Description de la chaîne radar par un système MIMO en exploitant la diversité de Doppler.
- Application de la méthode sous-espace structuré en contexte radar.
- Application de la technique d'égalisation CMA (Constant Modulus Algorithm) pour identifier l'égaliseur du canal ionosphérique.

Ce document est découpé en quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré à la présentation des radars transhorizon et la description physique de la couche atmosphérique l'ionosphère et ses conditions de propagation. Nous avons présenté le modèle du canal ionosphérique basé sur une description paramétrique, et la condition de le supposer constant sur quelques cases distances.

Dans le second chapitre, nous avons présenté une étude de traitement d'antennes où nous avons proposé un algorithme exploitant le sous-échantillonnage spatial du réseau d'antenne pour améliorer la résolution. Ensuite nous avons présenté un deuxième algorithme inspiré des travaux de Abed-Meraim et A. Zoubir, qui combine les méthodes HR, en particulier MUSIC, le sous-échantillonnage spatial et le ré-échantillonnage temporel Bootstrap pour améliorer la résolution, dans le cas où le nombre d'échantillons recueillis est faible.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté la technique d'égalisation aveugle du type sous-espace, et que nous avons adaptée pour identifier le canal ionosphérique. Pour ce faire, nous avons supposé que le problème est un système MIMO dont les entrées sont les échos de fouillis de mer. Les simulations ont montré que la méthode sous-espace standard est efficace quand le bruit est absent, par contre, si on introduit le bruit, la méthode devient défailante pour estimer le canal ionosphérique. Ensuite, nous avons appliqué la méthode sous-espace structurée qui prend en considération la connaissance du code émis et la description paramétrique du canal, dans ce cas, cette méthode permet d'estimer les paramètres du canal.

Dans le chapitre quatre, on a supposé que l'amplitude des deux premiers raies du premier ordre du fouillis de mer sont connus par un modèle théorique. Ensuite, la matrice du canal est décomposée en deux matrices, dont l'une contient l'information Doppler et l'autre contient l'information commune à toutes les sources. Ensuite on inverse le terme Doppler pour obtenir un système où la source et les multitrajets sont séparés. En concaténant les entrées, on aboutit à un système SIMO à une entrée et les sorties sont le nombre de multitrajets. Dans ce cas, on utilise la méthode du module constant pour identifier un égaliseur SIMO.

En conclusion, nous rappelons les principales contributions dans ce travail, les difficultés liées à ce problème dans le cas réel, les avantages et les inconvénients des méthodes proposées, ainsi quelques extensions de travaux futurs possibles.

# **Chapitre I**

## **Description de la Couche Ionosphère et des Radars Transhorizon**

## I.1 Introduction

Les solutions classiques des radars hyperfréquences sont incapables de détecter des objets (réflecteurs) au-dessous de l'horizon. D'où l'intérêt des radars transhorizon, qui permettent l'observation des objets à de très grande distance évoluant à basse altitude [1-3]. En effet, ces radars exploitent la faculté des ondes hautes fréquences de se réfléchir ou plus exactement de se rétrodiffuser sur les couches supérieures ionosphériques. La propagation de l'onde via l'ionosphère peut engendrer le phénomène des multitrajets, qui est l'un des objets de cette thèse. Ce phénomène de multitrajets se trouve également en communication numérique. L'une des techniques pour le traiter est l'égalisation. Pour cela, Il est nécessaire en premier lieu de comprendre le phénomène de propagation dans le milieu de l'ionosphère et le principe de fonctionnement des radars transhorizon avant de proposer les solutions pour traiter les multitrajets due à la propagation des ondes à travers l'ionosphère.

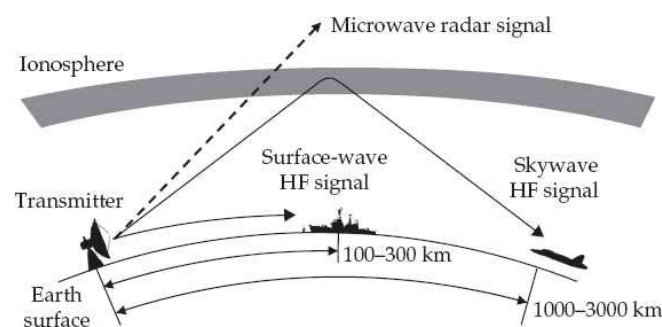
Pour cela, dans ce chapitre, nous allons décrire le phénomène de propagation ionosphérique et son exploitation par les radars transhorizon, ainsi d'éclaircir les phénomènes physique perturbateur. Puis, un rappel de différentes techniques de traitement déjà fait. Et enfin, on va présenter le modèle de signal exploité dans cette thèse ainsi que le modèle du trajet.

## I.2 Propriétés des radars Transhorizon

### I.2.1 Types de radar Transhorizon

La figure I.1 [1,4] illustre l'existence de deux concepts de radars transhorizon. Le radar transhorizon à ondes de surface (surface-waves radars) qui ont une portée liée à leur longueur d'ondes : jusqu'à 50 km en très haute fréquence (30 à 100 MHz) et jusqu'à 400 km dans la partie basse des hautes fréquences (2 à 18 MHz), avec des puissances émises de quelques dizaines à quelques centaines de KW. Leurs domaines d'utilisation est la surveillance maritime car les meilleures propagations sont obtenues au niveau de la mer [5,6].

Par contre le radar transhorizon à rétrodiffusion ionosphériques (sky-wave ou over-the-horizon OTH radar) Permet d'atteindre des portées supérieures de 1 000 à 3 000 km en haute fréquences (5 à 30 MHz). Conçu à l'origine pour la surveillance lointaine des zones stratégiques (détection des départs des missiles) puis pour la surveillance lointaine des aéronefs évoluant à basse altitude.



**Figure I.1.** Ondes à rétrodiffusion ionosphérique et ondes de surface

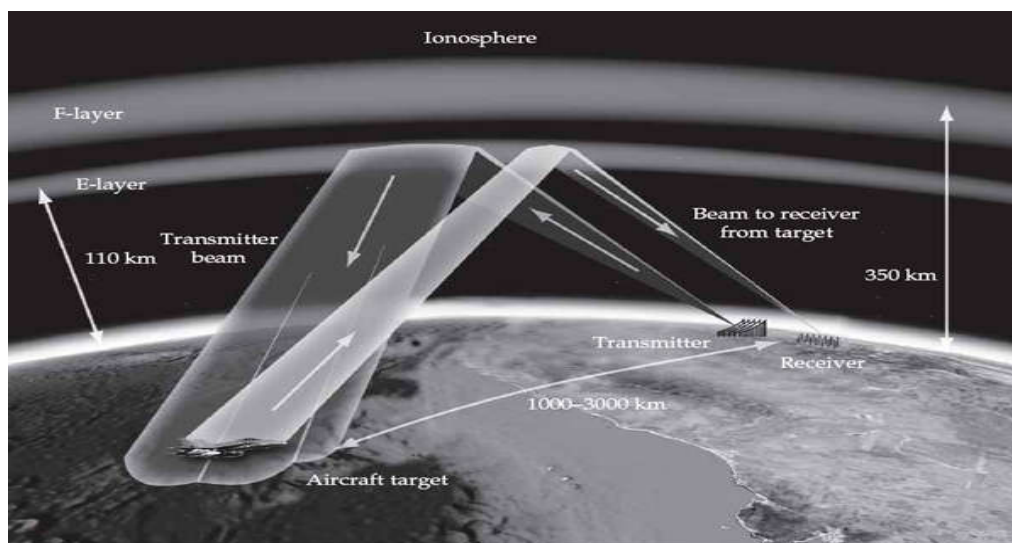
Il trouve aussi des applications pour la surveillance maritimes et l'étude de phénomènes climatiques par l'analyse des échos de mer, vent, courant maritime... [2,6].

### I.2.2 Les ondes de propagation du radar

La figure I.2, [1,4,5] présente le principe de fonctionnement des radars Transhorizon qui se base sur la réflexion des ondes électromagnétiques sur la couche de l'ionosphère, qu'on va expliquer un peu plus loin. Comme il est montré, les antennes du radar pouvant être séparées ; en fonction de fréquence émise et de l'état de l'ionosphère, l'onde émise se focalisera dans un domaine de site bien déterminé. Les phénomènes de propagation fixe la région de focalisation de l'onde. Deux phénomènes principaux se produisent au niveau de la zone dans laquelle les ondes émises rencontrent le sol :

- Réflexion spéculaire qui renvoie une très grande part de l'énergie interceptée (80 à 95%) vers les distances supérieures, et peut ainsi former un ou plusieurs bandes supplémentaires, le sol joue le rôle «d'émetteur» ;
- Diffusion et diffraction du reste de l'énergie dans toutes les directions, et particulier dans la direction initiale provoquant ainsi un écho de retour.

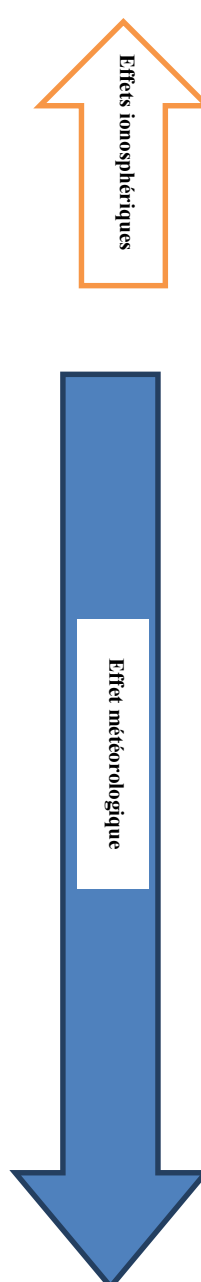
L'amplitude des échos de sol. Maximale au premier point de réflexion, et diminue avec la distance à cause de différents phénomènes perturbateur décrits plus loin.



**Figure I.2.** Principe de fonctionnement des radars transhorizon [1]

L'étendu de l'écho de sol ou de mer est de l'ordre de 500 à 1000 km selon les conditions de propagation [3, 7-9]. Pour être naturellement visible, les cibles devront donc se trouver en dehors des échos de sol, alors, on cherche à détecter des cibles évoluant à basse altitudes, ces zones deviennent très limitées. Pratiquement, on est toujours confronté à détecter des cibles en présence de fouillis, donc un filtrage Doppler est primordiale.

## I.2.3 Choix de la fréquence de travail du radar transhorizon



| Bande      | Fréquence    | Longueur d'onde | Exemple d'application radar  |
|------------|--------------|-----------------|--|
| <b>HF</b>  | 3 -30 MHz    | 10 -100 m       | Surveillance radar Transhorizon  |
| <b>VHF</b> | 30-300 MHz   | 1 – 10 m        | Très grande portée pour la surveillance aérienne.  |
| <b>UHF</b> | 300-1000 MHz | 0,3-1 m         | Très grande portée pour la surveillance aérienne, Radar de surveillance sur avions.                    |
| <b>L</b>   | 1-2 GHz      | 15-30 cm        | AEW Radar, zone à couvrir allant jusqu'à 500 km.   |
| <b>S</b>   | 2-4 GHz      | 7.5-15 cm       | Multifonction radar, radar pour la marine, contrôle de trafic aérien.                                  |
| <b>C</b>   | 4-8 GHz      | 3,75-7.5 cm     | Support pour le contrôle de lancement des missiles, radar pour météo.                                  |
| <b>X</b>   | 8-12 GHz     | 2.5-3,75 cm     | Radar d'interception et d'attaque sur avion, radar de défense contre les missiles, guidage de missile. |
| <b>Ku</b>  | 12-18 GHz    | 1.67-2.5 cm     | Radar de navigation maritime.  |
| <b>K</b>   | 18-27 GHz    | 1.11-1.67 cm    | Utilisation limitée due à la forte absorption de H <sub>2</sub> O.                                     |
| <b>Ka</b>  | 27-40 GHz    | 0,75-1.11 cm    | Recherche pour de très courte distance, détection de mouvement.  |

Tableau I.1. Fréquences utilisées par les radars

Le tableau I.I présente les plages de fréquence utilisées par les radars. En pratique, il est nécessaire d'établir une analyse en temps réel des fréquences disponibles pour choisir une bonne fréquence pour le radar transhorizon vu les caractéristiques physiques de l'ionosphère [2,10-12].

### I.2.4 L'équation du radar transhorizon

L'équation du radar transhorizon à rétrodiffusion ionosphérique se présente comme celle du radar classique à un facteur près lié à la focalisation des ondes sur l'ionosphère, soit le rapport signal bruit qui se présente comme suit [1, 3, 13]:

$$\frac{S}{N} = \frac{P_e T G_e G_r \lambda^2 \sigma F_p}{(b_0 + b_c)(4\pi)^3 D^4 L_p L_s} \quad (I.1)$$

$P_e$  : Puissance émise en W

$T$  : Durée du signal traité en (s),  $T = n \cdot \tau$  si  $\tau$  est la durée d'impulsion et  $n$  le nombre d'impulsion,

$G_e$  : Gain à l'émission compte avec effet de sol,

$G_r$  : Gain à la réception compte avec effet de sol,

$\lambda$  : longueur de l'onde émise en (m),

$\sigma$  : surface équivalente de la cible (m),

$F_p$  : facteur de propagation environ 6 dB,

$b_0$  : bruit radar (W/Hz) d'origine thermique ou industriel,

$b_c$  : résidu du bruit Clutter (W/Hz),

$D$  : Distance radar - cible (m),

$L_p$  : Perte système (liaisons antennes, traitement du signal),

$L_s$  : Perte de propagation.

Le bruit du radar Transhorizon comprend le bruit interne de réception et le bruit recueilli par l'aérien du radar. Compte tenu des technologies disponibles, le bruit interne peut être considéré comme négligeable. Par contre, le bruit recueilli par l'aérien ou bruit externe peut être décomposé lui-même par nature, on trouve : Le bruit atmosphérique qui est variable selon l'heure de la journée. La figure I.3, représente des mesures réelles pris par le radar Nostradamus [3,15].



Figure I.3. Variation du bruit atmosphérique le jour et la nuit en fonction de la fréquence



On trouve aussi le bruit de surface qui dépend de la nature des zones interceptées.

Le bruit galactique qui est assimilé à une fonction linéaire en échelle logarithmique, il est pris en compte pour les ondes qui traversent l'ionosphère. Son équation empirique est donnée par [1, 3] :

$$b_{dB} = -154,5 - 22 \cdot \log_{10}(f_{MHz}) \quad (I.2)$$

En outre de ces bruits naturels et industriels, il y'a aussi le spectre des hautes fréquences qui est largement occupé par des émissions diverses : liaison radio fixe et mobiles, radio amateur, ...

### I.2.5 Choix de la fréquence émise

En détection radar transhorizon, le choix de la fréquence, comme on a vu, est primordial. Pour cela, en pratique on établit des modèles de l'ionosphère qui permettent de prédire les conditions de propagations. Ces modèles sont complétés par des mesures en temps réel, notamment par des sondages obliques [3,16], qui en relevant la puissance recueilli sur les échos de surface, donnent un indicateur des zones qui peuvent être illuminées en fonction de la fréquence émise. Après élimination du Clutter (fouillis) par filtrage Doppler, on peut dresser une carte « Taux de visibilité ». Cette carte est caractéristique d'une bonne propagation au plan de la qualité spectrale des signaux reçus et vient apporter un critère supplémentaire pour le choix de la fréquence à émettre. La figure I.4 [3,17] illustre un exemple de la carte de visibilité qui détermine les zones à éclairer en fonction de la fréquence donnée en MHz, de la distance en km et le temps de propagation mesuré en ms.

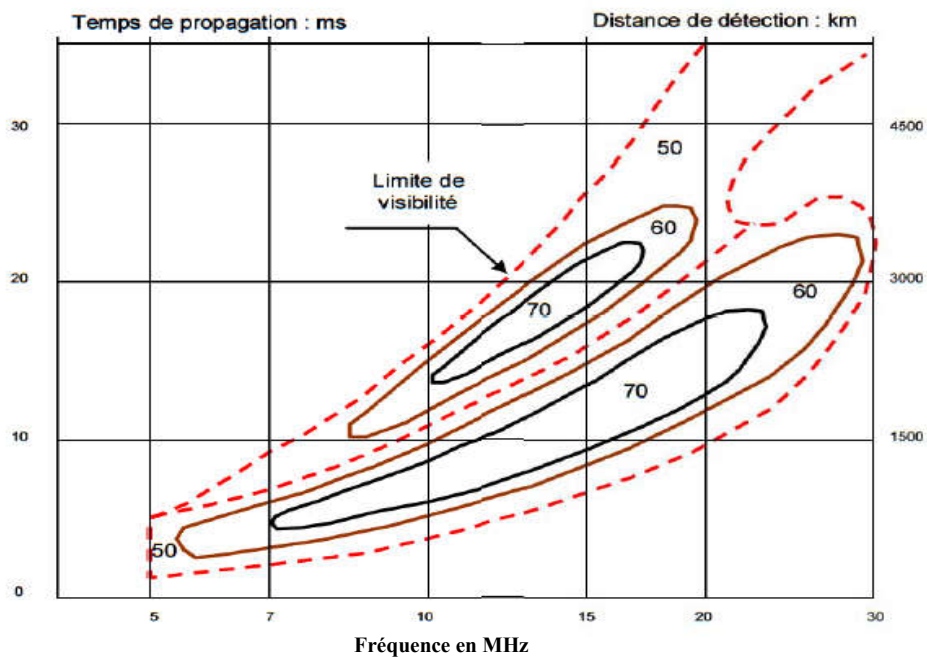


Figure I.4. Exemple d'une carte schématisant le taux de visibilité

Ce type d'analyse exige des temps d'intégration très importants sur chaque fréquence émise pour effectuer le filtrage Doppler [18]. Seules les fréquences discrètes seront utilisées et la carte étant

reconstituée par interpolations. Nous allons détailler plus loin, pour avoir une bonne approximation de mesure, il faut que le temps d'intégration soit minime.

### I.3 Description de la couche ionosphère

La terre est enveloppée de plusieurs couches atmosphériques. L'ionosphère est la zone de l'atmosphère terrestre qui s'étend approximativement entre 50 km et 1000 km d'altitude [1,19]. L'ionosphère, constituée d'un gaz ionisé (Plasma), dont la structure est susceptible à l'action du soleil. En fonction du rayonnement du soleil, l'ionisation augmente ou diminue selon les heures de la journée, du mois et même de l'année. La figure I.5 représente la modélisation de la structure de l'ionosphère en couche moins ionisée en couche plus ionisée [1]. En journée, l'ionosphère est subdivisée en trois couches distinctes, ici on s'intéresse seulement aux couches réfléchissantes :

- La couche D s'étend approximativement de 50 à 90 km, elle ne réfléchit pas les ondes HF car elle est moins ionisée. Son principal effet est d'atténuer les signaux qui la traversent ;
- La couche E s'étend entre 100 et 140 km, et qui contient plus d'électrons ;
- La couche F est plus ionisée et qu'on peut décomposer en deux sous couches F1 et F2. En nuit, seules les deux couches E et F existent.

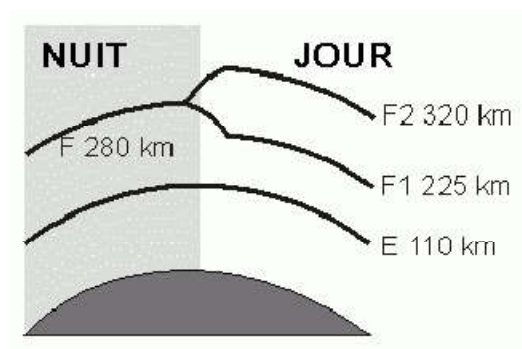


Figure I.5. Structure de la couche ionosphère selon le jour et la nuit [19]

Il est démontré, que le plasma constituant la couche de l'ionosphère est un milieu dispersif, et les variations subies par l'onde qui la traverse sont fonction de la fréquence de l'onde elle-même. C'est un milieu où les variations temporelles s'observent sur une échelle de temps plus réduite. Pratiquement, on considère que l'ionosphère est stationnaire sur un intervalle de quelques dizaines de secondes [1,2]. De plus, l'ionosphère varie spatialement en fonction de la position (zone) terrestre. Par exemple, il est observé de fortes inhomogénéités dans la densité électronique, à l'équateur, à cause des orages magnétiques [2,5].

### I.4 Les effets perturbateurs dans les radars transhorizon

Les radars transhorizon exploitent la propriété physique de l'ionosphère qui réfléchit les ondes HF pour illuminer les zones se trouvant au-delà de l'horizon des radars classiques par réflexions. La figure I.2, présentée plus haut, illustre le fonctionnement du radar transhorizon. En effet, le radar

rayonne et illumine une zone de l'ionosphère, celle-ci dévie le faisceau vers le sol. Le signal rétrodiffusé atteint le radar en revenant par le chemin inverse.

Les caractéristiques de la propagation dans l'ionosphère dépendent totalement des paramètres physiques de celle-ci est plus particulièrement de sa densité électronique [10, 18, 19]. Selon les valeurs de ses paramètres, la distance de la portée du radar sera plus au moins grande. C'est pourquoi, en aspect pratique, comme il a été mentionné plus haut, il est impératif d'avoir une prévision réelle de l'état de l'ionosphère en chaque instant. Pour cela, des modélisations très évoluées de l'ionosphère ont été mis en œuvre pour prédire les conditions de propagation pour une période donnée. On effectue des sondages de rétrodiffusion à intervalle de temps régulier pour connaître en temps réel les caractéristiques physique de l'ionosphère. Seulement, l'inhomogénéité et la variabilité de celle-ci rendent parfois difficile l'interprétation et le traitement des signaux reçus, quand il s'agit de détection ou de pistage (tracking), par exemple.

Anderson, dans son travail en [20], a cité plusieurs sources de perturbation dans le cas de la propagation des ondes dans l'ionosphère. On trouve :

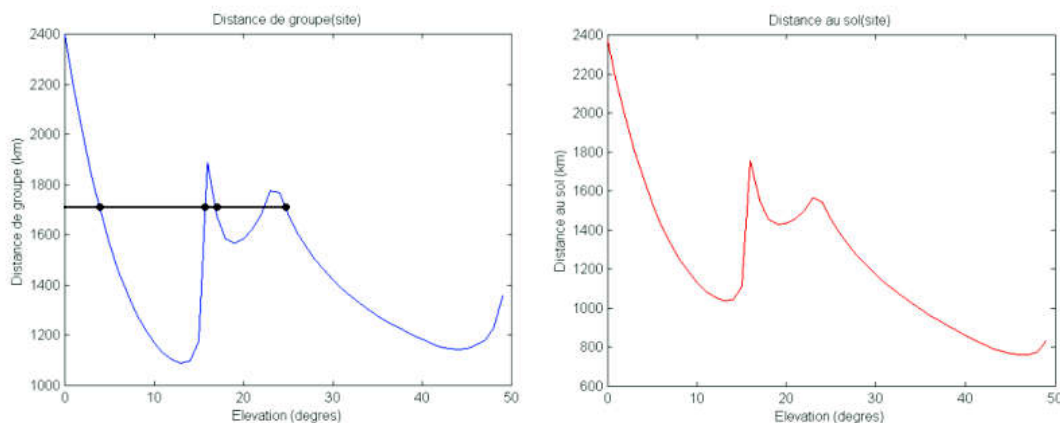
1. La variation continue de la structure de l'ionosphère, car sa composition dépend principalement du soleil, et varie donc avec la position de celui-ci ;
2. La structure spatiale de grande taille telle que les anomalies équatoriales ;
3. Plusieurs modes de propagation existent dans l'ionosphère pour une seule onde (multimodale). Il en résulte le phénomène des multitrajets qui ont des doppler différents. C'est le problème qui nous intéresse plus particulièrement dans cette thèse ;
4. Les variations des chemins optiques (trajet de phase ou retard de phase) dues aux ondes ultra-bas fréquence d'origine plasmaphérique.
5. Les échos dus aux passages des météores dans l'ionosphère qui engendrent une série d'ionisation responsables de perturbation importantes du signal ;
6. Les zones limites entre le jour et la nuit ;
7. Les fluctuations de la polarisation du signal causées par une rotation de Faraday non stationnaire ;
8. La modulation des trajets de phase engendrée par les TIDs (Travelling Ionospheric Disturbances) qui sont des manifestations des ondes de gravité ;
9. Le bruit atmosphérique toujours présent ;
10. Selon les conditions de propagation, une onde, réfléchissante sur deux couches différentes, éclaire deux zones éloignées à cause de leurs inclinaisons respectives ; on obtient alors une superposition de signaux provenant de plusieurs sources, qui rend difficile de distinguer un mélange de multitrajets issu d'un même rétrodiffuseur.

En Plus des phénomènes naturels, il existe le problème de l'encombrement de la bande HF pour les émissions radio, utilisée par le radar transhorizon. Les radaristes sont obligés d'utiliser des bandes très étroites, de quelques kilohertz.

### I.5 L'effet Doppler et les multitrajets

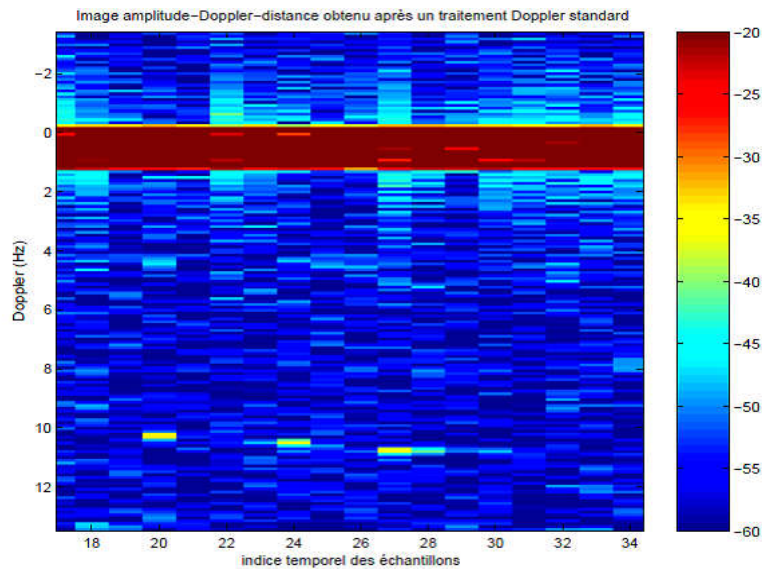
Les perturbations ionosphériques et le multimodage sont les contaminations les plus importantes dans le contexte de cette thèse. La contamination ionosphérique est due aux mouvements verticaux de ses couches. Ce mouvement induit une dérive du Doppler du signal, différent selon les couches et qui varie en distance et qui peut atteindre des valeurs très fortes de quelques centièmes à quelques Hertz. Ce phénomène est très gênant dans le cas où on veut détecter des cibles très lentes tels les bateaux. Par exemple dans le cas de la mer, à cause de la contamination ionosphérique, au lieu d'observer deux raies de Bragg rectiligne correspondant aux vagues avançant au radar et aux vagues s'éloignant, on aura des raies spectrales étalées. Dans ce cas, la détection des cibles lentes dont le Doppler est comparable à celui de la mer, devient très délicate [17,18, 20]. Cet effet Doppler, dû aux couches, est fréquemment assez faible, et ne devient gênant que si on intègre sur un temps assez long.

Le multimodage est dû à l'existence de plusieurs modes de propagation d'une seule onde à travers l'ionosphère. Le problème majeur aussi qui intervient est la possibilité de réception avec des temps de groupes égaux de plusieurs ondes provenant de différentes cases de résolutions et se propageant sur des couches différentes. Sur la figure I.6 [18, 19], il est tracé les courbes représentant les angles d'arrivées en fonction des distances de groupes et des distances réelles. Chaque angle d'arrivée correspond à une distance de groupe et une distance réelle. Si on trace verticalement une ligne à 1700 km, on remarque qu'il y'a plusieurs angles d'arrivées avec cette distances, donc plusieurs sites possibles, c'est à dire plusieurs trajets.



**Figure I.6.** Tracé de l'angle d'arrivée en fonction de la distance démontrant le phénomène du multimodage

Ceci est très gênant dans la détection radar, car au lieu de détecter une cible potentielle, on va détecter autant d'échos causés par le phénomène de multimodage. Dans la figure I.7 [17, 19], il est représenté une image radar simulant la présence des multitrajets. Au lieu de voir une seule cible on voit trois cibles avec des Doppler différents.



**Figure I.7.** Exemple d'image radar en présence des multitrajets.

### I.6 Les différentes techniques existantes pour le traitement des problèmes des signaux observés du radar transhorizon

Pour traiter le problème des brouilleurs et les interférences, il a été développé plusieurs algorithmes exploitant les techniques radars standards pour la localisation et l'élimination des sources d'interférences [7]. La première difficulté à faire face est la non stationnarité des modes de propagations ; pour remédier le problème, il faut développer des algorithmes anti-brouilleur adaptatifs, car du au deuxième problème, les angles d'arrivée (DOA) des trajets de sources peuvent changer sur le temps d'intégration. Le choix de la fréquence radar et du site permet de minimiser ce phénomène. Les auteurs [1, 7,19, 20] appliquent des méthodes STAP (Spatio-Temporel Adaptive Processing) pour élimination des interférences sans distorsion du signal rétrodiffusé.

Pour traiter les contaminations ionosphériques, Howland et Cooper [21] ont proposé d'utiliser les distributions de Wigner-ville pour estimer la fréquence modulatrice et de corriger en compensant la dérive Doppler pour retrouver un spectre de mer conforme aux modèles théorie. Abramovich et Anderson [7, 20] ont utilisé un algorithme de type MUSIC pour l'estimation du décalage instantané en fréquence.

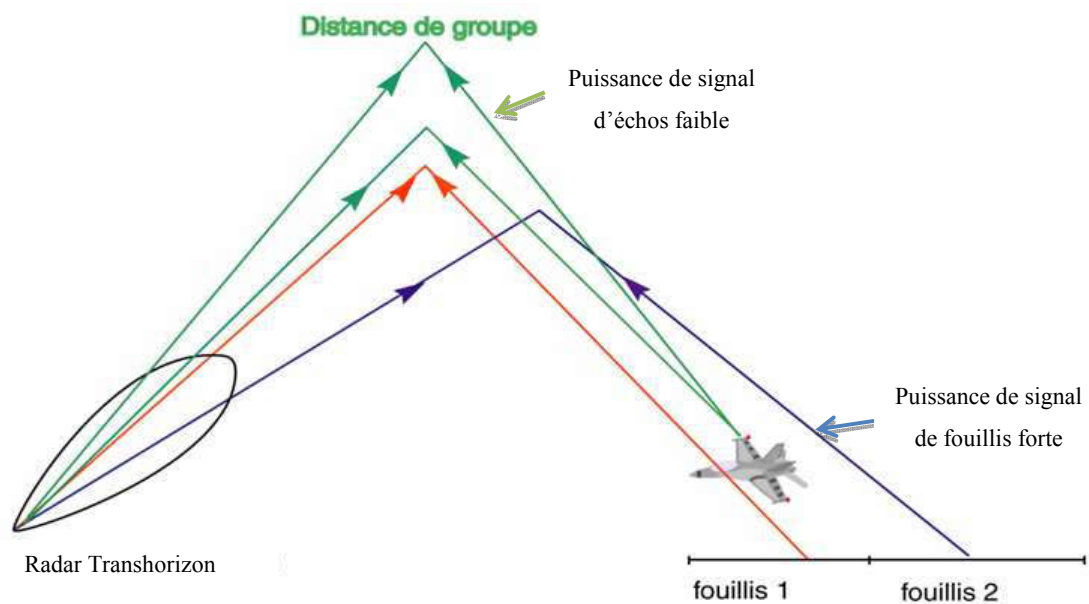
Les multimodes n'ayant pas le même Doppler différentiel, le spectre des échos de mer apparaîtra élargi et la détection devient plus cruciale. Anderson suggère de déconvoluer le spectre de raie de Bragg par une méthode de programmation linéaire. Sous la contrainte de disposer d'un ensemble de spectres possibles, les auteurs envisagent de déterminer celui dont le spectre observé est le plus proche. Dans [22] Richard a étudié l'utilisation du modèle de propagation pour l'amélioration du pistage d'échos de radar transhorizon. Plus précisément, il a essayé de mettre en place un algorithme permettant la fusion de piste issue de la même cible et due aux multimodage.

### I.6.1 Considération de l'ionosphère comme un filtre

Les méthodes de traitement du signal reçu par le radar transhorizon, qu'on a présenté, fonctionnent avec succès individuellement, mais si on traite plusieurs phénomènes simultanément ça devient très délicat.

Dans cette thèse, pour procéder au traitement des multitrajets, nous allons adopter la vision de Abed-Meriam [14], où il a considéré la couche ionosphérique comme un filtre. Nous avons vu que le problème crucial de la détection de cible par le radar transhorizon est la dépendance de la propagation par les caractéristiques physiques de l'ionosphère.

La modélisation de la propagation ionosphérique passe par celle de la densité électronique. En effet, un réflecteur renverra des échos dont les caractéristiques : retard de groupe, puissance et Doppler dépendront de la zone de l'ionosphère par laquelle ils se propagent, de la date et de l'heure. Des mesures périodiques pourront être faites par sondage oblique pour déterminer l'état de l'ionosphère et déterminer la fréquence et l'élévation optimale en fonction de la zone à surveiller.



**Figure I.8.** Filtrage des échos de fouillis par l'ionosphère [14]

Dans la figure I.8, on considère qu'on a un signal d'intérêt qui est le fouillis (clutter) de puissance élevée et des échos de cibles de puissance beaucoup plus faibles. Dans ce modèle, tout se passe comme si l'ionosphère filtre le message émis par une source, le fouillis ou clutter. D'après la géométrie de la figure, on remarque que d'une case de fouillis à une autre, les chemins de propagation sont différents. Les échos du fouillis des cases successives sont considérées comme des échantillons temporels d'une même source, point important à comprendre. A une distance au sol correspond un temps de groupe donc un échantillon temporel. Donc on considère qu'il y'a une équivalence entre un système numérique où une source émet un message de durée déterminée distordu par le milieu de

propagation et une récurrence radar où les échos de fouillis arrivent quasi-continûment. La relation de filtrage entre le signal reçu  $x(t)$  et les échos de fouillis peut s'écrire :

$$x(t) = h(t) * S(t) \quad (I.3)$$

Où  $s(t)$  est le signal renvoyé par le fouillis, et  $h(t)$  est la réponse impulsionnelle du canal et  $*$  représente le produit de convolution.

Le filtre ionosphérique peut être caractérisé par les retards, les atténuations complexes et les Doppler associés aux couches. La réponse impulsionnelle du canal peut être écrite sous la forme [21, 22] :

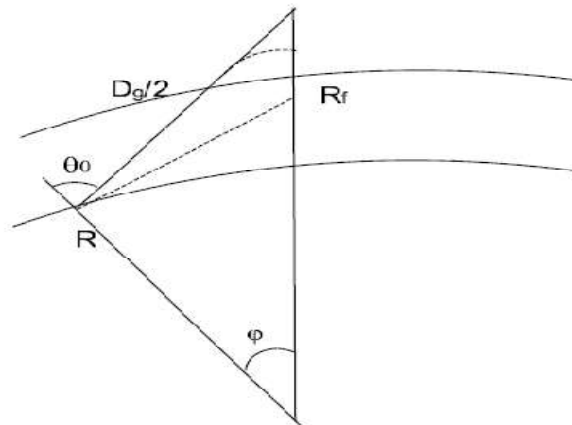
$$h(t) = \sum_i^d a_i \delta(t - \tau_i(t)) e^{-j2\pi f_i(t)t} \quad (I.4)$$

Où  $d$  est le nombre de trajet,  $a_i$ ,  $\tau_i$  et  $f_i$  représentent respectivement l'atténuation, le retard et le Doppler du  $i^{eme}$  trajet.

Dans l'expression (I.4) sont les retards qui varient très vite, c'est pourquoi il est nécessaire d'utiliser des modèles simples permettant de connaître des retards sur une récurrence. Il faut tout d'abord déterminer les retards de groupe des différents trajets qui correspondent aux temps réel mis par le signal pour revenir au récepteur. Par contre les retards  $\tau_i(t)$  représentent la différence entre le temps d'arrivée des multitrajets provenant d'une même case distance en fonction de la distance où on se place.

### I.6.2 Calcul du retard de groupe

Pour calculer le retard de groupe des trajets dans l'ionosphère, on se base sur l'optique géométrique de la figure I.9.



**Figure I.9.** Représentation du problème dans le cadre de l'optique géométrique

Pour simplifier le problème et avoir une idée simplifiée, on considère une étude de la réponse de l'ionosphère d'une manière grossière. Premièrement, on fait l'hypothèse que l'indice de propagation est 1, et que les couches de l'ionosphère sont d'une hauteur identique. On sait que l'indice de propagation dans l'ionosphère est variable dans le temps et dans l'espace. De plus, dans l'ionosphère, les rayons ne sont pas réfléchis, ils sont réfractés et suivent une courbure incurvée.

$R$  est le rayon terrestre,  $R_r$  est le rayon fictif de réflexion,  $\varphi$  l'arc terrestre correspondant à la distance au sol et  $\theta_0$  est l'angle d'arrivée. Cependant une bonne approximation pour calculer le retards de groupe correspondant à une distance donnée, consiste à calculer une hauteur de couche fictive  $R_r$  sur laquelle le rayon serait réfléchi, on trouve [22] :

$$D_g = 2 R \frac{\sin(\varphi)}{\sin(\theta_0 - \varphi)} \quad (1.5)$$

L'onde se propage à la vitesse de la lumière, on déduit le retard de groupe associé :

$$T = 2 R \frac{\sin(\varphi)}{C \sin(\theta_0 - \varphi)} \quad (1.6)$$

Dans la figure I.10, il est représenté les retards  $\tau_i(t)$  dans le cas de deux trajets séparés de  $20^\circ$  pour plusieurs distances de sol. On constate que plus la distance, du site illuminé, est importante, plus le retard entre les trajets varie rapidement. Par contre si la distance est faible, la variation des retards des trajets est quasiment linéaire, qui n'est pas le cas, quand on observe sur les sites éloignés. De plus, la variation des retards est fonction d'une case de résolution à une autre, à cause de la variation de la géométrie de propagation d'une distance à une autre. Pour cela, pour pouvoir utiliser l'approximation du canal invariant, il faut travailler sur des horizons de courte durée.

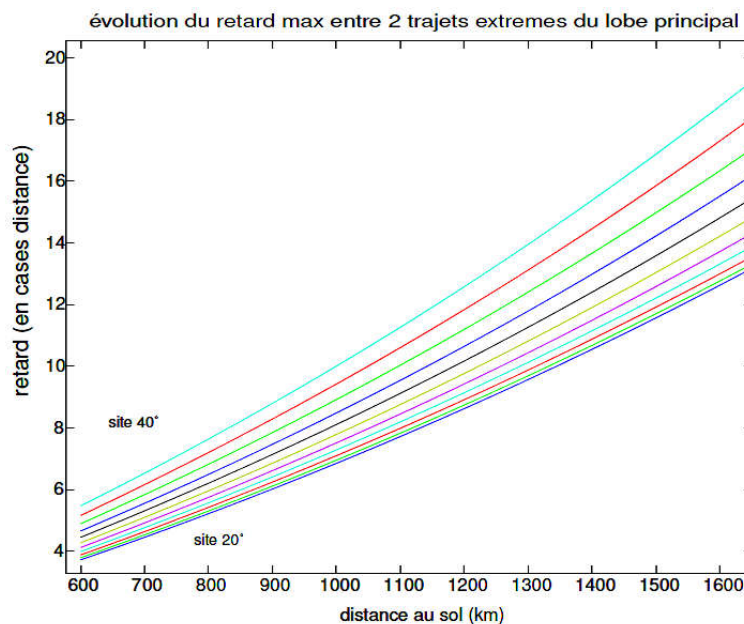


Figure I.10. Calcul du retard pour deux trajets [15]

### I.7 Application des radars transhorizon

Dans le monde, il existe quelques radars transhorizon (OTH), les plus connus sont le radar OTH Australien JINDELEE, le radar Américain US WARF OTH Radar... Durant notre stage au laboratoire de traitement de signal à l'institut Paristech Telecom (ex ENST de Paris), nous avons étudié, en particulier le radar transhorizon Français Nostradamus (figure I.11), et recueilli des signaux réels de mesure.





**Figure I.11.** Le Radar Nostradamus conçu de 288 éléments d'antenne

Tous les radars OTH sont des réseaux linéaires, sauf le radar Nostradamus qui est conçu en étoile avec 3 branches de 100 m distant de  $120^\circ$ , chaque branche est un réseau linéaire comprenant 96 dipôles biconiques. Il est monostatique, en émission, il émet un code de durée déterminée sur un tiers du réseau. En réception, tout le réseau passe en phase d'écoute durant laquelle les ondes réfléchies reviennent au radar. Le signal généralement utilisé est un chirp (signal linéairement modulé en fréquence) de la forme :

$$S_c(t) = e^{2j\pi(\alpha t + \beta t^2)} \quad (\text{I.7})$$

$$\text{Où : } \alpha = f_0 - \frac{B}{2} \text{ et } \beta = \frac{B}{2T_c}$$

B est la bande du signal de quelques dizaines de kHz,  $T_c$  est la durée d'émission dont l'ordre est de quelques ms,  $f_0$  la porteuse entre 5 et 25 MHz.

Les données obtenues sur les capteurs sont traitées sur des récurrences. Chaque récurrence élémentaire est constituée d'une phase d'émission et d'une phase d'écoute de durée déterminée. Outre l'amplification du signal, le récepteur devra jouer le double rôle du filtre adapté sur la durée de codage du signal, typiquement de 5 à 50 ms, et de filtre Doppler à bande étroite sur la durée complète de la cohérence désirée de 1 à 10 secondes sur avion, et de 10 à 100 secondes pour la surveillance maritimes et les études climatologique.

### I.7.1 Le traitement d'antennes

Il consiste de pondérer les signaux selon leurs angles d'arrivées (DOA) pour orienter et viser une direction particulière. Plusieurs techniques et algorithmes sont développés pour détecter les angles d'arrivées des différents modes et leurs Doppler. Ce Problème sera détaillé dans le chapitre suivant.

### I.7.2 Le traitement de distance

Le retard correspond à chaque case de résolution (case distance) illuminée par le radar. La distance est obtenue à partir des temps de groupe correspondant au retard du chirp réfléchi. La résolution en distance est donnée par [22, 23]:

$$\delta = \frac{c}{2B} \quad (\text{I.8})$$

Pour une bande de 30 kHz, la résolution est de 5 km. En pratique, il faut correspondre la distance de groupe à une distance réelle.

### I.7.3 Le traitement Doppler

Comme on a vu précédemment, la seule caractéristique, qui permet de détecter et reconnaître une cible noyée dans un bruit puissant, est sa vitesse de déplacement qui peut être mesurée grâce au Doppler. Selon Abed-Meriam et Kerbiriou dans [8 et 22], pour déterminer le Doppler d'une cible, il faut travailler sur plusieurs récurrences. Tout simplement, parce qu'au cours d'une récurrence, les variations de phase du signal induite par la vitesse des rétrodiffuseurs sont très faible pour être mesurées. Donc, le principe de l'analyse Doppler est de sommer en phase le signal reçu sur l'ensemble des récurrences pour la même case distance. C'est l'intégration cohérente, ceci revient à appliquer une Transformée de Fourier sur les vecteurs constituées des échantillons de signal correspondant au même temps de groupe au cours des divers récurrences, c'est-à-dire sur les vecteurs  $\mathbf{r}_i(\mathbf{t})$  définis par :

$$\mathbf{r}_i(t) = \begin{bmatrix} x(t_i) \\ x(t_i + T_r) \\ \dots \\ x(t_i + kT_r) \\ \dots \\ x(t_i + N_r T_r) \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

$$t_i \in [T_c, T_r],$$

$x$  est l'observation.

Si  $f$  est la fréquence Doppler, on a :

$$x(t_i + k T_r) = x(t_i) e^{2j\pi f k T_r} \quad (\text{I.10})$$

$$X(v) = \sum_{k=0}^{N_r-1} x(t_i + k T_r) e^{-2j\pi v k T_r} \quad (\text{I.11})$$

Avec :

$$v = -\frac{1}{2T_r} + \frac{m}{N_r T_r}, \quad m \in [0, N_r - 1] \quad (\text{I.12})$$

$$X(v) = \sum_{k=0}^{N_r-1} x(t_i) e^{2j\pi(-v+f)kT_r} \quad (\text{I.13})$$

$$X(v) = x(t_i) \frac{1 - e^{2j\pi(-v+f)N_r T_r}}{1 - e^{2j\pi(-v+f)T_r}} \quad (\text{I.14})$$

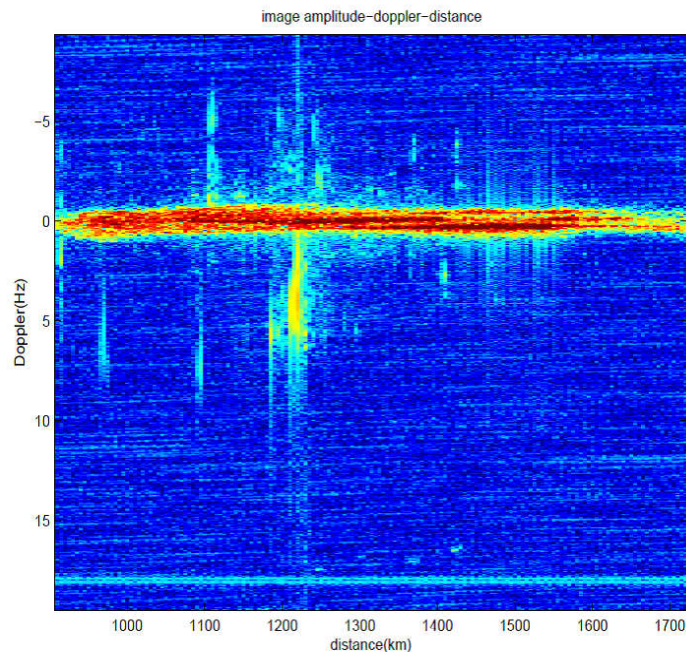
$$X(v) = x(t_i) \frac{\sin(\pi(-v+f)N_r T_r)}{\sin(\pi(-v+f)T_r)} \quad (\text{I.15})$$

La résolution Doppler est donnée par  $\frac{1}{N_r T_r}$ , où  $N_r$  est le nombre de récurrence, et  $T_r$  est la durée d'une récurrence (4 à 5 fois la durée d'un chirp). Théoriquement, pour augmenter la résolution il suffit d'augmenter la durée de la récurrence, mais nous avons vu avant, que puisque l'ionosphère est instable, il faut intégrer sur une durée très limitée, car il y'a effet d'étaler le Doppler. Par contre  $N_r$  varie de quelques centaines à quelques milliers de récurrences. Le Doppler est du type :

$$f = \frac{2V_r}{\lambda} \quad (\text{I.16})$$

Où  $V_r$  est la vitesse radiale du réflecteur. On remarque que la fréquence Doppler dépend de la porteuse.

Dans la figure I.12 [22], il est présenté un exemple d'image réelle obtenue sur 1024 récurrences. On remarque les échos de fouillis de mer près du zéros. Il y' a un brouilleur qui se caractérise par sa présence dans tous les cases distances. Des échos un peu moins visibles caractérisés par un Doppler faible qui peuvent être des avions par exemple.



**Figure I.12.** Exemple d'une représentation Distance - Doppler

### I.8 Expression du signal reçu en fonction du canal

On émet un signal "chirp" complètement connu de la forme, comme il a été décrit dans l'équation (I.7) pour le radar Nostradamus :

$$S_c(t) = e^{2j\pi(\alpha t + \beta t^2)} \quad (\text{I.17})$$

En travaillant après le filtre adapté, le canal de transmission peut être écrit [8] :

$$C(t) = S_c(t) * h(t) * s_c^*(-t) \quad (\text{I.18})$$

$h(t)$  correspond au filtre temporel du canal,  $s_c^*$  est le complexe conjugué de  $S_c$ .

La corrélation d'un chirp  $Z_c(t)$  pour un retard  $\tau$  donné, on écrit :

Pour  $0 < \tau < T_c$

$$\begin{aligned}
Z_c(\tau) &= S_c(t) * s_c^*(-\tau) & (I.19) \\
&= \int_{\tau}^{T_c} e^{[2j\pi(\alpha t + \beta t^2)]} e^{[-2j\pi(\alpha(t-\tau) + \beta(t-\tau)^2)]} dt \\
&= \int_{\tau}^{T_c} e^{[2j\pi(\alpha\tau + 2\beta\tau t - \beta\tau^2)]} dt \\
&= e^{[2j\pi(\alpha\tau - \beta\tau^2)]} \int_{\tau}^{T_c} e^{4j\pi\beta\tau t} dt \\
&= e^{[2j\pi(\alpha\tau - \beta\tau^2)]} \left[ \frac{e^{4j\pi\beta\tau t}}{4j\pi\beta\tau} \right]_{\tau}^{T_c} \\
&= e^{[2j\pi(\alpha\tau - \beta\tau^2)]} \frac{\sin(2\pi\beta 2T_c - 2\pi\beta\tau^2)}{2\pi\beta\tau}
\end{aligned}$$

De même pour  $-T_c < \tau < 0$

$$z_c(\tau) = e^{[2j\pi(\alpha\tau - \beta\tau^2)]} \frac{\sin(2\pi\beta 2T_c + 2\pi\beta\tau^2)}{2\pi\beta\tau} \quad (I.20)$$

$$z_c(\tau) = Z_c(|\tau|)^* \quad (I.21)$$

Le canal de transmission peut s'écrire :

$$C(\tau) = z_c * h \quad (I.22)$$

$$C(\tau) = \sum_{i=1}^d a_i z_c(\tau - \tau_i(t)) e^{-j2\pi f_i(t)t} \quad (I.23)$$

En réception le signal est de la forme :

$$x(t) = c(t) * \sum_{k=1}^T b_k \delta(t - \frac{k}{B}) \quad (I.24)$$

où les  $b_k$  sont les amplitudes complexes associées à la  $k^{eme}$  case distance.

En pratique, dans la plupart des cas, les divers traitements, ainsi que la formation des faisceaux en réception, sont effectuées en numérique après codage du signal. La nécessité de travailler en présence d'un clutter élevé et de s'adapter à des variations importantes de conditions de propagation, exige des dynamiques de l'ordre de 100 dB, soit un codage de 16 bits.

## I.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la description du fonctionnement et les propriétés des radars Transhorizon. Le milieu de propagation de ces radars est l'ionosphère, qui est un milieu très variable et instable qui impose, pour une détection fiable, le choix adéquat de la fréquence en fonction de différentes contraintes décrites à ce chapitre. Nous avons vu qu'on peut considérer l'ionosphère comme un filtre dont les retards varient rapidement en fonction de l'échantillon temporel ou (la distance).

La propagation des ondes à travers l'ionosphère engendre les multitrajets, qui sont très similaires aux phénomènes rencontrés en communications numériques. L'interférence engendrée par

les trajets parasites est pénalisante, car elle impose l'utilisation des puissances importantes à l'émission et d'utiliser des débits limités. Du fait que les communications numériques ont connu une expansion, qui a permis de développer un nombre importants de techniques pour estimer et corriger le canal propagation, on peut les appliquer au canal du radar transhorizon [23].

Les trajets des ondes propageant à travers les différentes couches ionosphériques n'arrivent pas sous le même angle d'arrivée (DOA), d'où la nécessité d'un traitement d'antennes, présenté dans le chapitre suivant, pour assurer une meilleure discrimination angulaire, faciliter leur traitement et éliminer les trajets parasites.

## **Chapitre II**

# **Le Traitement Spatio-Temporel**

## II.1 Introduction

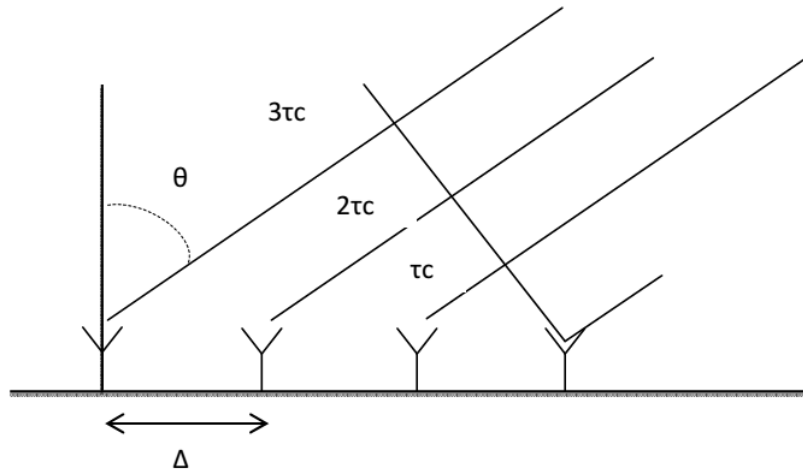
Le traitement d'antennes regroupe tous les algorithmes de traitement du signal dédié aux réseaux d'antennes. On obtient alors une antenne "intelligente" capable, selon les diverses contraintes imposées, de localiser ou imager des sources, maximiser un signal noyé dans le bruit ou dans des interférences, optimiser la capacité de communication, etc [23].

Dans le cas des radars transhorizon, les trajets des ondes se propageant à travers les différentes couches ionosphériques n'arrivent pas en général sous le même angle d'arrivée, d'où l'intérêt du traitement d'antennes. En effet, pour faciliter leurs traitements et éliminer les trajets parasites, une meilleure discrimination angulaire est nécessaire. La séparation des sources est un problème majeur en communication comme en radar [22, 24]. La difficulté que nous abordons dans ce chapitre, concerne la séparation des sources très proches, sujet abandonné traité dans la littérature. Les méthodes dites hautes résolutions ont connu un grand succès dans la détection et l'estimation des sources. Parmi ces méthodes, on trouve ESPRIT (Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Technique) et MUSIC (Multiple Signal Classification), cependant leurs résolutions restent limitées principalement par le rapport signal bruit. Grenier dans [25-26] a introduit une technique dite "Spatial Smoothing" qui consiste à appliquer les méthodes hautes résolutions à des sous-réseaux d'antennes à chaque instant. Cette technique a été améliorée par la suite dans [22], en échantillonnant le réseau d'antenne en plusieurs sous-réseaux dans le but d'améliorer la résolution. D'autre part, Zoubir dans [27 - 30] a introduit une technique "Bootstrap", appliquée en traitement du signal, basée sur le ré-échantillonnage temporel pour améliorer la résolution de deux fréquences.

Dans ce chapitre, nous proposons, dans un premier temps, un algorithme qui combine les deux techniques, l'échantillonnage spatial et une méthode haute résolution MUSIC, pour estimer les DOA (Direction Of Arrival) des sources très proche dans l'espace. Ensuite, un deuxième algorithme, qui utilise la technique du Bootstrap, est proposé pour estimer les DOA des sources proches dans l'espace, quand il existe un nombre d'échantillons faible. Après avoir détaillé la méthode, nous présentons quelques résultats de simulations.

## II.2 Modélisation du signal

La figure II.1 illustre le scénario typique du traitement d'antennes. En faisant l'hypothèse d'un signal à bande étroite, nous considérons un réseau linéaire de  $N$  capteurs séparés d'une distance  $\Delta$ . Les sources sont supposées loin du réseau d'antennes afin de considérer les ondes planes.



**Figure II.1.** Scenario typique du traitement d'antennes.

Nous supposons que  $d$  front d'onde arrivent sur le réseau, sous  $d$  directions  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_d$ . Alors le signal reçu à l'instant  $t$  peut s'écrire [23,24] :

$$x(t) = \begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \dots \\ x_N(t) \end{pmatrix} = A(\theta)s(t) + n(t) = [a_1(\theta_1), a_2(\theta_2), \dots, a_d(\theta_d)] \begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \dots \\ s_d(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} n_1(t) \\ n_2(t) \\ \dots \\ n_N(t) \end{pmatrix} \quad (\text{II.1})$$

Avec  $t = 0 \dots (T-1)T_e$

Où  $T_e$  est la période d'échantillonnage,  $T$  le nombre total d'échantillons,  $A$  est la matrice directionnelle ou la matrice de visée ( $N \times d$ ), et

$$a(\theta_i) = [1 \ e^{j\pi\Delta \sin(\theta_i)/\lambda} \ \dots \ e^{j\pi\Delta \sin(N-1)(\theta_i)/\lambda}]^T \quad (\text{II.2})$$

est le vecteur de visée de direction  $\theta_i$  de taille  $N$  avec ( $i = 1 \dots d$ ),  $s(t)$  est le vecteur source de taille  $d$ ,  $n(t)$  est le vecteur de bruit blanc Gaussien sur chaque capteur de taille  $N$ . Pour simplifier la notation on suppose que la distance intercapteur  $\Delta$  est égale à la demi-onde de travail de radar  $\lambda$  c'est-à-dire:

$$\Delta = \frac{\lambda}{2} \quad (\text{II.3})$$

D'où :

$$x(t) = \begin{pmatrix} 1 \\ e^{j\pi \sin(\theta_i)} \\ \dots \\ \dots \\ e^{j\pi \sin(\theta_i)(N-1)} \end{pmatrix} s_i(t) \quad (\text{II.4})$$

Pour  $T$  échantillons successives, le signal reçu est représenté sous sa forme matricielle comme suit :

$$X = [x(0) \ \dots \ x((T-1)T_e)] \quad (\text{II.5})$$

$$= A(\theta)[s(0) \ \dots \ s((T-1)T_e)] + [n(0) \ \dots \ n((T-1)T_e)] \quad (\text{II.6})$$

$$= A(\theta)S_T + N_T \quad (\text{II.7})$$



On va noter pour la suite :

$$x(kT_e) = x(k) \quad \text{et} \quad X(kT_e) = X(k), \quad k \in \mathbb{N} \quad (\text{II.8})$$

### II.3 Le sous-échantillonnage spatial

Le sous-échantillonnage spatial a été inspiré des travaux de Kailath et Halder [31] qui ont utilisé un sous-échantillonnage temporel pour améliorer la séparation entre  $d$  sinusoïdes de pulsation  $\omega_i$  avec  $i=1 \dots d$ . En considérant le signal unidimensionnel :

$$x(k) = \sum_{i=1}^d s_i(k) + n(k), \quad k = 0, \dots, T-1 \quad (\text{II.9})$$

$$s_i(k) = \alpha_i e^{j(\omega_i k + \phi_i)} \quad (\text{II.10})$$

$\alpha_i$  est l'amplitude de la sinusoïde, et  $\phi_i$  est sa phase.

Au lieu d'utiliser  $T$  échantillons successives pour calculer la covariance, ils choisissent des échantillons dans le temps séparés d'un nombre  $L$  (entier supérieur à un) de fois la période d'échantillonnage. Ce découpage permet de transformer un signal en  $L$  signaux de taille :

$$T_L = T - \beta(m-1) \quad (\text{II.11})$$

Où  $m$  est la taille de la fenêtre utilisée pour calculer la covariance, donc :

$$\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k+L_i) \ \dots \ x(k+L_i(m-1))]^T, \quad \text{avec } L_i = 0, 1, \dots, (L-1) \quad (\text{II.12})$$

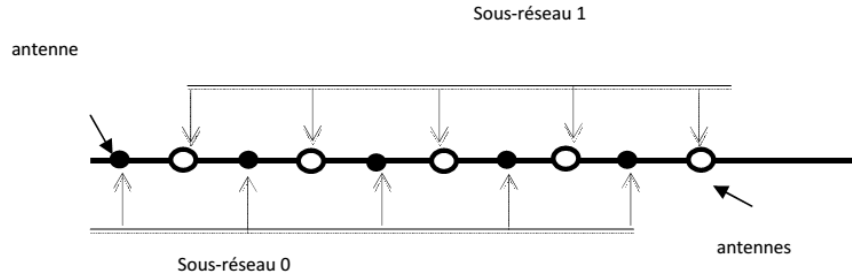
$$X_L = A_L S_L + N_L \quad (\text{II.13})$$

Où 
$$X_L = [\mathbf{x}_L(1) \ \mathbf{x}_L(2) \ \dots \ \mathbf{x}_L(T_L)]^T \quad (\text{II.14})$$

$$S_L = \begin{pmatrix} S_1(1) & \dots & S_1(T_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_d(1) & \dots & S_d(T_L) \end{pmatrix} \quad (\text{II.15})$$

$$A_L = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{jL\omega_1} & \dots & e^{jL\omega_d} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{jL\omega_1(m-1)} & \dots & e^{jL\omega_d(m-1)} \end{pmatrix} \quad (\text{II.16})$$

On remarque que la pulsation est multipliée par un facteur  $L$ , donc le sous-échantillonnage temporel pour effet d'écarter virtuellement les pulsations des signaux d'un facteur  $L$ . De la même vision, mais cette fois-ci on veut estimer les angles d'arrivée DOA (Direction of Arrival), donc le sous-échantillonnage sera spatial et on utilisera une partie du réseau d'antennes ULA (Uniform Linear Antenna).



**Figure II.2.** Un réseau d'antennes ULA sous-échantillonné en facteur  $L=2$ .

Si on effectue un sous-échantillonnage de facteur  $L$  égale à deux comme montré à la figure II.2 :  
Le signal reçu sous les deux sous réseaux à l'instant  $k$  est donné par :

$$X_0 = A_0 S + N_0 \quad (\text{II.17})$$

Avec

$$X_0 = \begin{pmatrix} x_1(0) & \dots & x_1(T) \\ x_{(L+1)}(0) & \dots & x_{(L+1)}(T) \\ \vdots & & \vdots \\ x_{(N_L-1)(L+1)}(0) & \dots & x_{(N_L-1)(L+1)}(T) \end{pmatrix} \quad (\text{II.18})$$

Où la matrice de visée dans la direction  $\theta$  pour le sous-réseau d'indice 0 est donnée par :

$$A_0(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{j\pi L \sin(\theta_1)} & \dots & e^{j\pi L \sin(\theta_d)} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{j\pi(N_L-1)(L+1)\sin(\theta_1)} & \dots & e^{j\pi(N_L-1)(L+1)\sin(\theta_d)} \end{pmatrix} \quad (\text{II.19})$$

De même pour le sous-réseau d'indice 1 :

$$X_1 = \begin{pmatrix} x_2(0) & \dots & x_2(T) \\ x_{(L+2)}(0) & \dots & x_{(L+2)}(T) \\ \vdots & & \vdots \\ x_{(N_L-1)(L+2)}(0) & \dots & x_{(N_L-1)(L+2)}(T) \end{pmatrix} \quad (\text{II.20})$$

$$A_1(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{j\pi(L+1)\sin(\theta_1)} & \dots & e^{j\pi(L+1)\sin(\theta_d)} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{j\pi(N_L-1)(L+2)\sin(\theta_1)} & \dots & e^{j\pi(N_L-1)(L+2)\sin(\theta_d)} \end{pmatrix} \quad (\text{II.21})$$

On remarque que de même pour le sous-échantillonnage temporel, le sous-échantillonnage spatial accroît la séparation entre les sources. Les algorithmes standards ne permettent pas la détection de deux sources très proches dans l'espace. En appliquant un sous-échantillonnage spatial puis en appliquant MUSIC par exemple, les chances de détecter les sources proches deviennent probables.

$$\theta_1 = \theta_2 + \delta\theta, \text{ avec } \delta\theta \ll 10^\circ \quad (\text{II.22})$$

#### II.4 La technique Formation de voie " Beamforming "

La formation de voie, applicable à un réseau d'antennes, vise principalement à reconstituer les signaux sources par un filtrage spatial ; dont le but est de localiser la provenance de signaux incidents ou angle d'arrivée (Direction of Arrival DOA). Elle est équivalente à un balayage électronique qui regarde dans la zone limite qui constitue la fenêtre d'observation. Le résultat de la formation de voies est un pseudo-spectre qui contient des pics identifiant les angles d'arrivée plutôt que le contenu fréquentiel. La méthode la plus originare de la formation de voies consiste à former une combinaison linéaire des sorties des capteurs et à en calculer la puissance. Pour ce faire, on crée le signal  $Z$  à l'aide d'un vecteur de coefficients de pondérations  $W$  fonction de l'angle, qui va servir à remettre en phase les différents signaux de sorties des capteurs  $Y_i$  pour obtenir la fonction scalaire, tel que [23, 26]:

$$Z(\theta) = W^T(\theta) \cdot Y(t) = \sum_{i=1}^N w_i(\theta) \cdot y_i(t) \quad (\text{II.23})$$

$Z(\theta)$  est un estimateur du signal de source présent dans la direction  $\theta$ . La densité spectrale spatiale de puissance du signal obtenu est donné par :

$$E[|Z(\theta)|^2] = E[(W^T(\theta) \cdot Y(t))(W^T(\theta) \cdot Y(t))^T] = W^T(\theta) R_y W(\theta) \quad (\text{II.24})$$

$$\text{Avec } R_y = E[Y(t)(Y(t))^T] \quad (\text{II.25})$$

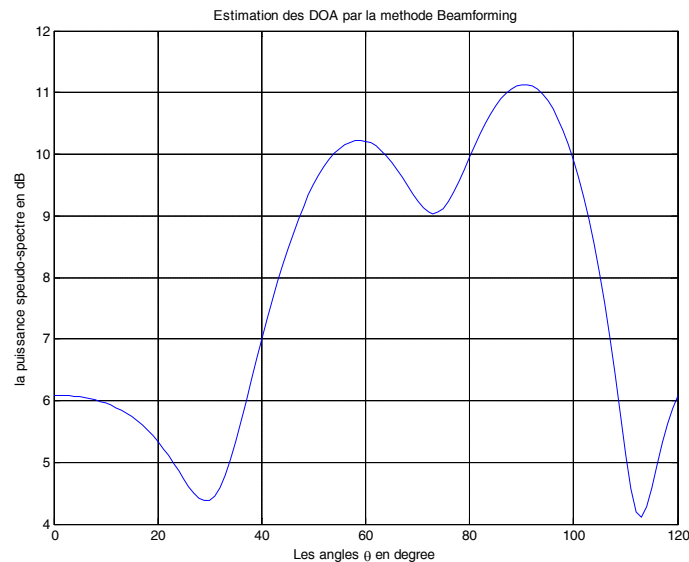
est l'estimateur de la matrice de covariance du signal à la sortie des capteurs.

Il existe différentes techniques pour choisir le vecteur de pondération  $W(\theta)$  qui définit autant de méthodes de formation de voies et d'estimateurs spectraux (périodogramme, Burg, Capon,...). Dans le cas de la formation de voie standard, on prend pour terme de filtrage spatial le vecteur de pondération comme suit [33-38] :

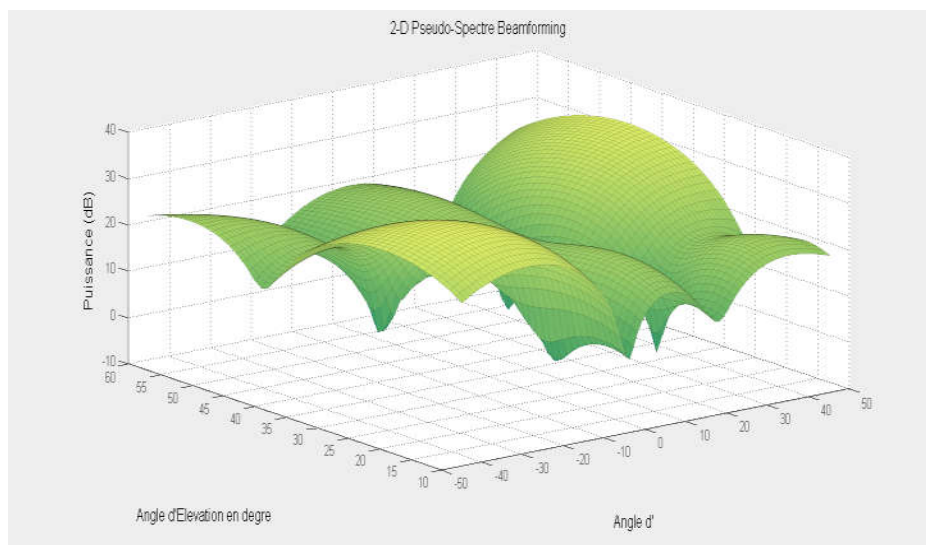
$$W(\theta) = A(\theta) \quad (\text{II.26})$$

Donc le vecteur de pondération choisi est égal à la matrice directionnelle.

Dans la figure II.3, il est simulé une estimation des DOA de deux sources incidentes sur un réseau d'antennes ULA dans les directions  $60^\circ$  et  $90^\circ$  en utilisant l'algorithme Beamforming. On remarque que effectivement il y'a deux pics qui coïncident approximativement avec les angles  $60^\circ$  et  $90^\circ$ . Néanmoins, on remarque que les lobe sont large, donc une résolution médiocre. De même dans la figure II.4, on représente l'estimation de deux sources sur un réseau d'antennes uniforme rectangulaire URA (Uniform Rectangle Antenna), qui donne la position des sources en azimuth et en élévation. De même, on remarque que les pics sont larges et la résolution est très médiocre. Pour cela, on est ramené à utiliser des méthodes en sous-espace pour améliorer la résolution. Dans notre algorithme proposé, la méthode Beamforming est exploitée pour un premier balayage, qui permet de déterminer l'intervalle pour appliquer notre Algorithme. La largeur de l'intervalle choisie, pour raffiner la recherche autour de la source détectée, est celle de l'ouverture du lobe principal.



**Figure II.3.** Estimation des DOA pour un réseau d'antennes ULA utilisant l'algorithme Beamforming.



**Figure II.4.** Estimation des DOA pour un réseau d'antennes URA utilisant l'algorithme Beamforming 2D.

## II.5 L'algorithme MUSIC

Le principe est de projeter tous les vecteurs directionnels possibles sur le sous-espace bruit et de ne retenir que ceux qui minimisent cette projection, ce qui donne une fonction discriminative dont les zéros correspondent aux directions arrivées DOA. Sachant que le sous-espace signal et sous-espace bruit sont obtenus en décomposant la matrice de covariance de données. Sous l'hypothèse que le nombre de sources  $d$  est inférieur au nombre de capteur  $N$  et que les sources sont non cohérentes, la matrice de covariance du signal reçu sur les  $N$  capteurs s'écrit :

$$R_{xx} = \mathbb{E}\{xx^H\} = A(\theta)R_{ss}A(\theta)^H + \sigma_n^2 I \quad (\text{II.27})$$

Avec  $R_{ss}$  est la matrice de la covariance du signal source,  $\sigma_n^2$  est la variance du bruit, et  $I$  est la matrice identité. Comme la matrice  $R_{xx}$  est hermitienne on peut la décomposer comme suit :

$$R_{xx} = U\Lambda U^H \quad (\text{II.28})$$

Où  $\Lambda$  est une matrice diagonale contenant les valeurs propres  $\lambda_i$  ordonnées par ordre décroissants de  $R_{xx}$  et  $U$  est une matrice unitaire constituée des vecteurs propres associés. Parmi les valeurs propres  $\lambda_i$  on a  $(N-d)$  de valeurs de  $\sigma_n^2$  et de  $d$  de valeurs supérieures correspondants aux  $d$  sources. En effet, on peut décomposer  $U$  en séparant les valeurs propres associées au bruit et les valeurs propres associées aux sources, d'où :

$$R_{xx} = U\Lambda U^H = U_s\Lambda_s U_s^H + U_n\Lambda_n U_n^H \quad (\text{II.29})$$

L'algorithme MUSIC consiste à déterminer les  $d$  angles  $(\theta_i)$  qui minimisent la projection du vecteur  $a(\theta_i)$  sur le sous-espace bruit. Ce qui est équivalent de déterminer les  $d$  maxima du spectre donné par [23-26]:

$$P_{MUSIC}(\theta) = \frac{a^H(\theta)a(\theta)}{a^H(\theta)U_n U_n^H a(\theta)} \quad (\text{II.30})$$

Dans la figure II.5, il est illustré la représentation des Direction d'arrivées DOA des données réelles reçus et traitées du radar Nostradamus, durant notre stage au ParisTech. Les DOA's sont représentées par deux techniques MUSIC, qui est une technique haute résolution, et Capon qui est une des techniques de formation de voies. Les deux techniques varient ensemble de la même manière. Seulement, On remarque que les pics du pseudo-spectre MUSIC, qui indiquent les DOA sont plus précis et plus étroites que celles de Capon. Ce qui indique que la résolution de MUSIC est plus importante que celle de Capon.

Dans la figure II.6, il est représenté l'estimation des DOA par la méthode MUSIC en 3D. En plus de l'angle azimute, il est représenté aussi l'angle de l'élévation. La précision de l'estimation des DOA se mesure en fonction du volume du cône résultant, plus il est étroit, plus il est précis.

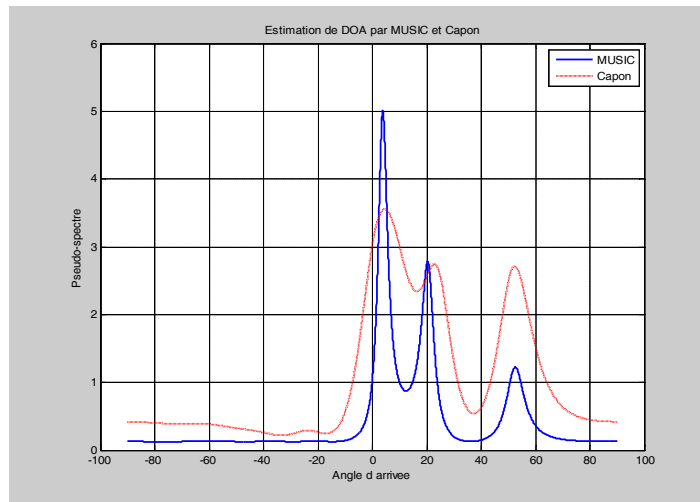


Figure II.5. Estimation des DOA par la méthode MUSIC et Capon.

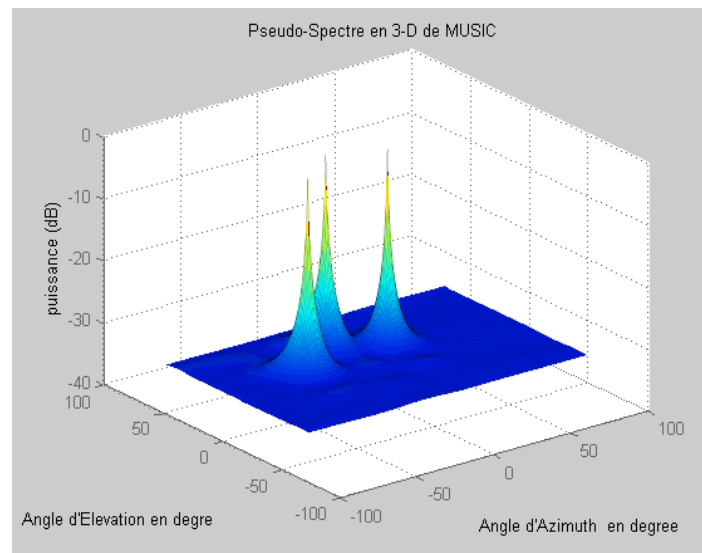


Figure II.6. Estimation des DOA par la méthode MUSIC en 3D.

## II.6 L'algorithme SS-MUSIC

### II. 6.1 Présentation de l'algorithme proposé SS-MUSIC

Inspiré des travaux de sous-échantillonnage temporel, et en exploitant le comportement local des méthodes hautes résolution, nous avons adapté et proposé un algorithme qu'on a nommé SS-MUSIC. Le but est d'améliorer la résolution (angles très proches dans l'espace) et la qualité de l'estimation des angles d'arrivés. On sait que les performances de l'estimation dépendent fortement du niveau de bruit. En supposant que le bruit est différent sur chaque capteur, l'estimation résultante dépend aussi du bruit localement sur chaque sous-réseau. Donc, nous avons utilisé tous les sous-réseaux pour estimer les angles d'arrivés et nous avons gardé les DOA's donnés par les sous-réseaux fournissant le plus grand nombre de sources. Finalement, nous avons moyenné les estimées obtenues.

### II.6.2 Résumé de l'algorithme

L'algorithme combine l'échantillonnage spatial et la méthode haute résolution MUSIC, il se résume comme suit [24]:

**Etape 1 :** Application de la méthode MDL (Minimum Description Length) pour estimer le nombre de sources  $p$ .

**Etape 2 :** Application de la méthode *Beamforming* pour estimer l'intervalle de recherche autour de chaque angle. On choisit la taille de ces intervalles comme la largeur du lobe principal de la formation de voie. On obtient ainsi  $p$  intervalle où à chaque intervalle on va chercher plus précisément des angles d'arrivés autour des  $p$  angles.

**Etape 3 :** Application du sous-échantillonnage spatial amenant à  $L$  sous-réseaux.

**Etape 4 :** Sur chaque sous-réseau, on applique MUSIC, le nombre de pics correspond aux nombres de sources dans chaque sous-espace.

**Etape 5 :** Parmi les  $L$  sous-réseaux, on détermine les  $q$  sous-réseaux qui ont donné le maximum de sources.

**Etape 6 :** Après avoir ordonné les angles estimés, on calcul l'estimé final en moyennant par :

$$\hat{\theta}_j = \frac{1}{q} \sum_{l=1}^q \theta_j^{(l)} \quad (\text{II.31})$$

$\theta_j^{(l)}$  représente les  $q$  angles estimés de  $\hat{\theta}_j$  sur les  $q$  sous-réseaux.

### II.6.3 Remarque sur la méthode

La condition pour applique MUSIC est que le nombre de capteur soit plus grand que le nombre de sources  $N > d$ . En sous-échantillonnant le réseau par un facteur  $L$ , on diminue le nombre de capteur du réseau, donc il faut vérifier la condition  $d < \frac{N}{L}$ . D'autre part, quand le nombre de capteur diminue, la qualité d'estimation est altérée, seulement elle peut être compensée par l'élargissement angulaire de la résolution dû au sous-échantillonnage spatial par un facteur  $L$ . Pour pallier ce problème, il est proposé par Swindlehurst [39] d'utiliser la méthode ESPRIT dont la condition de détection de nombre de source est  $N > d + L$ . Mais la méthode MUSIC reste la plus appréciée pour sa simplicité d'implémentation. En plus, du fait de sous-échantillonner, entraîne une périodisation du spectre [23], mais comme on se limite la recherche dans un intervalle déterminé, on est affranchi de ce problème.

### II.6.4 Résultat de simulation de l'algorithme SS-MUSIC

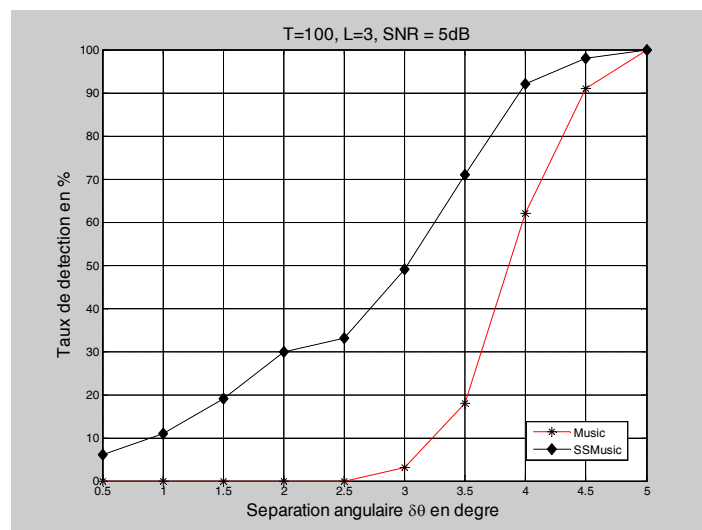
Dans notre simulation, on compare les résultats entre l'algorithme MUSIC standard et notre algorithme SS-MUSIC proposé. Pour cela, on considère un réseau d'antenne linéaire uniforme ULA de 12 capteurs, qui reçoit deux sources d'ondes de puissance égale sous les angles  $\theta_1 = 32^\circ$  et  $\theta_2 = \theta_1 + \delta\theta$ , où  $\delta\theta$  est très faible. On stocke  $T = 100$  échantillons et on effectue 100 tirages.

La figure II.7, représente le taux de détection des deux cibles (le nombre de fois où on a détecté le nombre réel des sources), obtenu par l'algorithme MUSIC seul et notre algorithme pour un  $\text{SNR} = 5\text{dB}$ , un facteur de sous-échantillonnage  $L=3$  en fonction de différents  $\delta\theta$ . Il est visible que l'algorithme SS-MUSIC démontre une meilleure résolution. En effet, par exemple, dans le cas, où  $\delta\theta = 2,75^\circ$ , SS-MUSIC arrive à détecter les deux cibles dans 40% des cas, alors que MUSIC seul n'arrive qu'à moins de 10% des cas.

Sur la figure II.8, il est tracé le taux de détection en fonction du rapport signal bruit RSB, pour un facteur de sous-échantillonnage de  $L=3$ , et  $\delta\theta = 3^\circ$ . Pour des RSB faible, il y'a une nette amélioration de la résolution par rapport à MUSIC. Même pour les RSB moyenne, l'algorithme SS-MUSIC reste favorable par rapport à MUSIC standard.

Sur les figures II.9, II.10, II.11 et II.12, il est représenté les histogrammes du nombre de sources détecté par les deux méthodes SS-MUSIC et MUSIC standard, pour différents éloignements entre les sources, et pour différents rapports signal bruit (SNR). Ces figures démontrent l'intérêt que présente l'algorithme SS-MUSIC, qui arrive à détecter des cibles proches et pour des rapports signal bruit faibles. On remarque aussi que les deux algorithmes ne détectent jamais une source supplémentaire qui correspondrait au bruit.

La figure II.13 représente l'erreur quadratique moyenne (RMSE) en fonction du rapport signal bruit (SNR) pour les deux méthodes MUSIC et SS-MUSIC. N remarque que les deux courbes sont presque identiques, c'est-à-dire que la méthode proposé améliore la résolution mais n'améliore pas la précision de l'estimation.



**Figure II.7.** Le taux de détection en fonction de la résolution angulaire des sources.



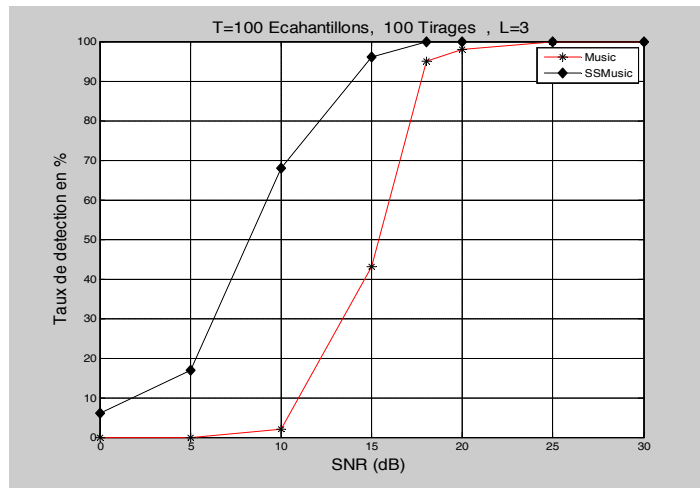


Figure II.8. Le taux de détection en fonction du rapport signal bruit.

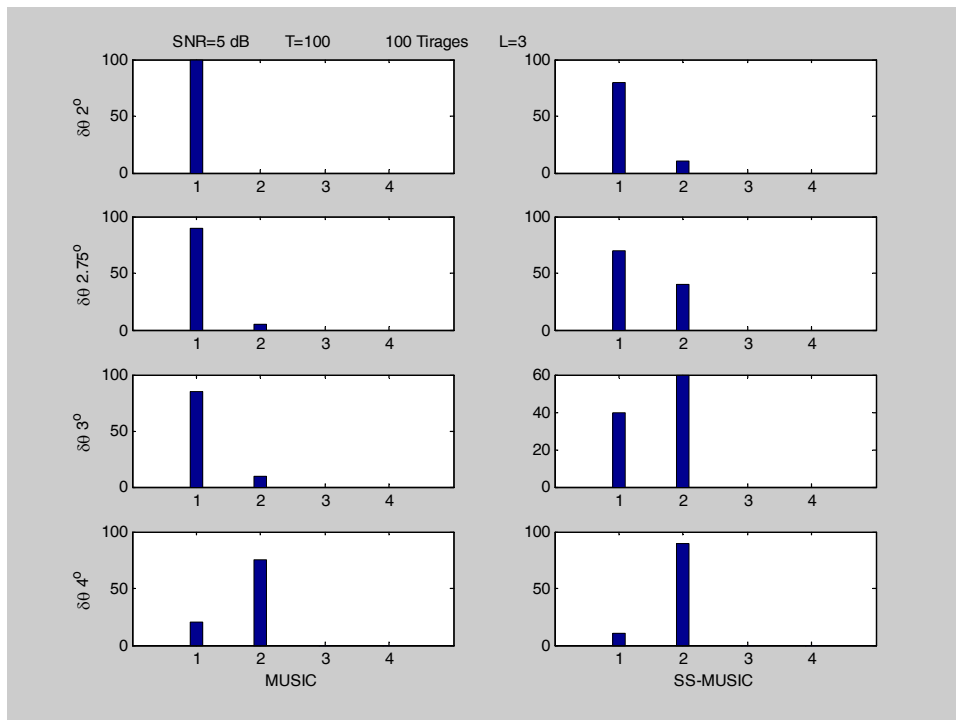


Figure II.9. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=5 dB

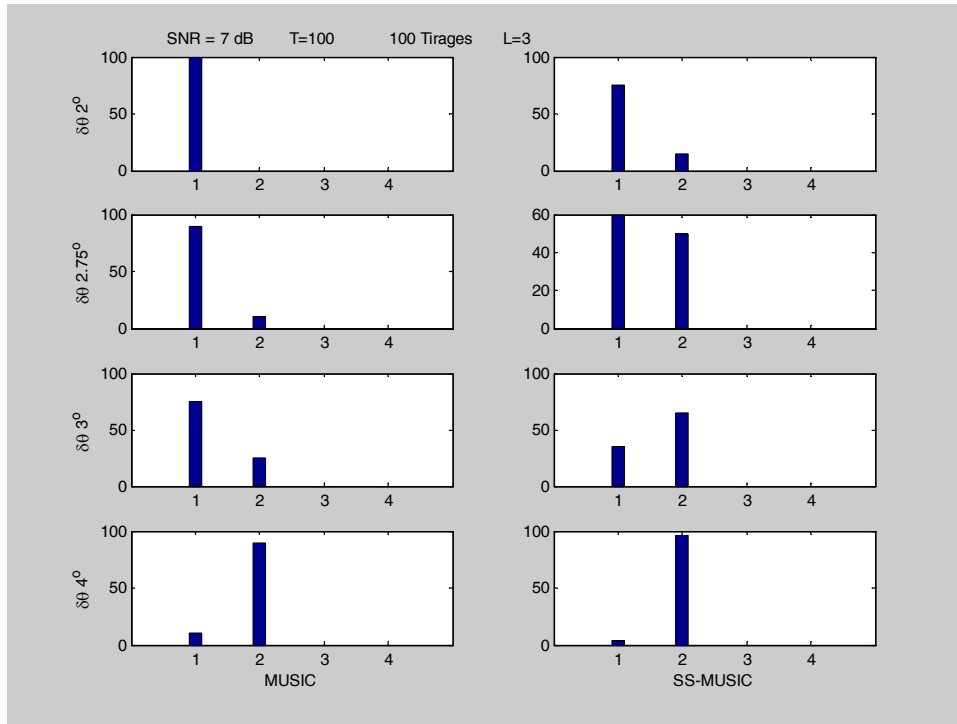


Figure II.10. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=7 dB

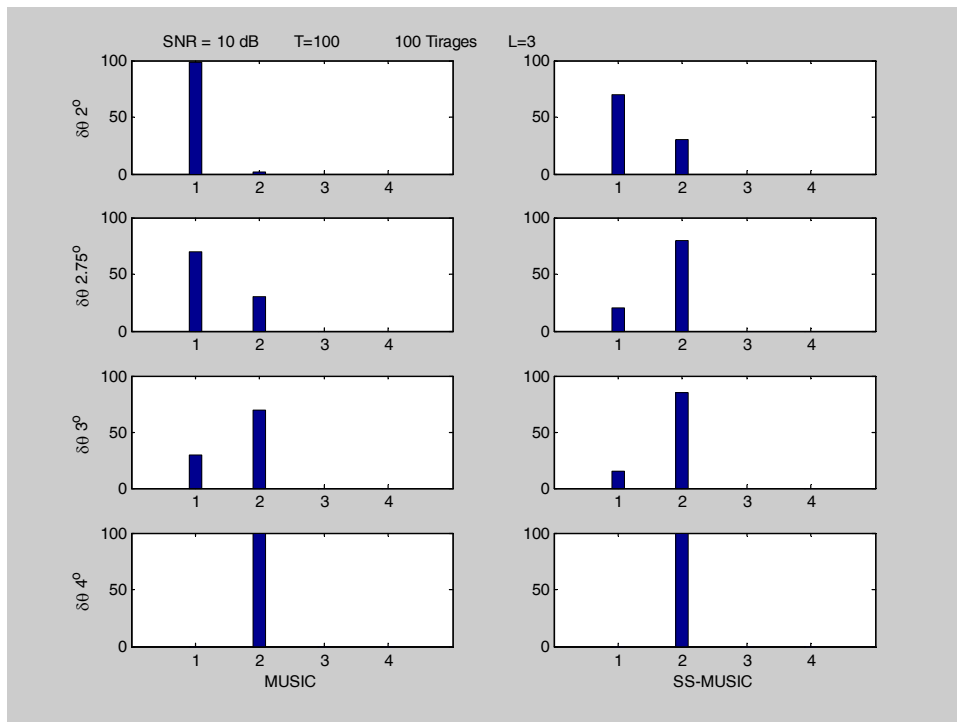


Figure II.11. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=10 dB

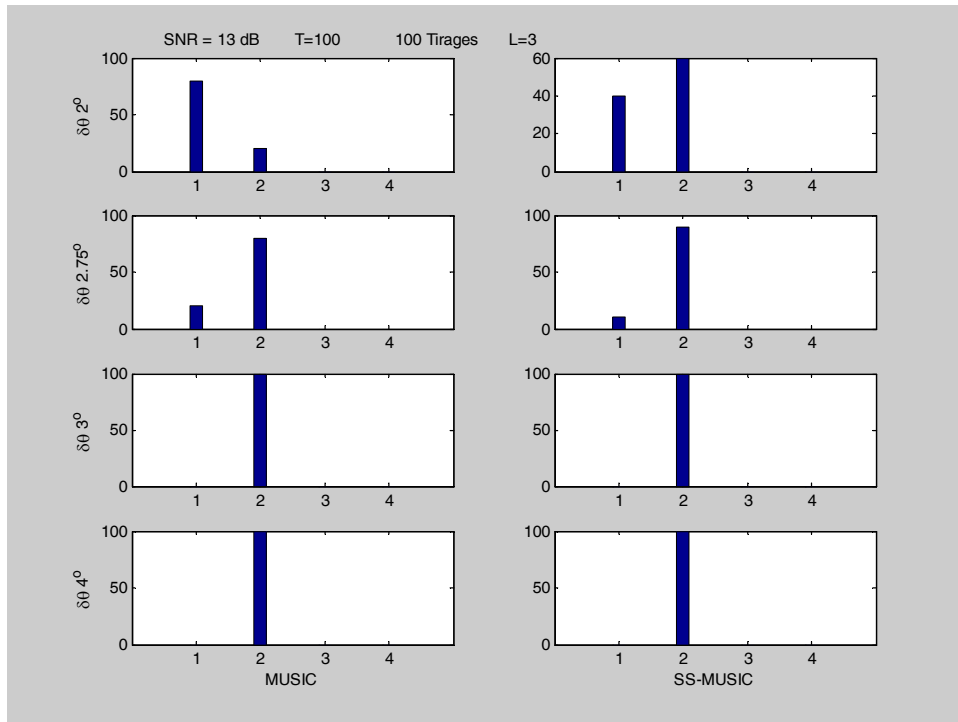


Figure II.12. Comparaison de la résolution réelle des cibles proches pour SNR=13 dB

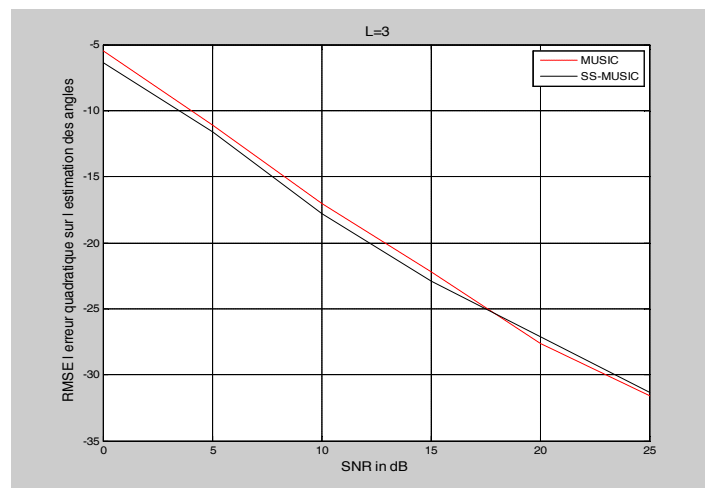


Figure II.13. RMSE : L'erreur moyenne quadratique sur l'estimation des DOA

### II.7 L'algorithme "SSBoot"

Souvent, en traitement de signal statistique, il est nécessaire et impératif d'utiliser un nombre d'échantillon ou de mesure largement suffisant, pour pouvoir estimer les paramètres d'un modèle du problème, la précision de ce modèle et les limites de ces paramètres d'estimation. Dans ce cas, les techniques les plus utilisées sont la méthode du maximum de vraisemblance ou la méthode des moindres carrés pour construire les modèles d'estimation. La mesure de précision du modèle, une fois le modèle calculé, se fait par la méthode de variance (Cramer Rao) ou par détermination de l'intervalle de confiance pour les paramètres du modèle estimé. Quand le nombre d'échantillon ou d'observation

est petit, les techniques citées plus haut deviennent inappropriées et le modèle déduit est erroné. Dans ce cas, sous certaines hypothèses, on utilise le Bootstrap.

### II.7.1 Le Bootstrap

Le Bootstrap est une technique statistique introduit en 1979 par Efron [28-32] pour calculer l'erreur standard d'un estimateur arbitraire. Cette technique est introduite en traitement de signal pour re-échantillonner les données quand elles sont insuffisantes ou impossible de refaire l'expérience de mesure. Cette technique nécessite un calcul intense sur ordinateur.

### II.7.2 Le principe de re-échantillonnage

#### II.7.2.a Bootstrap Non-paramétrique

Supposant qu'on dispose des  $n$  données origines :

$$\chi = (x_1, x_2, x_3 \dots x_n) \quad (\text{II.32})$$

Ces données sont aléatoires et iid (identiquement indépendant distribuées), d'une distribution  $F$ , non spécifiée. Bootstrap non-paramétrique veut dire que seulement les données  $\chi$  sont connues et leur distribution  $F$  est inconnue. Soit  $\varphi$  une caractéristique de la distribution  $F$ , qui peut être sa moyenne, sa variance ou même sa fonction de densité spectrale. Le problème qu'on veut résoudre est de trouver la distribution de  $\hat{\varphi}$  qui est estimé de  $\varphi$ , dérivé des échantillons  $\chi$ . Pour cela, il faut répéter l'expérience autant de fois pour obtenir la distribution empirique de  $\hat{\varphi}$ .

Le Bootstrap suggère de re-échantillonner à partir d'une distribution proche de la distribution  $F$ . on a:

$$\hat{F} \rightarrow F$$

quand  $n \rightarrow \infty$

Les échantillons Bootstrap sont obtenus par une réutilisation aléatoire des données d'origines  $\chi$  comme suit:

$$\mathbf{x}^{*(1)} = (x_2, x_5, x_n \dots x_1) \quad (\text{II.33})$$

$$\mathbf{x}^{*(2)} = (x_1, x_4, x_1 \dots x_n) \quad (\text{II.34})$$

.

.

$$\mathbf{x}^{*(B)} = (x_1, x_4, x_1 \dots x_n) \quad (\text{II.35})$$

On obtient enfin:

$$\chi^* = (\mathbf{x}^{*(1)}, \mathbf{x}^{*(2)}, \dots \mathbf{x}^{*(B)}) \quad (\text{II.36})$$

La figure II.14 résume le principe du Bootstrap Non-paramétrique:

**Etape 0 :** Expérience ou mesure des données aléatoires pour obtenir les échantillons :

$$\chi = (x_1, x_2, x_3 \dots x_n) \quad (\text{II.37})$$

où  $n$  est le nombre d'échantillons;

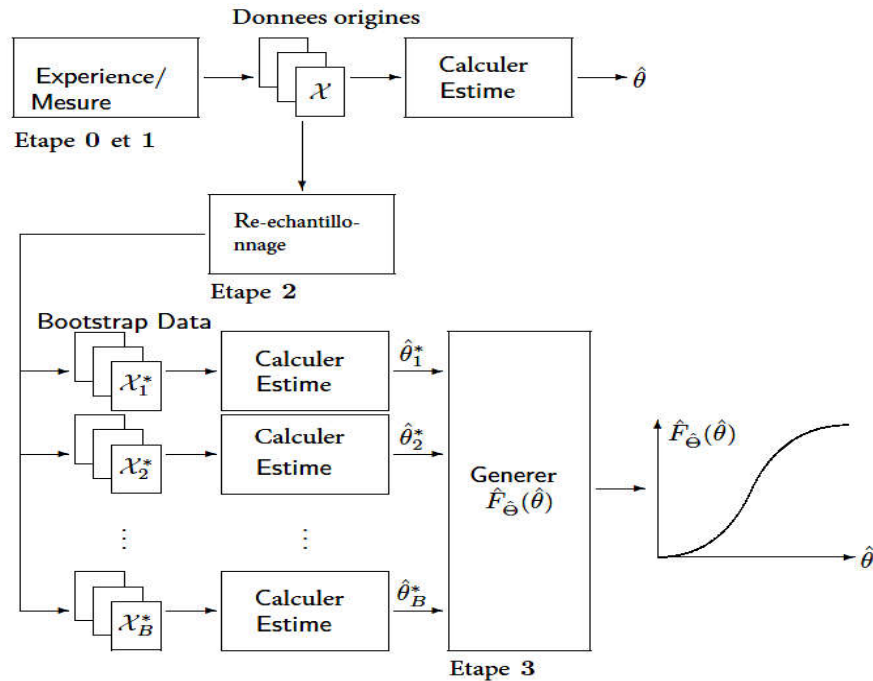
et calculer l'estimé  $\hat{\varphi}$  des échantillons  $\chi$ ;

**Etape 1 :** Construire la fonction de distribution empirique  $\hat{F}$  ou on suppose que les données sont équiprobables de  $1/n$  ;

**Etape 2 :** A partir de  $\hat{F}$  on détermine les re-échantillons Bootstrap :

$$\chi^* = (\mathbf{x}^{*(1)}, \mathbf{x}^{*(2)}, \dots, \mathbf{x}^{*(B)}) ; \tag{II.38}$$

**Etape 3 :** Approximation de la fonction de distribution de  $\hat{\varphi}^*$  dérivé des re-échantillons Bootstrap  $\chi^*$  .



**Figure II.14.** Le Principe du Bootstrap Non-paramétrique [28]

**II.7.2.b Bootstrap paramétrique**

Dans ce cas, on suppose qu'on a une partie d'information sur la fonction de distribution  $F$ . Les inconnus de la fonction de distribution sont remplacés par leurs estimés. Par exemple, on sait que la fonction de distribution est Gaussienne mais on ne connaît pas la moyenne ou la variance. Le Bootstrap paramétrique suggère d'estimer la moyenne et la variance à partir des données  $\chi$  au lieu d'estimer la fonction de distribution. Ensuite à partir de la fonction de distribution et la moyenne on représente les re-échantillons Bootstrap de taille  $n$  chacun.

$$\hat{F}_{\hat{\varphi}} \rightarrow (x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_n^*) \tag{II.39}$$

En plus, on peut déterminer les intervalles de confidences pour les paramètres inconnus et estimés comme il est décrit dans la référence [28, 31].

### II.7.3 Présentation de l'algorithme "SSBoot"

Il est très difficile d'estimer les d'arrivés (DOA) des sources très proches dans l'espace quand on dispose que de très peu d'échantillons reçus par un réseau d'antennes uniforme linéaire (ULA). Leur traitement est crucial, et souvent les algorithmes spatio-temporels classiques échouent à résoudre le problème. Pour cela, on a proposé l'algorithme qu'on a nommé « SSBoot » qui permet de surpasser les problèmes cités plus haut. Cet algorithme combine plusieurs méthodes. Il adopte une méthode haute résolution pour l'estimation des DOA, qui est MUSIC à cause de son efficacité et sa simplicité d'implémentation. On utilise aussi la technique du lissage spatial (Spatial Smoothing), pour améliorer la résolution spatiale et la technique Bootstrap pour régénérer les échantillons (re-échantillonnage temporel) tout en gardant leurs propriétés statistiques.

L'algorithme se résume comme suit [33,40]:

**Etape 1 :** Application du Bootstrap des échantillons reçus. Seulement ici on calcule pas la moyenne ou la variance, on re-échantillonne les échantillons reçus ;

**Etape 2 :** Application de la méthode MDL (Minimum Description Length) pour estimer le nombre de sources  $p$  ;

**Etape 3 :** Application de la méthode Beamforming pour estimer l'intervalle de recherche autour de chaque angle. Pour raffiner la recherche autour des différentes sources, on choisit la taille de l'intervalle de recherche égale la largeur de lobe principal de la formation de voie. On obtient ainsi  $p$  intervalle où à chaque intervalle on va chercher plus précisément des angles d'arrivés autour des  $p$  angles ;

**Etape 4 :** Application du sous-échantillonnage spatial amenant à  $L$  sous-réseaux ;

**Etape 5 :** Sur chaque sous-réseau, on applique MUSIC, le nombre de pics correspond aux nombres de sources dans chaque sous-réseau ;

**Etape 6 :** Parmi les  $L$  sous-réseaux, on détermine les  $q$  sous-réseaux qui ont donné le maximum de sources ;

**Etape 7 :** Après avoir ordonné les angles estimés, on calcule l'estimé final en moyennant par :

$$\hat{\theta}_j = \frac{1}{q} \sum_{l=1}^q \theta_j^{(l)} \quad (\text{II.40})$$

$\theta_j^{(l)}$  représente les  $q$  angles estimés de  $\hat{\theta}_j$  sur les  $q$  sous-réseaux.

### II.7.4 Résultats de Simulation

Pour illustrer les performances de notre algorithme, quelques simulations sont présentées. On considère un réseau d'antenne Linéaire et Uniforme (ULA) constitué de  $N=10$  capteurs, espacés d'une distance demi-onde. Supposant aussi, que deux sources à bande étroite de la même longueur d'onde  $\lambda$  et qui sont très proches dans l'espace sont reçues par notre réseaux d'antennes avec très peu

d'échantillons. Supposant que l'angle d'arrivée de la première source  $\theta_1 = 28^\circ$  et  $\theta_2 = \theta_1 + \delta\theta$ , avec  $\delta\theta$  représente un petit angle de différence. Pour cette simulation, on effectue 100 tirages.

La figure II.15, illustre les performances du Bootstrap en fonction du nombre d'échantillons résultants. En effet, nous avons simulé quatre sources dans l'espace avec les angles d'arrivées  $-40^\circ$ ,  $-20^\circ$ ,  $60^\circ$  et  $80^\circ$  respectivement. Quand le nombre d'échantillon reçu est très faible ( $T = 20$ ), le pseudo spectre de MUSIC est presque plat et les angles d'arrivées ne sont pas détectables. Par contre, quand on applique un Bootstrap aux échantillons reçus (pour  $T = 200, 1000$  et  $2000$ ), on remarque que plus le nombre d'échantillons est plus grand plus le pseudo-spectre de MUSIC est plus visible. D'où l'importance du Bootstrap et le nombre d'échantillons nécessaire à la détection et l'estimation des DOA's.

La figure II.16 permet de comparer le taux de détection réel des sources en fonction de la séparation angulaire pour un taux SNR=5 dB et un facteur d'échantillonnage spatial  $L=2$ . On remarque que pour les différents angles de séparation  $\delta\theta$ , les 40 échantillons n'arrivent quasiment à donner aucune information sur la présence des cibles, sauf quand le rapport SNR augmente, le taux de détection reste très faible. Quand ces échantillons sont bootstrappés à  $B=1000$  et en appliquant MUSIC seul, il en résulte une détection des cibles. Mais cette résolution est nettement améliorée quand on applique notre algorithme SSBoot, après un sur-échantillonnage, d'où l'intérêt qu'il présente.

La figure II.17 présente le tracé de la probabilité de détection en % en fonction du rapport signal bruit en dB. Pour les faibles échantillons, on remarque que la détection est très faible, elle prend sens qu'avec l'augmentation du rapport SNR. Mais quand ces échantillons sont bootstrappés à 1000, la détection devient plus importante et significative. En appliquant l'algorithme SSBoot, on remarque le taux de détection est élevé pour de faible rapport SNR.

La figure II.18 démontre que les erreurs quadratiques obtenues par notre algorithme SSBoot et MUSIC seul appliqué au signal re-échantillonné à 1000 échantillons sont très proches. Donc notre algorithme améliore la résolution mais n'améliore pas la précision de l'estimation des DOA.

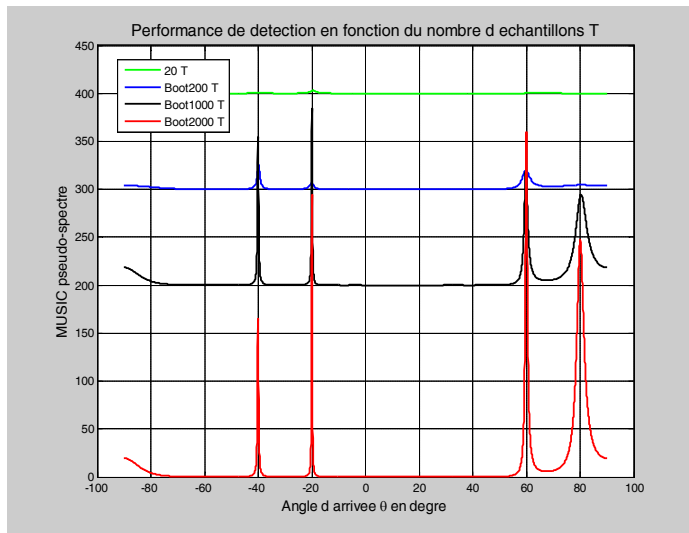


Figure II.15. Performance de la détection en fonction du nombre d'échantillons T

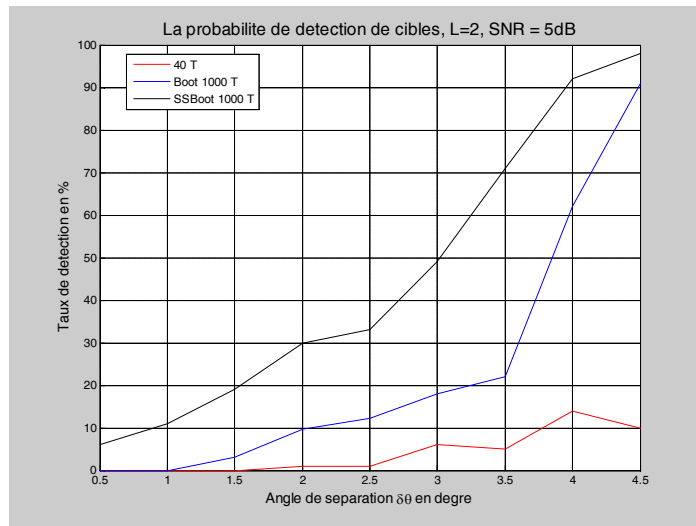


Figure II.16. La Probabilité de détection des cibles en fonction de la séparation angulaire pour les échantillons seuls, Bootstrappés et avec l'application du SSBoot.

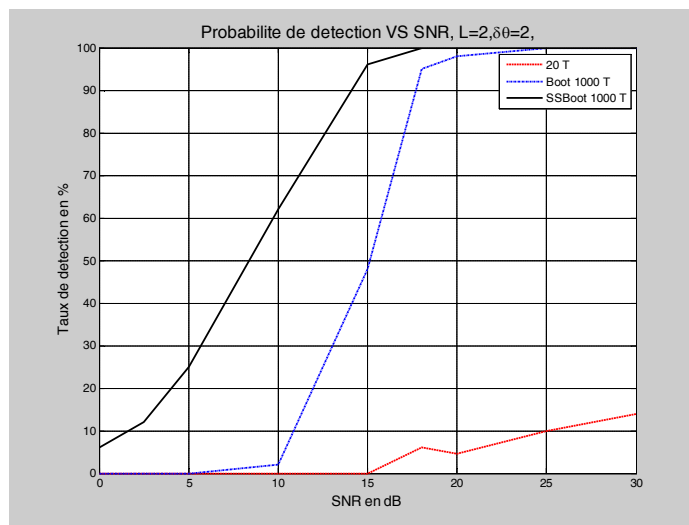
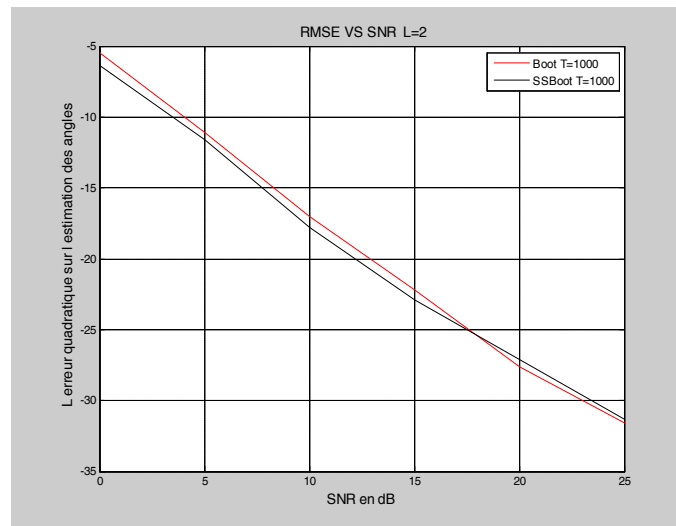


Figure II.17. La Probabilité de détection en fonction du rapport signal bruit SNR en dB





**Figure II.18.** L'erreur quadratique sur l'estimation des angles en fonction du rapport signal bruit en dB

### II.8 Comparaison entre le "SSMUSIC" et "SSBoot"

L'algorithme SSMUSIC exploite la méthode haute résolution MUSIC et l'échantillonnage spatial du réseau d'antennes pour améliorer la résolution. Par contre l'algorithme SSBoot, en plus de la méthode MUSIC et l'échantillonnage spatial, il exploite le re-échantillonnage temporel qui est le Bootstrap non paramétrique, pour augmenter la taille des échantillons reçus sur le réseau d'antennes. Le but des deux algorithmes est l'amélioration de la résolution des sources proches dans l'espace. Le "SSMUSIC" exploite directement les données reçues et appliques le traitement spatio-temporel, d'autre part, le "SSBoot" régénère et répète les échantillons reçus jusqu'à une largeur de taille acceptable pour qu'elle puisse devenir significative et pouvoir fournir l'information voulue. Raison pour laquelle, on remarque que les courbes de simulations de "SSMUSIC" et "SSBoot" sont très proches et très similaires et donnent presque le même résultat.

### II.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le traitement spatio-temporel des signaux, qui est primordial dans la détection et l'estimation radar. Nous avons présenté quelques méthodes de haute résolution en particulier nous avons fait l'accent sur la méthode MUSIC, l'échantillonnage spatial et le re-échantillonnage temporel caractérisé par la méthode Bootstrap non-paramétrique. Nous avons présenté deux algorithmes "SSMUSIC" et "SSBOOT", dont l'amélioration de la résolution et leurs performances par rapport aux méthodes classiques seules, ont été démontrées par de multiples simulations.

L'estimation fiable du nombre de source en traitement spatio-temporel permet une estimation plus correcte du canal de transmission quand on applique des techniques d'égalisation, en particulier, la technique d'égalisation du type sous-espace qui est traité dans le chapitre suivant.

## **Chapitre III**

### **Application de la Méthode Sous-Espace pour l'Estimation du Canal Ionosphérique**

### III.1 Introduction

On a vu, que la propagation des ondes à travers l'ionosphère engendre des multitrajets causés par les réflexions de la couche ionosphériques, de la terre et de la mer (fouillis ou clutter). Ces réflexions causent, aux ondes reçues par le radar Transhorizon, des modifications additionnelles sur l'amplitude et la phase et arrivent avec des différents retards à cause de la différence de distance parcourue par chaque mode.

L'objectif de l'égalisation est de combattre ce phénomène gênant en permettant d'avoir un seul trajet à la sortie de l'égaliseur. Il existe deux structures d'égalisation différentes : indirecte et directe, et chaque structure a ses avantages et ses inconvénients. La première structure consiste, d'abord à estimer le canal de transmission, suivi d'un égaliseur tels que le MMSE (Minimum Mean Square Error) ou ZF (Zero-Forcing) ou d'autres, dont les coefficients sont paramétrés à partir de cette estimation du canal, pour estimer le signal émis. La deuxième structure consiste à calculer l'égaliseur directement à partir du signal reçu. Par contre l'égalisation aveugle exploite les informations sur le signal reçu et certain données statistiques pour estimer le canal [41-49].

Le calcul de l'estimation du canal par égalisation directe ou indirecte est établi par plusieurs algorithmes de filtres adaptés. Ces algorithmes sont sélectionnés en deux classes : informés et aveugles. Les algorithmes informés utilisent une séquence d'apprentissage, qui est utilisée dans une fonction cout, qui est minimisé pour estimer l'erreur sur la séquence.

Au chapitre 1, nous avons vu que le modèle du canal dépend de la distance d'observation. De plus, pour pouvoir supposer le modèle de canal un système LTI (linéaire invariant dans le temps) en utilisant les méthodes d'égalisations, il faut considérer un temps très court, ou un nombre d'échantillons temporels très faible. C'est pour cela, que les radars Transhorizon sont munis d'un très grand nombre de capteurs pour pouvoir exploiter le maximum d'observations, soit grâce à un nombre important de récurrences. Il existe une diversité fréquentielle (Doppler) entre ces récurrences qui permet d'identifier une cible effective et le fouillis de mer ou de sol. Le fait de considérer un faible nombre d'échantillons temporel sur lequel on suppose que le canal est stationnaire. Ainsi, non seulement on va surmonter le problème de la variabilité du canal ionosphérique, mais on va aussi appliquer des techniques de communication numériques dites MIMO basées sur la diversité Doppler pour modéliser notre système radar. Ensuite, on va exploiter cette modélisation pour pouvoir identifier le canal ionosphérique.

Nous allons utiliser les méthodes de type sous-espace, pour identifier le système obtenu, en considérant les signaux de récurrences comme signaux de capteurs. Grâce à l'effet Doppler, nous allons exploiter la diversité entre les différentes récurrences.

Tout d'abord, nous allons présenter la technique sous-espace standard, puis l'application de cette méthode en contexte radar, et la méthode sous-espace structurée qui prend en considération la connaissance du code radar émis.

### III.2 La méthode d'égalisations aveugle Sous-Espace

Cette méthode a été développée par Mouline et al en [51], qui permet l'identification aveugle des canaux, en exploitant l'information apportée par l'utilisation de plusieurs voies de mesures et la seule connaissance des statistiques d'ordre 2 [48, 52-57].

#### III.2.1 La méthode Sous-Espace dans le cas du système SIMO

##### III.2.1.a Présentation du modèle

Pour simplifier, nous allons considérer en premier temps le cas d'une seule entrée et plusieurs sorties (p=1) comme il est montré sur la figure III.1 [48].

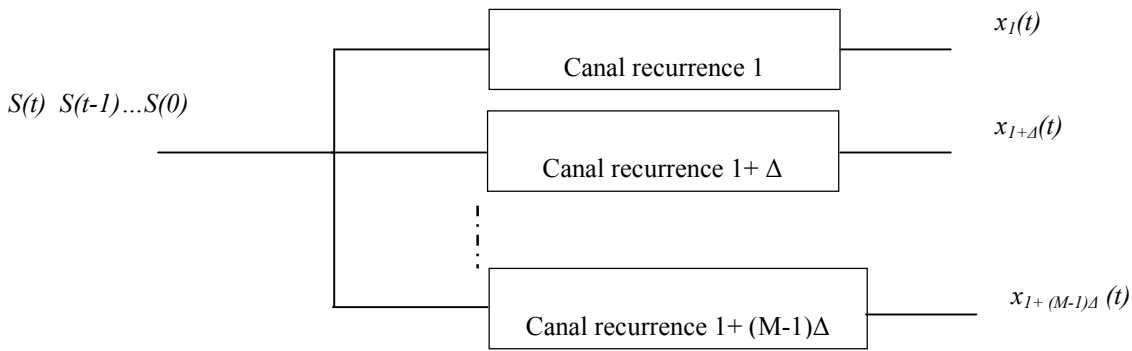


Figure III.1. Représentation d'un système SIMO.

Soit  $x(t)$  le signal reçu de  $N$  observations successives ( $N$  taille de fenêtre d'observation), à la  $n^{\text{ème}}$  instant (on verra que  $n$  est le  $n^{\text{ème}}$  échantillon de récurrence) :

$$x_N(n) = [x^T(n)x^T(n-1) \dots x^T(n-N+1)]^T \quad (\text{III.1})$$

$$s_{N+L-1}(n) = [s^T(n)s^T(n-1) \dots s^T(n-N-L+1)]^T \quad (\text{III.2})$$

Alors :  $x_N(n) = \mathcal{J}_N(\mathbf{H})s_{N+L-1}(n) + \mathbf{b}_N(n)$  (III.3)

$\mathbf{b}_N$  de dimension  $L \times N$  est le vecteur bruit.

La matrice  $\mathcal{J}_N(\mathbf{H})$  dite aussi matrice de filtrage, possède une structure ce Sylvester associée à  $\mathbf{H}$  [58-60] :

$$\mathcal{J}_N(\mathbf{H}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & 0_{M \times L} & \dots & 0_{M \times L} \\ 0_{M \times L} & \mathbf{H} & \dots & 0_{M \times L} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ & & & \cdot \\ 0_{M \times L} & 0_{M \times L} & \dots & \mathbf{H} \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

Et la matrice de covariance peut s'écrire :

$$R_{xx} = \mathcal{J}_N(\mathbf{H})R_{ss}\mathcal{J}_N(\mathbf{H})^H + \sigma^2 I_{MN \times MN} \quad (\text{III.5})$$

Soit les hypothèses suivantes [22, 45, 61] :

1. La matrice  $R_{ss}$  estimée par  $\sum_{i=1}^{T-N+1} S_{N+L-1}(n)S_{N+L-1}^H(n)$  est de rang plein égal à  $N+L-1$ .
2. Les fonctions de transfert des canaux  $h_j$  ( $j=1 \dots M$ ) n'ont pas de zéros en commun et au moins l'un d'eux une longueur de  $L$  (longueur du filtre d'égalisation).
3. La matrice  $\mathcal{T}_N(\mathbf{H})$  est de rang colonne plein, ce qui est vrai, sous l'hypothèse  $MN > L+N-1$ .
4. Le bruit est un processus stationnaire blanc Gaussien circulaire de variance  $\sigma^2$ .

### III.2.1.b Décomposition sous-espace

En tenant compte de ces hypothèses, et de la même manière des méthodes hautes résolution, on peut décomposer la matrice de covariance des observations en deux sous espaces : signal et bruit. Les valeurs propres de la matrice de covariance  $R_{xx}$  selon leur valeur peuvent être divisées en :

$\lambda_i > \sqrt{\sigma^2}$ , pour  $i=1 \dots N+L-1$  associées au sous-espace signal,

$\lambda_i = \sqrt{\sigma^2}$ , pour  $i=N+L \dots NM$  associées au sous-espace bruit.

En conséquence, on peut générer les vecteurs propres associés aux valeurs propres signal et bruit pour décomposer la matrice de covariance du signal d'observation en sous espace bruit et signal comme suit [22, 62] :

$$R_{xx} = U\Lambda U^H = U_s\Lambda_s U_s^H + U_b\Lambda_b U_b^H \quad (\text{III.6})$$

Où  $\Lambda$  est la matrice diagonale constituée des valeurs propres de la matrice de covariance,  $\Lambda_s$  et  $\Lambda_b$  sont respectivement les matrices diagonales constituées des valeurs propres du sous-espace signal et le sous-espace bruit.  $U_s$  et  $U_b$  sont respectivement, donnés par les vecteurs propres associés aux valeurs propres du signal et aux valeurs propres du bruit.

### III.2.1.c Caractérisation de la réponse impulsionnelle du canal par le sous-espace bruit

De la même manière du chapitre II, la méthode sous-espace exploite l'orthogonalité entre le sous-espace signal et bruit pour l'identification de la matrice  $H$ . En effet le sous-espace signal engendré par  $U_s$  est le sous-espace image de  $\mathcal{T}_N(H)$ . [22, 48-49]

$$\Pi_b = U_b U_b^H \quad (\text{III.7})$$

$$\Pi_b \perp \mathcal{T}_N(H) \quad (\text{III.8})$$

$$\Leftrightarrow \mathcal{T}_N(H) \cdot \Pi_b = 0 \quad (\text{III.9})$$

L'équation (III.9) permet de déterminer la matrice  $H$  comme solution unique, et afin d'éviter la solution trivial  $H=0$ , on doit imposer une contrainte sur  $H$ . On remarque aussi :

$$\min_H \|\Pi_b \mathcal{T}_N(H)^H\|^2 = \min_H \|\text{vec}(\Pi_b \mathcal{T}_N(H)^H)\|^2 \quad (\text{III.10})$$

On utilise la relation suivante :

$$\text{vec}(\Pi_b \mathcal{T}_N(H)^H) = \mathcal{D}(\Pi_b) \text{vec}(H) \quad (\text{III.11})$$

Où

$$\mathcal{D}(\Pi_b) = \begin{bmatrix} & \Pi_b^1 0_{MN \times M} \cdots 0_{MN \times M} & & & \\ & & \Pi_b^2 \Pi_b^1 \ddots & & \\ \vdots & & \ddots & & 0_{MN \times M} \\ \vdots & & \vdots & & \Pi_b^1 \\ \Pi_b^N & \cdots & \cdots & \vdots & \Pi_b^2 \\ 0_{MN \times M} & & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0_{MN \times M} & & \vdots & \vdots & \Pi_b^N \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

Avec  $\Pi_b = [\Pi_b^1 \Pi_b^2 \dots \Pi_b^N]$  ou les  $\Pi_b^i$  est constitué des colonnes de la matrice  $\Pi_b$  du numéro  $iM$  au numéro  $(i+1)M-1$ .

Il faut noter que :

$$h = \text{vec}(H) \quad (\text{III.13})$$

A partir des relations (III.10) et (III.12) on déduit :

$$\min_H \|\Pi_b \mathcal{T}_N(H)^H\|^2 = \min_H \|\mathcal{D}(\Pi_b) \text{vec}(H)\|^2 = \min_h \|\mathcal{D}(\Pi_b)h\|^2 \quad (\text{III.14})$$

$$\min_h \|\mathcal{D}(\Pi_b)h\|^2 = \min_h (h^H \mathcal{D}^H(\Pi_b) \mathcal{D}(\Pi_b) h) \quad (\text{III.15})$$

Si on choisit la contrainte :  $\|h\| = 1$  et on pose  $Q = \mathcal{D}^H(\Pi_b) \mathcal{D}(\Pi_b)$  dans ce cas la solution est donnée par le vecteur propre associé à la valeur propre la plus faible de  $Q$ . D'où :

$$\hat{h} = \arg \min_{\|h\|=1} (h^H Q h) \quad (\text{III.16.a})$$

### III.2.1.d L'algorithme SSA [49,67,68]

Donc on peut résumer l'algorithme sous-espace d'identification du canal (SSA : SubSpace Algorithm) comme suite :

1. En précisant le degré du canal  $L$  et le nombre de capteur  $M$ , on choisit  $N > L$  et on empile  $N$  observations :

$$x_N(n) = [x^T(n) x^T(n-1) \dots x^T(n-N+1)]^T \quad (\text{III.16.b})$$

2. Estimer la matrice de covariance :

$$R_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_N(i) x_N^H(i) \quad (\text{III.17})$$

3. Calculer les valeurs propres de la matrice de covariances déterminant :

$$\lambda_i > \sqrt{\sigma^2} \quad \text{pour } i = 1 \dots N+L \text{ associées au sous-espace signal}$$

$$\lambda_i = \sqrt{\sigma^2} \quad \text{pour } i = N+L \dots NM \text{ associées au sous-espace bruit}$$

4. A partir des valeurs propres de l'espace bruit on construit le sous-espace bruit :

$$\Pi_b = U_b U_b^H \quad (\text{III.18})$$

5. Calculer :  $Q = \mathcal{D}^H(\Pi_b) \mathcal{D}(\Pi_b)$  (III.19)

6. Trouver  $\hat{h}$  vecteur propre de  $Q$ , associé à sa plus petite valeur propre.

Tableau III.1. L'algorithme SSA.

**Remarque :**

L'avantage principal de la méthode SSA est sa robustesse en présence du bruit. En plus, elle nécessite que de faibles échantillons pour estimer le canal contrairement à la méthode d'ordre supérieur (HOS). Cependant, la connaissance du degré maximal du canal est primordiale, car il est démontré, que lorsque le degré du canal est surestimé, la condition du rang plein n'est pas vérifiée. Il résulte que la transformée en  $z$  de  $h$  est un polynôme et n'est pas scalaire, d'où la solution n'est pas unique, et la méthode n'est plus fiable.

En pratique, généralement, pour estimer le degré du canal on applique une méthode *Akaike* pour trouver le degré des systèmes. Mais le plus souvent, on utilise la technique minimum description length MDL, en posant :  $K = N + L - 1$ , et on calcule [34,52]:

$$K = \min_k \left( -(T - N + 1) \ln \left( \prod_{i=k+1}^{MN} \lambda_i \right) + (MN - k)(T - N + 1) \ln \left( \frac{1}{MN - k} \sum_{i=k+1}^{MN} \lambda_i \right) + \frac{1}{2} k(2MN - k) \ln (T - N + 1) \right) \quad (\text{III.20})$$

Dans la pratique, ces techniques ne sont pas toujours performantes, car les coefficients de la réponse impulsionnelle du canal sont quelques fois négligeable ou nulle (réponse impulsionnelle creuse). Donc la solution est l'estimation doit se faire sur la partie effective du canal (les coefficients non négligeables). D'autre part, la surestimation de l'ordre du canal, engendre des erreurs de l'identification du canal.

**III.2.2 L'égalisation du signal**

Après l'identification de la réponse impulsionnelle du canal, le signal source est récupéré en utilisant un filtre linéaire du type forçage à zéro (ZF, Zero Forcing) ou le filtre du type erreur quadratique moyenne minimale (Minimum Mean Square Error, MMSE). Si on suppose la réponse impulsionnelle du filtre linéaire d'égalisation est  $V_\tau$ , on peut obtenir une approximation du signal source retardé de  $\tau$  de telle sorte [48, 60] :

$$\hat{s}(t - \tau) = V_\tau^H X_N(t) \quad (\text{III.21})$$

**III.2.2.a L'égaliseur MMSE**

Si on considère le même modèle (III.3) et un égaliseur MMSE de retard  $\tau \in \{1, 2, \dots, m - 1\}$ , on peut montrer que la solution recherchée de la réponse du filtre égaliseur est donnée par [49,60] :

$$\begin{aligned} V_\tau &= \arg \min_V E(|s(t - \tau) - V^H X_N(t)|^2) \\ &= C_N^{-1} g_\tau \end{aligned} \quad (\text{III.22})$$

Où  $g_\tau$  est un vecteur de dimension  $n$  donné par définition:

$$\begin{aligned} g_\tau &= E(X_N(t) s^*(t - \tau)) \\ &= H_N(:, \tau + 1) \end{aligned} \quad (\text{III.23})$$

Sachant que  $H_N(:, \tau + 1)$  indique la  $(\tau+1)^{\text{ème}}$  colonne de la matrice  $H_N$ .  $C_N$  est la matrice d'auto-corrélation qui peut être exprimée en fonction des sous-espaces signal, bruit et des valeurs propres, comme suit :

$$\begin{aligned} C_N &= [U_s U_b] \text{diag}(\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_N) [U_s U_b]^H \\ &= U_s \text{diag}(\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_N) U_s^H + \sigma_b^2 U_b U_b^H \end{aligned} \quad (\text{III.24})$$

Sachant que les colonnes de  $U_b$  et de  $H_N$  sont orthogonaux, le vecteur  $V$  est donné par [23, 47] :

$$V_\tau = U_s \text{diag}(\lambda_1^{-1}, \lambda_2^{-1}, \dots, \lambda_d^{-1}) U_s^H H_N(:, \tau + 1) \quad (\text{III.25})$$

### III.2.2.b L'égaliseur ZF

On peut estimer le vecteur source en inversant la matrice de filtrage  $H_N$ , puisque cette dernière est une matrice à rang colonne plein, ce qui donne [49, 60] :

$$\begin{aligned} \hat{s}_m(t) &= H_N^\# X_N(t) \\ &= s_m(t) + H_N^\# b(t) \end{aligned} \quad (\text{III.26})$$

Où

$$\begin{aligned} H_N^\# &= (H_N^H H_N)^{-1} H_N^H \\ &= H_N^H U_s \text{diag}((\lambda_1 - \sigma_b^2)^{-1}, \dots, (\lambda_d - \sigma_b^2)^{-1}) U_s^H \end{aligned} \quad (\text{III.27})$$

Chaque ligne  $i \in \{1, \dots, m\}$  de  $H_N^\#$  constitue un filtre égaliseur dit à forçage à zéro (car il force les interférences à s'annuler) de retards  $\tau = i - 1$  et qui a pour expression [47] :

$$V_\tau = U_s \text{diag}((\lambda_1 - \sigma_b^2)^{-1}, \dots, (\lambda_d - \sigma_b^2)^{-1}) U_s^H H_N(:, \tau + 1) \quad (\text{III.28})$$

#### Remarque :

- Il faut noter que le terme  $U_s \text{diag}((\lambda_1 - \sigma_b^2)^{-1}, \dots, (\lambda_d - \sigma_b^2)^{-1}) U_s^H$  est la matrice pseudo-inverse de la matrice d'auto-corrélation débruitée  $H_N H_N^H$
- Les expressions des égaliseurs MMSE et ZF sont identiques dans le cas où le canal est sans bruit ( $\sigma_b^2 = 0$ ).
- Il est difficile d'implémenter l'inverse des matrices, pour cela, on adopte les expressions qui n'utilisent pas l'inversion des matrices (on utilise (III.25) et (III.28)). Les valeurs et vecteurs propres sont obtenus lors de l'étape de l'estimation du canal. La variance du bruit peut être obtenue comme suit [49,67] :

$$\sigma_b^2 = \frac{1}{n-d} \sum_{k=d+1}^n \lambda_k \quad (\text{III.29})$$

### III.2.3 Simulation d'égaliseur MMSE et ZF

Afin d'illustrer les performances de l'algorithme SSA présenté, nous donnons un exemple de simulation. Pour cela, on considère un canal SIMO dont  $q=1$ ,  $p=3$  (une entrée et trois sorties) et la



longueur du filtre  $L=4$ . Le signal d'entrée est un alphabet iid fini, de phase et module à quatre états QAM 4 dont :

$$s(t) = Ae^{j\theta}, A \in \{1, -1\} \text{ et } \theta \in \left\{ \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4} \right\} \quad (\text{III.30})$$

On estime l'erreur moyenne quadratique (Mean Square Error) qui est l'indice de performance en fonction du rapport signal bruit.

$$MSE = \frac{1}{K} \sum_{t=\tau}^{K+\tau+1} |s(t - \tau) - V_t^H X_N(t)|^2 \quad (\text{III.31})$$

La figure III.2 illustre la comparaison des égaliseurs MMSE et ZF, pour  $K=500$  échantillons et  $\tau=L$ . On remarque que les deux égaliseurs donnent presque le même résultat, cela est dû au choix de la longueur du filtre car il n'y a pas une surestimation du filtre égaliseurs. Il y'a aussi une certaine baisse puis le résultat se stabilise avec une erreur aux alentours de -15. Cela est dû probablement à l'estimation aveugle du canal.

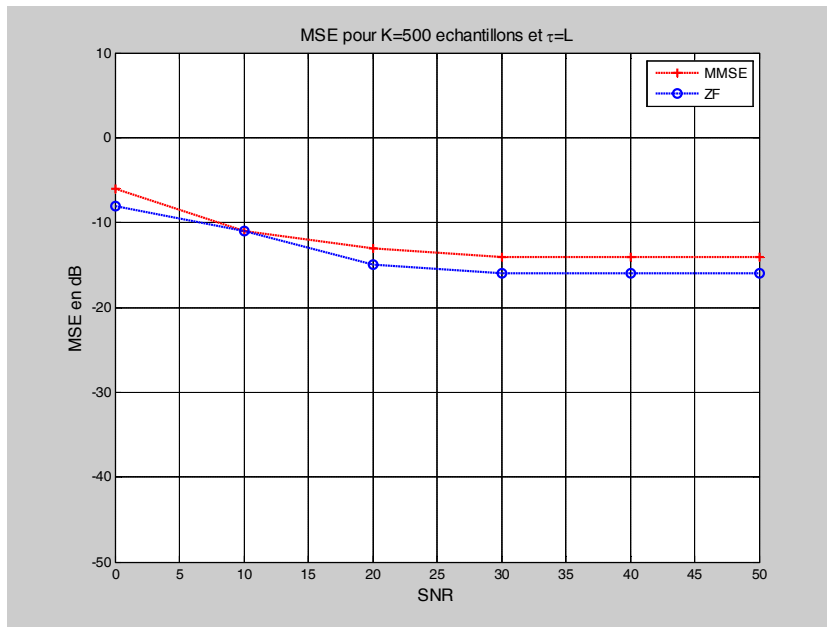


Figure III.2. Comparaison entre les égaliseurs MMSE et ZF pour  $\tau=L$ .

### III.2.4 Extension au cas MIMO

On remarque que l'extension des méthodes Sous-espace au cas de plusieurs sources est quasiment équivalente au cas SIMO [48, 68] :

$$X_N(n) = [\mathcal{J}_N(H^1) \ \mathcal{J}_N(H^2) \ \dots \ \mathcal{J}_N(H^p)] \begin{bmatrix} S_{N+L-1}^1(n) \\ S_{N+L-1}^2(n) \\ \vdots \\ S_{N+L-1}^p(n) \end{bmatrix} + b_N(n) \quad (\text{III.32})$$

$$= \mathcal{J}_N(H) w_{p(N+L-1)}(n) + b_N(n) \quad (\text{III.33})$$

$$\text{Où } H = [h^1(0) \dots h^p(0)h^1(1) \dots h^1(L-1) \dots h^p(L-1)] \quad (\text{III.34})$$

$$\mathcal{T}_N(\mathbf{H}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & 0_{M \times 1} & \dots & 0_{M \times 1} \\ 0_{M \times p} & \mathbf{H} & \dots & 0_{M \times 1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0_{M \times p} & 0_{M \times p} & \dots & \mathbf{H} \end{bmatrix} \quad (\text{III.35})$$

$$w_{p(N+L-1)}(n) = [s^1(n) \dots s^p(n) \dots s^1(n-N-L+1) \dots s^p(n-N-L+1)] \quad (\text{III.36})$$

Les conditions d'identifiabilité restent les mêmes que celles du cas SIMO. Seulement, la condition du rang plein de la matrice  $\mathcal{T}_N(\mathbf{H})$  nécessite la vérification de la condition  $MN > p(L+N-1)$ . Il devient que les valeurs propres du signal deviennent plus nombreuses et le sous-espace bruit est déterminé à partir des vecteurs propres associés aux  $MN - p(L+N-1)$  plus petites valeurs propres de la matrice de covariance.

### III.3 Application de la méthode SSA pour le traitement des effets du canal ionosphérique en contexte radar

L'idée est d'appliquer la méthode sous-espace pour l'identification aveugle du canal ionosphérique qui est un canal difficile à modéliser. Pour s'affranchir de l'instabilité du canal sur une récurrence, on considère un très faible nombre d'échantillons (cases distances) où on suppose que le canal est stationnaire. Le système peut être sous forme MIMO à cause du Doppler des multitrajets dû à l'ionosphère qui implique une diversité de récurrence à récurrence. Le signal d'entrée est le signal du fouillis de mer et le signal de sortie est celui recueilli à une récurrence. Cette identification est paramétrique car l'estimation directe des coefficients des canaux est très sensible au bruit et la diversité obtenue est faible [22, 67].

#### III.3.1 Modèle du canal

On suppose un canal spéculaire à  $d$  trajets. Les multitrajets qui ne sont pas nombreux sont séparés en temps et caractérisés par une amplitude, un retard et un Doppler. Ces paramètres varient en fonction de la distance des réflecteurs car la géométrie du canal de propagation se modifie au cours d'une récurrence. La  $r^{\text{ème}}$  récurrence, son filtre de transmission globale (chirp + ionosphère + filtre adapté) peut s'écrire [22,71]:

$$h_r(\tau, t_g) = \sum_{i=1}^d a_i(t_g) z_c(\tau - \tau_i(t_g)) e^{-j2\pi f_i(t_g)(\tau + (r-1)T_r)} \quad (\text{III.37})$$

$d$ , supposé connu, est le nombre de trajet,  $a_i(t_g)$  est l'amplitude du  $i^{\text{ème}}$  trajet,  $\tau_i(t_g)$  son retard,  $f_i(t_g)$  son Doppler dû au mouvement des couches,  $t_g$  est le temps du groupe,  $T_r$  est la période de récurrence et  $z_c(\tau)$  est la corrélation du chirp émis. Dans ce modèle, on remarque qu'à chaque indice

de récurrence, nous avons une réponse impulsionnelle globale correspondante à un canal différent. C'est cette diversité Doppler qui va être exploitée pour l'identification aveugle du canal. En plus que la variabilité du canal ionosphérique est spatiale, c'est-à-dire de case à case distance, elle est aussi temporelle. De récurrence en récurrence les paramètres peuvent varier et le temps d'intégration est de quelques secondes (pratiquement 20 secondes).

Pour cela, on travaille sur un nombre restreint d'échantillons quelques dizaines où on considère que les paramètres des canaux sont invariants. Après échantillonnage au rythme  $1/B$ , on trouve :

$$h_r \left( \frac{n}{B} \right) = \sum_{i=1}^d a_i z_c \left( \frac{n}{B} - \tau_i \right) e^{-j2\pi f_i \left( \frac{n}{B} + (r-1)T_r \right)} \quad 0 \leq n \leq L-1 \quad (\text{III.38})$$

Il est montré que pour un Doppler de 1 Hz et une récurrence de 20 ms, la phase tourne de  $4\pi \cdot 10^{-2}$ . Pour cela, on néglige les variations de phase dues au Doppler durant une récurrence. Sous ces hypothèses, la relation (III.38) devient strictement dépendante que du nombre de trajets et devient :

$$h_r \left( \frac{n}{B} \right) = \sum_{i=1}^d a_i z_c \left( \frac{n}{B} - \tau_i \right) e^{-j2\pi f_i (r-1)T_r} \quad (\text{III.39})$$

Soit :

$$\tilde{h}_i(n) = a_i z_c \left( \frac{n}{B} - \tau_i \right) \quad i = 1 \dots d \quad (\text{III.40})$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_i = [\tilde{h}_i(0) \tilde{h}_i(1) \dots \tilde{h}_i(L-1)]^T \quad (\text{III.41})$$

$$\mathbf{h}_r = \sum_{i=1}^d e^{-j2\pi f_i (r-1)T_r} \tilde{\mathbf{h}}_i \quad (\text{III.42})$$

Pour la  $r^{\text{ème}}$  récurrence, la réponse impulsionnelle est exprimée comme une combinaison linéaire de  $d$  vecteurs indépendants pour  $f_i \neq f_j \quad \forall i \neq j$ . Cela permet de réduire la taille des observations dans les algorithmes et diminuer ainsi l'effet de la non stationnarité des algorithmes.

### III.3.2 Modèle des entrées

Le signal d'entrée est constitué du fouillis (clutter), car il est le signal unique fort qui est constamment présent. De plus, il n'est pas possible d'estimer le canal par des méthodes d'égalisation aveugle à partir seulement des échos ponctuels ; pour cela, il est considéré particulièrement le cas de fouillis de mer dans cette partie [22, 67].

J. Parent and A. Bourdillon dans [16] ont représenté les échos de fouillis de mer comme la contribution de deux sinusoïdes dont leurs Doppler est connus comme suit :

$$\pm f_D = \mp \sqrt{\frac{g}{\pi \lambda}} \quad (\text{III.43})$$

Avec  $g$  est la pesanteur de l'accélération,  $\lambda$  est la longueur d'onde d'utilisation du radar. L'écho réfléchi par la case de mer numéro  $n$  ( $n^{\text{ème}}$  échantillon de la récurrence) pour la  $r^{\text{ème}}$  récurrence est écrit par :

$$s_r\left(\frac{n}{B}\right) = A^+ e^{-j(\phi_n^+ + 2\pi f_D(r-1)T_r)} + A^- e^{-j(\phi_n^- - 2\pi f_D(r-1)T_r)} \quad (\text{III.44})$$

Où  $A^+$  et  $A^-$  sont les amplitudes de la réponse des raies de Doppler positive et négative. Les auteurs font l'hypothèse que les  $\phi_n^+$  et  $(\phi_n^-)$  sont des séquences iid indépendantes. Donc le signal peut être écrit sous la forme suivante :

$$s_r(t) = \sum_n s_r(n) \delta\left(t - \frac{n}{B}\right) \quad (\text{III.45})$$

$$s^+ = A^+ e^{-j\phi_n^+} \quad (\text{III.46})$$

$$\text{et } s^- = A^- e^{-j\phi_n^-} \quad (\text{III.47})$$

### III.3.3 Modèle du signal reçu

Après échantillonnage et filtrage adapté, le signal reçu à la récurrence  $r$  peut être écrit sous la forme suivante [67] :

$$x_r\left(\frac{n}{B}\right) = \sum_{l \in \mathbb{Z}} \sum_{i=1}^d a_i z_c\left(\frac{l}{B} - \tau_i\right) s_r\left(\frac{n-l}{B}\right) e^{-j2\pi f_i(r-1)T_r} \quad (\text{III.48})$$

$$x_r\left(\frac{n}{B}\right) = \left(h_r^+\left(\frac{n}{B}\right) * s^+(n)\right) + \left(h_r^-\left(\frac{n}{B}\right) * s^-(n)\right) \quad (\text{III.49})$$

$h_r^+$  et  $h_r^-$  sont définis comme suit :

$$h_r^+\left(\frac{n}{B}\right) = \sum_{i=1}^d a_i z_c\left(\frac{n}{B} - \tau_i\right) e^{-j2\pi f_i\left(\frac{n}{B} + (r-1)T_r\right) + f_D(r-1)T_r} \quad (\text{III.50})$$

$$h_r^-\left(\frac{n}{B}\right) = \sum_{i=1}^d a_i z_c\left(\frac{n}{B} - \tau_i\right) e^{-j2\pi(f_i - f_D)(r-1)T_r} \quad (\text{III.51})$$

On recueille les observations sur  $N_r$  récurrences, on obtient ainsi un système à deux entrées, avec la condition que  $M$  sorties sélectionnées à intervalles réguliers avec  $M \leq N_r$ .

$$m(k) = r_0 + (k-1)\Delta_r \quad k = 1 \dots M-1 \quad (\text{III.52})$$

L'équation (III.49) est le type d'indice de récurrence avec  $r_0$  et  $M$  entiers constant, ou  $r_0$  est le premier indice de récurrence et  $\Delta_r$  est le nombre séparant deux récurrences du réseau considéré. Donc, on peut appliquer, pour estimer le canal, une méthode d'identification aveugle du type sous-espace en contexte MIMO.

Pour éviter l'ambiguïté de la surestimation du canal, on suppose que les canaux sont de longueur  $L$  connus et égale à quelques unités (dizaine). Cette supposition est vérifiée car le chirp utilisé ne possède que quelques coefficients forts.

En présence du bruit blanc, on écrit le système sous forme matricielle :

$$x(n) = [H^+H^-] \begin{pmatrix} s^+(n) \\ s^-(n) \end{pmatrix} + b_n \quad (\text{III.53})$$

Où  $H^\mp = [h^\mp(0) \dots h^\mp(L-1)]$  (III.54)

$$h^\mp(n) = \left[ h_{m(1)}^\mp \left( \frac{n}{B} \right) \dots h_{m(M)}^\mp \left( \frac{n}{B} \right) \right]^T \quad (\text{III.55})$$

$$x_n = \left[ x_{m(1)} \left( \frac{n}{B} \right) \dots x_{m(M)} \left( \frac{n}{B} \right) \right]^T \quad (\text{III.56})$$

$$s^\mp(n) = \left[ s_{m(1)}^\mp \left( \frac{n}{B} \right) \dots s_{m(1)}^\mp \left( \frac{n}{B} \right) \right]^T \quad (\text{III.57})$$

$$b_n = \left[ b_{m(1)} \left( \frac{n}{B} \right) \dots b_{m(M)} \left( \frac{n}{B} \right) \right]^T \quad (\text{III.58})$$

### III.3.4 Application de la méthode sous-espace standard en contexte radar Transhorizon

En prenant en considération le modèle de l'équation (III.49), on applique la technique de sous-espace. En appliquant un fenêtrage :

$$x_N(n) = [\mathcal{T}_N(H^+) \quad \mathcal{T}_N(H^-)] \begin{pmatrix} s_{n+L-1}^+(n) \\ s_{n+L-1}^-(n) \end{pmatrix} \quad (\text{III.59})$$

En fonction du signal reçu, on peut déterminer la matrice de covariance comme suit :

$$R_{xx} = \frac{1}{T} \sum_{i=N}^T x_N(i)x_N^H(i) = \Pi_s \Lambda_s \Pi_s^H + \Pi_b \Lambda_b \Pi_b^H \quad (\text{III.60})$$

Sous contrainte de norme unité du vecteur :

$$h = \text{vec}([H^+H^-]) \quad (\text{III.61})$$

qui est donné par le vecteur propre associé à la plus petite valeur propre d'une matrice  $Q(\Pi_b)$  construite à partir des  $MN-p(L-l+N)$  vecteur propres du bruit [22,72]. Il est précisé dans la littérature, qu'en plus de l'étape de l'identification, une étape de séparation de source, comme présenté au chapitre II, est nécessaire. Dans ce qui suit, on s'intéresse uniquement à l'étape de l'identification des canaux.

### III.3.5 Simulation du canal ionosphérique sans bruit

Pour démontrer les performances de la méthode sous-espace, nous avons simulé les données réelles du radar Transhorizon NOSTRADAMUS de l'ONERA, que nous avons eu durant notre stage au Paristech au laboratoire Traitement du signal et d'Image. Pour cela, nous avons simulé un canal de propagation à trois trajets de même amplitude, les retards en nombre de cases (nombre d'échantillons) sont [0.0002 ; 2.88 ; 6.27], les Doppler sont déduits aléatoirement et inférieur au Hertz. Les phases des échos de mer sont définis uniformément dans  $[0, 2\pi]$  dont leur amplitudes sont données par :

$$A^+ = a + (1 - a) * \cos\left(\frac{\theta}{2}\right)^2 \quad (\text{III.62})$$

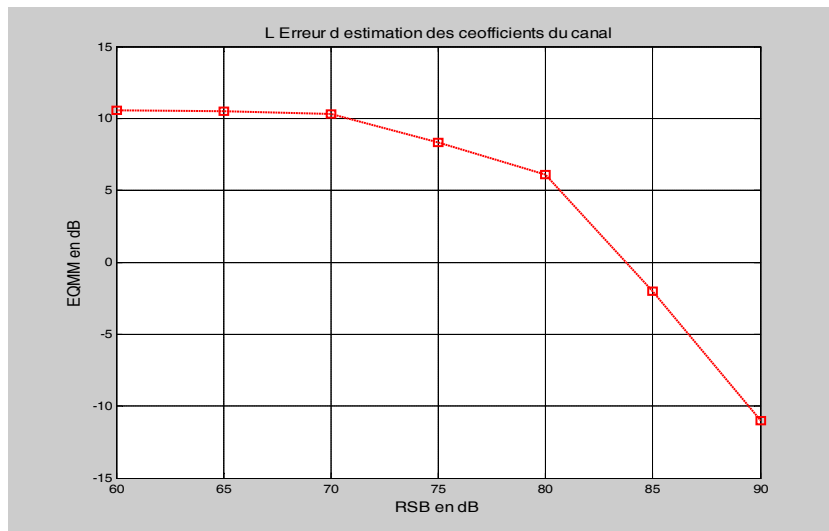
et  $A^- = a + (1 - a) * \cos(\theta - \pi/2)^2$  (III.63)

Où  $a$  est pris  $a=0.01$  et  $\theta$  est l'angle entre la direction des vagues et l'angle de visée du radar. Le bruit étant Gaussien circulaire. Nous avons supposé  $M=10$  récurrences de durée de 20 ms espacées de 400 ms (20 récurrences). Le nombre d'échantillons temporels est restreint à 40. La covariance est calculée en appliquant une fenêtre de  $N=7$  et la longueur maximale des canaux choisie est  $L=11$ , pour ne prendre en considération seulement les coefficients signifiants (non négligeables).

La figure III.3, nous avons re-simulé l'erreur quadratique moyenne sur les coefficients de la réponse impulsionnelle des canaux (en dB) identifiés par la méthode des sous-espaces. On remarque que cette erreur devient minimale quand le rapport signal bruit devient important.

Les figures III.4 et III.5 représentent la simulation des parties réelles et imaginaires des coefficients du canal estimé en absence du bruit. Mathématiquement, on a diminué le nombre d'inconnus, l'estimation est parfaite.

Par contre, dans les figures III.6 et III.7, en présence d'un bruit avec un rapport de 30 dB, on remarque que l'estimation est très mauvaise. Ce phénomène peut être expliqué par le fait de ce qu'on gagne en nombre de récurrences, on le perd en nombre d'inconnus qu'on doit simuler. En absence de bruit, l'estimation est parfaite, donc l'application des sous-espaces est faisable si on parvient à diminuer le nombre d'inconnus du problème. Pour cela, nous allons utiliser la modélisation paramétrique du canal.



**Figure III.3.** L'erreur quadratique minimum moyenne sur la réponse impulsionnelle des canaux ionosphériques en dB par la méthode sous-espace.

### III.4. Estimation paramétrique du canal

Contrairement à la méthode sous-espace standard, on diminue le nombre d'inconnu du système à résoudre, c'est la méthode sous-espace structurée. En plus, cette dernière est robuste aux problèmes de surestimation du canal.

#### III.4.1. Estimation des Doppler

On utilise l'algorithme MUSIC, comme il a été décrit au chapitre II, pour estimer les Doppler des multitrajets. Il a été introduit dans [22], le modèle de l'estimation des fréquences. L'idée est, au lieu de sous-échantillonner le signal temporel qui est l'observation sur une récurrence, on sous-échantillonne le réseau de récurrence considéré. Parmi les possibilités d'estimer le Doppler du fouillis, une technique consiste à considérer  $N_r$  récurrences non récursifs sur l'horizon temporel  $T$  [67,71]. En utilisant les mêmes notations employées au chapitre précédent, on écrit :

$$X = A(f)S + N \quad (\text{III.64})$$

Où  $\{X\}_{r,n}$  est l'échantillon observé à l'instant  $\frac{n}{B}$  pour la récurrence  $r$ .  $f = [f_1, \dots, f_p]$  et :

$$A(f) = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{-2\pi j \Delta r f_1 T_r} & \dots & e^{-2\pi j \Delta r f_p T_r} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{-2\pi j \Delta r (M-1) f_1 T_r} & \dots & e^{-2\pi j \Delta r (M-1) f_p T_r} \end{bmatrix} \quad (\text{III.65})$$

Où  $p$  est le nombre de sinusôides présentes dans le signal.

$$S = \begin{bmatrix} s_1(1) & s_1(2) & \dots & s_1(T) \\ s_2(1) & s_2(2) & \dots & s_2(T) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_p(1) & s_p(2) & \dots & s_p(T) \end{bmatrix} \quad (\text{III.66})$$

$S$  étant la matrice source constituée des vraies sources ainsi que de leurs répliques dues aux multitrajets des couches ionosphériques. En considérant des récurrences non consécutives implique un sous-échantillonnage implicite et permet d'appliquer directement l'algorithme MUSIC présenté précédemment.

Tout d'abord, il faut détecter le nombre de sources présentes. S'il n'y a pas de source d'interférences, Les échos de fouillis de mer sont les deux sources principales. On estime le nombre  $p$  de source, en utilisant un algorithme du type MDL. On sait aussi, que chaque raie Doppler engendre  $d$  paires de sinusôides écartées de  $2 f_D$  en fréquence. On déduit donc le nombre de multitrajets du nombre  $p$  de sinusôides par [67,71]:

$$d = \frac{p}{2} \quad \text{si } p \text{ est pair}$$

et  $d = \frac{p}{2} + 1$  si  $p$  est impair.

Après la détermination du nombre de sources, on peut déterminer les sous-espaces signal et bruit et appliquer MUSIC. L'algorithme d'estimation des Doppler est donné par :

1. On décompose la matrice des observations ci-dessous en valeur singulière :
 
$$X_N(n) = [x(0) \ x(1) \ \dots \ x(N)]^T \quad (\text{III.67})$$
2. A partir des  $2d$  vecteurs propres associés aux plus petites valeurs propres, on construit le sous-espace bruit.
3. Calculer le spectre en fréquence à partir de l'équation suivante :
 
$$S(f) = \frac{1}{\|a(f)^H U\|^2} \quad (\text{III.68})$$

Où  $a(f) = [1 \ e^{-2\pi j \Delta r f T_r} \ \dots \ e^{-2\pi j \Delta r (N_r - 1) f T_r}]^T \quad (\text{III.69})$
4. On détermine les  $2d$  fréquences qui correspondent aux pics du spectre. La recherche est restreinte de quelques Hertz centrée autour de 0. Dans cet intervalle se trouve les fréquences Doppler du fouillis.
5. A partir des  $2d$  fréquences, on détermine les  $d$  fréquences des multitrajets. En créant toutes les  $d$  paires possibles dont l'écart est proche de  $2f_D$  sont sélectionnés.
6. On obtient une estimée  $f$  des Doppler différentiel des multitrajets.

**Tableau III.2.** L'algorithme MUSIC pour estimer le Doppler des trajets.

### III.4.2 Estimation des retards

#### III.4.2.a Estimation des retards par la méthode des sous-espaces paramétriques

C'est une technique introduite par Perros-Meilhac [17] dans le cadre des communications numériques en système multiplicateur mono source (SIMO), ensuite, développée par Abed-Mariam en [22,67,72,80] pour être appliquée aux radars transhorizon. La méthode des sous-espaces paramétriques prend en compte la connaissance du filtre de mise en forme  $g(t)$ , e.g. un filtre de cosinus surélevé, pour déduire à partir du critère de la méthode sous-espace classique un critère qui permet une estimation paramétrique des canaux. Concernant les canaux de propagation spéculaires ayant  $d$  trajets définis par les mêmes retards sur chaque capteur et des amplitudes différentes, dans ce cas, les réponses impulsionnelles échantillonnées à la fréquence  $B$  pour les  $M$  capteurs sont du modèle :

$$h_p \left( \frac{l}{B} \right) = \sum_{i=1}^d a_i^p g \left( \frac{l}{B} - \tau_i \right) \quad (\text{III.70})$$

$p = 1 \dots M$

Le critère de la méthode sous-espace s'écrit alors :

$$J = \min_h (h^H Q h) = \min_{a, \tau} (a^H G^H(\tau) Q G(\tau) a) \quad (\text{III.71})$$



$$\text{Avec : } h = \left[ h_1(0) \cdots h_1\left(\frac{L-1}{B}\right) h_2(0) \cdots h_M\left(\frac{L-1}{B}\right) \right]^T \quad (\text{III.72})$$

$$a = \left[ a_1^1 a_2^1 \cdots a_d^1 \cdots a_{d-1}^M a_d^M \right]^T \quad (\text{III.73})$$

$$G = I_M \otimes \begin{pmatrix} g(0 - \tau_1) & \cdots & g(0 - \tau_d) \\ \vdots & & \vdots \\ g\left(\frac{L-1}{B} - \tau_1\right) & \cdots & g\left(\frac{L-1}{B} - \tau_d\right) \end{pmatrix} \quad (\text{III.74})$$

$\otimes$  est le produit de Kronecker.  $Q$  est une matrice obtenue de  $(M \times N - (N+L-1))$  vecteurs de bruit,  $N$  étant la taille de la fenêtre sur laquelle est calculée la covariance des observations  $X$ . Sous la contrainte  $\|a\| = 1$ , le critère réduit devient :

$$\tilde{J} = \min_{\tau} \frac{\lambda_{\min}(G^H(\tau) Q G(\tau))}{\lambda_{\min}(G^H(\tau) G(\tau))} \quad (\text{III.75})$$

$\lambda_{\min}$  est la valeur propre minimale. Le dénominateur évite la solution triviale annulant le critère pour laquelle deux retards sont identiques. Le vecteur des amplitudes de taille  $(M \times d)$  est alors donné par :

$$a = v.p.\min(G^H(\tau) Q G(\tau)) \quad (\text{III.76})$$

$v.p.\min(A)$  est le vecteur propre associé à la plus petite valeur propre de  $A$ .

Si les retards, les amplitudes et les Doppler sont déterminées alors on peut reconstruire la matrice du canal. D'où en inversant cette matrice on retrouve les signaux d'entrés. Après un traitement Doppler classique, on peut retrouver les signaux d'intérêt.

### III.4.3.b Application de la méthode des sous-espaces paramétriques en contexte radar transhorizon

On peut utiliser la même méthode en connaissant le code émis par le radar. L'auteur dans [67] a étendu l'étude dans le cas où il y a deux sources représentées par deux sinusoïdes. Dans ce cas, le canal ionosphérique est le même pour les deux sinusoïdes. Les canaux pour les deux sources ne diffèrent que parce qu'elles n'ont pas la même pulsation. Dans ce cas, il est possible d'associer trajet et sources puisque les canaux ont le même retard, Doppler et atténuation. Les canaux sont écrits comme suit :

$$h_r^{\mp} = G(\tau) D_r(\hat{f}^{\mp}) a \quad (\text{III.77})$$

$$\text{Où } \hat{f}^{\mp} = \hat{f} \mp f_D \quad (\text{III.78})$$

$$D_r(\hat{f}^{\mp}) = \text{diag}([e^{-2\pi j(f_1 \mp f_D)(r-1)T_r} \cdots e^{-2\pi j(f_d \mp f_D)(r-1)T_r}]) \quad (\text{III.79})$$

$\text{diag}$  représente la diagonale.

$$G(\tau) = \begin{bmatrix} z(0 - \tau_1) & \cdots & z(0 - \tau_d) \\ \vdots & & \vdots \\ z\left(\frac{L-1}{B} - \tau_1\right) & \cdots & z\left(\frac{L-1}{B} - \tau_d\right) \end{bmatrix} \quad (\text{III.80})$$

$$\mathbf{a} = [a_1 \dots a_d]^T \quad (\text{III.81})$$

En rassemblant l'ensemble des canaux dans un seul vecteur on trouve :

$$\mathbf{h} = \begin{pmatrix} h_{m(1)}^+ \\ h_{m(1)}^- \\ h_{m(2)}^+ \\ h_{m(2)}^- \\ \vdots \\ h_{m(M)}^+ \\ h_{m(M)}^- \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} G(\tau) D_{m(1)}(\hat{f}^+) \\ G(\tau) D_{m(1)}(\hat{f}^-) \\ G(\tau) D_{m(2)}(\hat{f}^+) \\ G(\tau) D_{m(2)}(\hat{f}^-) \\ \vdots \\ G(\tau) D_{m(M)}(\hat{f}^+) \\ G(\tau) D_{m(M)}(\hat{f}^-) \end{pmatrix} \mathbf{a} = \mathbf{Z}(\tau, \hat{f}) \mathbf{a} \quad (\text{III.82})$$

Où  $m(i)$  est l'indice de la récurrence correspondant à la  $i^{eme}$  observation. Et le critère de la méthode sous-espace structurée devient :

$$\tilde{J} = \min_{\tau} \frac{\lambda_{\min}(\mathbf{Z}(\tau, \hat{f})^H \mathbf{Q} \mathbf{Z}(\tau, \hat{f}))}{\lambda_{\min}(\mathbf{Z}(\tau, \hat{f})^H \mathbf{Z}(\tau, \hat{f}))} \quad (\text{III.83})$$

Le critère présenté en (III.71) est non linéaire. La présence de minima locaux gêne l'optimisation. Donc, il est nécessaire d'utiliser une minimisation du type recuit simulé qui est basée sur un balayage aléatoire du domaine de variation des paramètres. On perturbe la solution courante, si le nouveau vecteur de solution présente de meilleure critère on le garde, avec une probabilité appelée probabilité de passage. Au fil des itérations, la solution s'améliore.

Son fonctionnement est résumé comme suit [72,80] :

- Initialisation du vecteur solution en tirant aléatoirement  $d$  retards comprises entre 0 et L/B.
- Perturbation de la solution par une fonction arbitrairement choisie, e.g une Gaussienne.
- Si le critère  $\tilde{J}$  diminue avec les nouveaux retards, on change de solution, sinon on une probabilité non nulle de changer, ceci permet de sortir des minima locaux.
- On garde la meilleure solution sur l'ensemble des itérations.

L'algorithme est constitué de deux boucles. Dans la boucle principale, on itère un certain nombre de fois la probabilité de passage donnée. Dans la seconde boucle, on perturbe un certain nombre de fois la solution courante. La probabilité de passage est choisie très grande pour la première itération. Le critère s'arrête quand les paramètres (probabilité et température) fixés au début sont atteints. Une fois  $\hat{\tau}$  est obtenu, le vecteur des amplitudes est donné par :

$$\hat{\mathbf{a}} = v.p.\min(\mathbf{Z}(\hat{\tau}, \hat{f})^H \mathbf{Q} \mathbf{Z}(\hat{\tau}, \hat{f})) \quad (\text{III.84})$$

### III.5 Simulation de l'estimation paramétrique du canal ionosphérique avec bruit

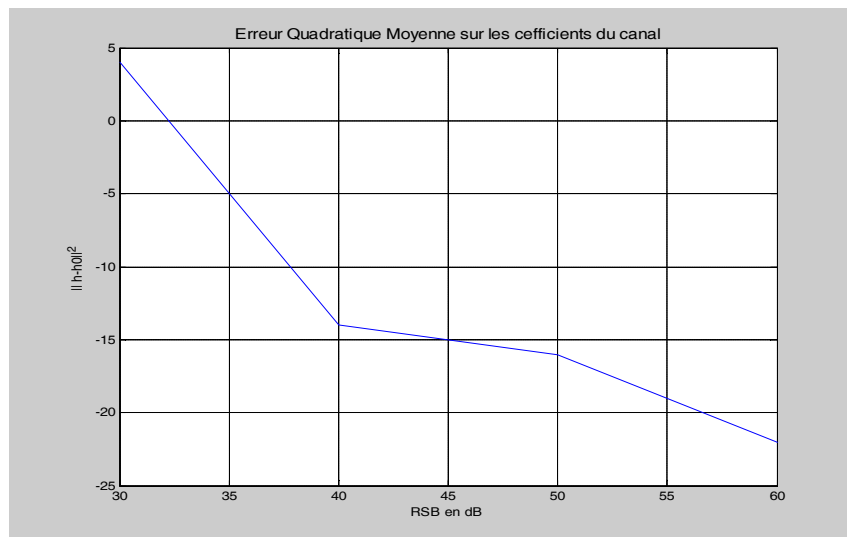
On a utilisé les mêmes données de la méthode précédente. La figure III.8 représente l'erreur quadratique moyenne sur les coefficients des canaux en fonction du rapport signal bruit en dB. On remarque que l'erreur est minimale pour les rapports RSB supérieurs à 40 dB, sauf en 30 dB l'estimation est mauvaise.

Les figures III.9, III.10 et III.11 illustrent l'erreur quadratique sur les paramètres du canal ionosphériques. On remarque que l'estimation est acceptable à 30 dB et s'améliore considérablement au-delà de 40 dB. Par contre, l'estimation des retards, en figure III.9, est très bonne (l'ordre  $10^{-3}$ ). Toute fois les amplitudes sont très sensibles au RSB ce qui est confirmé par l'estimation des coefficients des canaux où l'estimation reste toujours mauvaise aux alentours de 30 dB.

Pour améliorer l'estimation du canal ionosphérique par la méthode des sous-espaces, il est nécessaire de monter en rapport signal bruit, et considérer un plus grand nombre de récurrences. Seulement dans ce cas, le temps de calcul devient plus complexe et le temps de traitement devient plus important.

Les résultats obtenus, en particulier les retards, rendent cette méthode très encourageante pour l'estimation du canal ionosphérique. Seulement, il a été constaté que l'estimation des amplitudes est sensible aux variations des Doppler d'une récurrence à une autre récurrence. Dans ce cas, malheureusement la factorisation de la relation (III.68) présente une erreur d'estimation faible pour les RSB forts, mais reste gênante pour les rapports RSB moyens.

Donc, il faut revoir les matrices des expressions (III.68) qui prennent en considération les variations Doppler à chaque récurrence, et revoir le calcul du critère du recuit simulé.



**Figure III.7.** L'erreur quadratique sur la réponse impulsionnelle du canal ionosphérique en fonction du rapport signal bruit

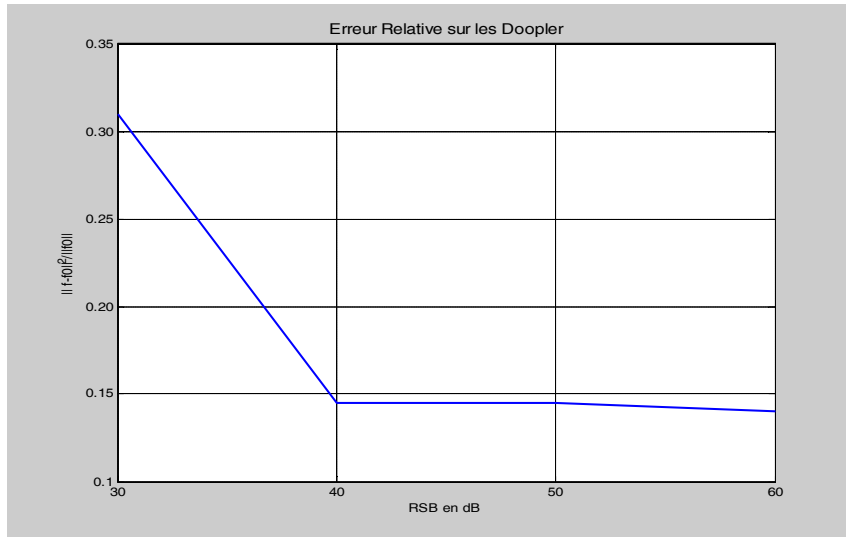


Figure III.8. L'erreur quadratique sur le Doppler en fonction du rapport signal bruit en dB

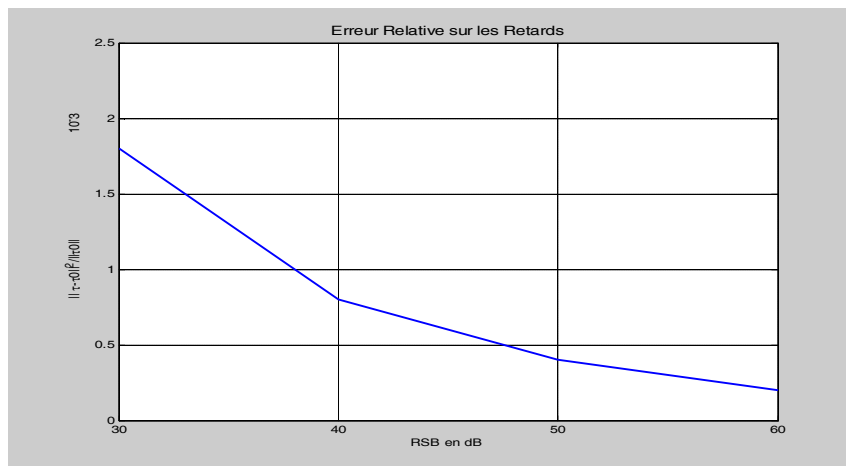


Figure III.9. L'erreur quadratique sur les retards en fonction du rapport signal bruit en dB

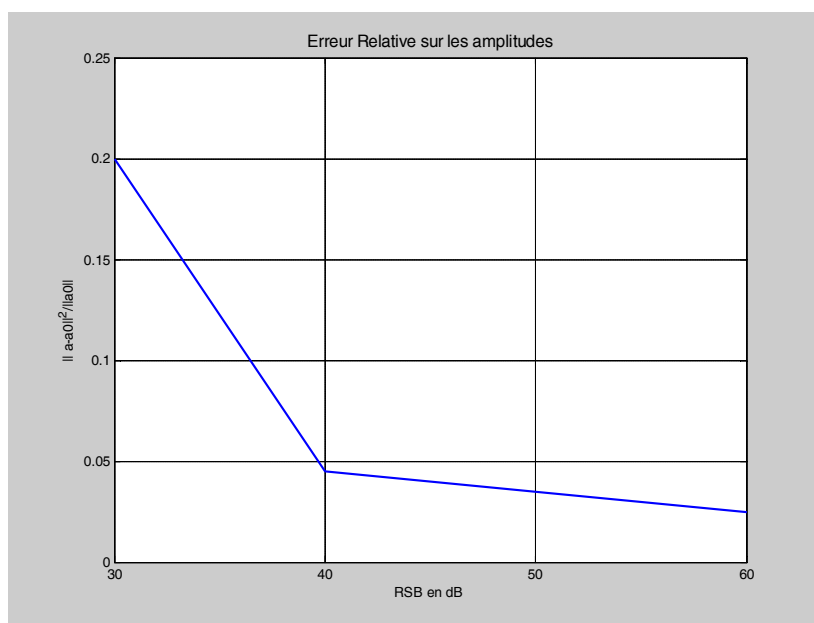


Figure III.10. L'erreur quadratique sur les amplitudes en fonction du rapport signal bruit en dB

### **III. 6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode d'égalisation aveugle, issue des techniques des communications numériques que nous avons appliquées au domaine des radars Transhorizon. Nous avons, tout d'abord, représenté le système des radars transhorizon en système MIMO. En premier lieu, il a été présenté une méthode non-paramétrique où on a démontré qu'il est possible d'estimer les paramètres du canal ionosphériques. Ensuite, on a adopté une technique paramétrique qui prend en considération la connaissance du chirp radar utilisé. Même en disposant d'un faible nombre de récurrences, l'estimation des paramètres du canal ionosphérique est possible en le considérant stationnaire. Les résultats obtenus sont encourageants. Seulement l'estimation des amplitudes des trajets restent sensibles au bruit, d'où toute la réponse du canal est altérée.

Pour cela, on propose, au chapitre suivant, une autre méthode d'égalisation aveugle qui a fait ses preuves en communication numérique.

## **Chapitre IV**

**Application de la méthode CMA pour  
estimer le canal ionosphérique**

### IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons utilisé une méthode d'égalisation aveugle du type Sous-espace appliquée au système MIMO. Dans ce chapitre, nous allons exploiter une technique qui permet de se ramener à un système SIMO à partir d'un système MIMO, en ré-écrivant, sous les mêmes hypothèses que précédemment, les relations liants les signaux reçus aux signaux sources. Cela est faisable en appliquant une factorisation et la séparation des matrices du canal. Ensuite, on inverse le terme Doppler et on se trouve dans le cas SIMO LTI usuel. Dans ce cas, cette écriture présente plusieurs avantages du point de vue de l'égalisation, et nous permet de déterminer un égaliseur de type CMA (Constant Modulus Algorithm) bloc classique. Des simulations démontrent l'efficacité de cette méthode.

### IV.2 Transformation du système MIMO au système SIMO

Généralement, on écrit un vecteur d'observation conçu d'un mélange de  $p$  sources et recueillis par  $M$  récurrences, qui ne sont pas forcément consécutives, par la relation suivante [67,72]:

$$\mathbf{x}(n) = [\mathbf{H}^1 \mathbf{H}^2 \dots \mathbf{H}^p] \begin{bmatrix} s^1(n) \\ s^2(n) \\ \vdots \\ s^p(n) \end{bmatrix} + b(n) \quad (\text{IV.1})$$

où

$$\mathbf{x}(n) = [x_1(n) x_2(n) \dots x_p(n)]^T \quad (\text{IV.2})$$

$$s^i(n) = [s^i(n) s^i(n-1) \dots s^i(n-L+1)]^T \quad (\text{IV.3})$$

$$\mathbf{b}(n) = [b_1(n) b_2(n) \dots b_p(n)]^T \quad (\text{IV.4})$$

La plupart des sources sont faibles et ponctuels, donc seul un de leurs éléments en entrée du système sera non nul. Pour cette raison, dans la suite du développement, il est considéré en entrée que le signal du fouillis, en particulier le fouillis de mer. Donc on va négliger la variation de phase liée au Doppler des multitrajets temporels dû à l'ionosphère, et dans le cas de  $M$  récurrences séparées de  $\Delta_r$  récurrences [67, 72-74] :

$$\mathbf{x}(n) = [\mathbf{H}^+ \mathbf{H}^-] \begin{pmatrix} s^+(n) \\ s^-(n) \end{pmatrix} + \mathbf{b}_n \quad (\text{IV.5})$$

On suppose qu'on travaille à un très bon rapport signal bruit, alors on peut négliger le bruit dans la suite du développement :

$$\mathbf{H}^\mp = \begin{bmatrix} & \tilde{h}_l(0) \dots & & \tilde{h}_l(L-1) \\ \tilde{h}_l(0) e^{-j2\pi(f_i + f^\mp)\Delta_r T_r} & & \dots & \tilde{h}_l(L-1) e^{-j2\pi(f_i + f^\mp)\Delta_r T_r} \\ & \vdots & & \\ \tilde{h}_l(0) e^{-j2\pi(f_i + f^\mp)\Delta_r (M-1)T_r} & & \dots & \tilde{h}_l(L-1) e^{-j2\pi(f_i + f^\mp)\Delta_r (M-1)T_r} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.6})$$

Il est possible de factoriser la relation (IV.6) les termes liés au Doppler :

$$\mathbf{H}^{\bar{f}} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r T_r} & \dots & e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r T_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r (M-1)T_r} & \dots & e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r (M-1)T_r} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a_1 z \left(\frac{0}{B} - \tau_1\right) a_1 z \left(\frac{1}{B} - \tau_1\right) \dots a_1 z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_1\right) \\ a_2 z \left(\frac{0}{B} - \tau_2\right) a_2 z \left(\frac{1}{B} - \tau_2\right) \dots a_2 z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_2\right) \\ \vdots \\ a_d z \left(\frac{0}{B} - \tau_d\right) a_d z \left(\frac{1}{B} - \tau_d\right) \dots a_d z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_d\right) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.7})$$

$$\mathbf{H}^{\bar{f}} = \mathbf{D}_{f^{\bar{f}}} \tilde{\mathbf{H}} \quad (\text{IV.8})$$

Où  $f^{\bar{f}} = [f^{\bar{f}} + f_1 f^{\bar{f}} + f_2 \dots f^{\bar{f}} + f_d]$  (IV.9)

et

$$\mathbf{D}_{f^{\bar{f}}} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r T_r} & \dots & e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r T_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r (M-1)T_r} & \dots & e^{-j2\pi(f_i + f^{\bar{f}})\Delta_r (M-1)T_r} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.10})$$

$$\tilde{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} a_1 z \left(\frac{0}{B} - \tau_1\right) a_1 z \left(\frac{1}{B} - \tau_1\right) \dots a_1 z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_1\right) \\ a_2 z \left(\frac{0}{B} - \tau_2\right) a_2 z \left(\frac{1}{B} - \tau_2\right) \dots a_2 z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_2\right) \\ \vdots \\ a_d z \left(\frac{0}{B} - \tau_d\right) a_d z \left(\frac{1}{B} - \tau_d\right) \dots a_d z \left(\frac{L-1}{B} - \tau_d\right) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.11})$$

Finalement on écrit :

$$\mathbf{x}(n) = [\mathbf{D}_{f^+} \mathbf{D}_{f^-}] \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}} & 0_{d \times L} \\ 0_{d \times L} & \tilde{\mathbf{H}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s^+(n) \\ s^-(n) \end{bmatrix} \quad (\text{VI.12})$$

Nous avons  $p$  sources, donc il y'a  $p$  Doppler  $\{f^i\} (i = 1 \dots p)$

Et  $f^{\bar{f}} = [f^i + f_1 f^i + f_2 \dots f^i + f_d]$  (IV.13)

On renvoie les échos  $\{s^i(n)\}$ , on obtient :

$$\mathbf{x}(n) = [\mathbf{D}_{f^1} \mathbf{D}_{f^2} \dots \mathbf{D}_{f^p}] [I_p \otimes \tilde{\mathbf{H}}] \begin{bmatrix} s^1(n) \\ s^2(n) \\ \vdots \\ s^p(n) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.14})$$

Où  $s^i(n) = [s^i(n) s^i(n-1) \dots s^i(n-L+1)]^T$  (IV.15)

Dans cette écriture, il est supposé que les signaux rétrodiffusés se propagent dans le même canal. On pose :

$$\mathbf{D}_{f^+, f^-} = [\mathbf{D}_{f^+} \mathbf{D}_{f^-}] \quad (\text{IV.16})$$



De cette écriture, on tire les remarques suivantes :

- Cette écriture décrit la contribution de l'effet Doppler de la matrice du canal et met en évidence une partie commune à la matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$ .
- Les lignes de la matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$  représentent les composantes de la réponse impulsionnelle du canal qui corresponde aux différents trajets.
- Ce modèle reste valide même pour un réflecteur ponctuel, la seule différence avec le cas du clutter (fouillis) est qu'un seul élément du vecteur d'entrée associé au réflecteur  $S$  n'est pas nul.

A partir de ces remarques ci-dessus, il montré qu'une fois que les Doppler des multitrajets et des sources estimées, on peut inverser dans l'équation (VI.8) le premier terme de l'équation droite, à gauche avec la condition que la matrice  $\mathbf{D}_{f^+,f^-}$  soit de rang plein (dans le cas ou  $M > 2d$ ). Cette condition est facilement remplie en collectant un nombre important de récurrences. Il faut ensuite déterminer la matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$  ou son inverse. D'où :

$$\mathbf{D}_{f^+,f^-}^\# \mathbf{x}(n) = \tilde{\mathbf{x}}(n) = [I_2 \otimes \tilde{\mathbf{H}}] \begin{bmatrix} s^+(n) \\ s^-(n) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.17})$$

Avec  $\mathbf{D}_{f^+,f^-}^\#$  est la matrice pseudo inverse de  $\mathbf{D}_{f^+,f^-}$ . La fonction (IV.12) montre qu'après détermination des Doppler. Il suffit de trouver la matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$  pour résoudre le système. L'inversion du terme Doppler résulte une séparation des contributions des différentes sources. Chaque source vérifie séparément le même système, on peut donc découper le vecteur  $\mathbf{x}(n)$  de taille  $2d$  en deux sous vecteurs colonnes contenant les  $d$  contributions des trajets associés à une source et concaténer ceux-ci en ligne dans une matrice comme suit :

$$\tilde{\mathbf{x}}(n) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}^+(n) \\ \tilde{\mathbf{x}}^-(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}}s^+(n) \\ \tilde{\mathbf{H}}s^-(n) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.18})$$

Cette relation peut être écrite sous la forme :

$$[\mathbf{Y}(n) \triangleq \tilde{\mathbf{x}}^+(n)\tilde{\mathbf{x}}^-(n)] = \tilde{\mathbf{H}}[s^+(n) \ s^-(n)] \quad (\text{IV.19})$$

Donc le système qui était MIMO au départ de deux entrées et  $M$  sorties, est transformé en un système SIMO a une entrée unique résultant de la concaténation en ligne des deux vecteurs d'entrée précédemment et  $d$  sorties correspondants au nombre de multitrajets du canal. Il n'y a pas de mélange entre les signaux sources et les trajets. En plus, la séparation de la contribution de différentes sources permet d'augmenter artificiellement le nombre d'échantillons utilisés pour estimer  $\tilde{\mathbf{H}}$  car chaque source vérifie séparément un système qui implique la matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$ .

De cette écriture, on ne se contente pas de passer du système MIMO au système SIMO, mais aussi nous permet d'augmenter le nombre d'échantillons disponibles pour l'estimation de la matrice de

canal ce qui est primordial dans un contexte non stationnaire car nous avons la possibilité de réduire l'horizon sur lequel on travaille.

On peut écrire le système pour la matrice d'observation complète  $\mathbf{X}$  de taille  $M \times T$ ,  $T$  étant le nombre d'échantillons (l'horizon temporel considéré) :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1) \mathbf{x}(2) \dots \mathbf{x}(T)] \quad (\text{IV.20})$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{D}_{f^+, f^-}^\# \mathbf{X} \quad (\text{IV.21})$$

$$= [I_2 \otimes \tilde{\mathbf{H}}] \begin{bmatrix} S^+ \\ S^- \end{bmatrix} \quad (\text{IV.22})$$

On pose :

$$\tilde{\mathbf{X}}^\pm = [\tilde{\mathbf{x}}^\pm(1) \tilde{\mathbf{x}}^\pm(2) \dots \tilde{\mathbf{x}}^\pm(T)] \quad (\text{IV.23})$$

$$\mathbf{Y} = [\tilde{\mathbf{X}}^+ \tilde{\mathbf{X}}^-] \quad (\text{IV.24})$$

$$\mathbf{S}^\mp = [S^\pm(1) S^\pm(2) \dots S^\pm(T)] \quad (\text{IV.25})$$

Finalement on obtient :

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{H}} [S^+ S^-] \quad (\text{IV.26})$$

La matrice  $\tilde{\mathbf{H}}$  n'est pas de rang plein sauf si  $d \geq L$ , dans ce cas, le système admet plusieurs solutions [67,76]. Afin d'obtenir une solution unique, il est nécessaire d'appliquer un fenêtrage temporel. Donc on doit refaire le même développement dans le cas où il est appliqué un fenêtrage temporel, dans le but de rendre le système identifiable.

### IV.3 Le fenêtrage temporel

Partant de la même démarche que précédemment, on applique une fenêtre temporelle de largeur  $N$ . Le vecteur d'observation reçu sur une fenêtre de taille  $N$  liant aux deux entrées, on écrit :

$$\mathbf{X}_N = [x_1(n) x_2(n) \dots x_q(n) x_1(n-1) \dots x_q(n-1) \dots x_1(n-N+1) \dots x_q(n-N+1)]^T \quad (\text{IV.27})$$

$$\mathbf{X}_N = [\mathcal{T}_N(\mathbf{H}^+) \mathcal{T}_N(\mathbf{H}^-)] \begin{bmatrix} S_{N+L-1}^+(n) \\ S_{N+L-1}^-(n) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.28})$$

$$\mathcal{T}_N(\mathbf{H}) = [\mathcal{T}_N(\mathbf{H}^+) \mathcal{T}_N(\mathbf{H}^-)] \quad (\text{IV.29})$$

$$\mathcal{T}_N(\mathbf{H}^\mp) = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{f^\mp} \tilde{\mathbf{H}} & 0_{M \times 1} & \dots & 0_{M \times 1} \\ 0_{M \times 1} & \mathbf{D}_{f^\mp} \tilde{\mathbf{H}} & \dots & 0_{M \times 1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ & & & \cdot \\ 0_{M \times 1} & 0_{M \times 1} & \dots & \mathbf{D}_{f^\mp} \tilde{\mathbf{H}} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.30})$$

$$= \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{f^\mp} & 0_{M \times d} & \dots & 0_{M \times d} \\ 0_{M \times d} & \mathbf{D}_{f^\mp} & \dots & 0_{M \times d} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0_{M \times d} & 0_{M \times d} & \dots & \mathbf{D}_{f^\mp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}} & 0_{d \times 1} & \dots & 0_{d \times 1} \\ 0_{d \times 1} & \tilde{\mathbf{H}} & \dots & 0_{d \times 1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0_{d \times 1} & 0_{d \times 1} & \dots & \tilde{\mathbf{H}} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.31})$$

$$= (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^\mp}) \mathcal{J}_N(\tilde{\mathbf{H}}) \quad (\text{IV.32})$$

$$\text{D'où} \quad \mathcal{J}_N(\mathbf{H}) = [I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+} \quad I_N \otimes \mathbf{D}_{f^-}] [I_2 \otimes \mathcal{J}_N(\tilde{\mathbf{H}})] \quad (\text{IV.33})$$

On peut simplifier le terme suivant :

$$[I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+} \quad I_N \otimes \mathbf{D}_{f^-}] = (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \quad (\text{IV.34})$$

P est une matrice de permutation de taille  $(2Nd \times 2Nd)$ , cette matrice contient les contributions du Doppler. Si cette matrice est de rang colonne plein, on peut l'inverser à gauche. En exploitant les relations suivantes:

$$(A \otimes B)(C \otimes D) = (AC \otimes BD) \quad (\text{IV.35})$$

$$(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1} \quad (\text{IV.36})$$

$$(A \otimes B)^H = A^H \otimes B^H \quad (\text{IV.37})$$

$$P^{-1} = P^T \quad (\text{IV.38})$$

$$A^\# = (A^H A)^{-1} A^H \quad (\text{IV.39})$$

Donc on peut déduire le pseudo inverse de [72] :

$$\left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \right)^\# = \left( \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \right)^H \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \right) \right)^{-1} \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \right)^H \quad (\text{IV.40})$$

$$= \left( P^T \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^H) \right) \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}) P \right) \right)^{-1} P^T \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^H) \right) \quad (\text{IV.41})$$

$$= \left( P^T \left( (I_N \otimes (\mathbf{D}_{f^+, f^-}^H \mathbf{D}_{f^+, f^-})) \right) (P) \right)^{-1} P^T \left( (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^H) \right) \quad (\text{IV.42})$$

$$= P^T (I_N \otimes (\mathbf{D}_{f^+, f^-}^H \mathbf{D}_{f^+, f^-})^{-1} P P^T (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^H)) \quad (\text{IV.43})$$

$$= P^T (I_N \otimes (\mathbf{D}_{f^+, f^-}^H \mathbf{D}_{f^+, f^-})^{-1} \mathbf{D}_{f^+, f^-}^H) \quad (\text{IV.44})$$

$$= P^T (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^\#) \quad (\text{IV.45})$$

Et enfin,

$$\tilde{\mathbf{X}}_n(n) = P^T (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^\#) \mathbf{X}_n(n) \quad (\text{IV.46})$$

On pose :

$$\tilde{\mathbf{X}}_N(n) = [\tilde{\mathbf{X}}_n(n) \tilde{\mathbf{X}}_n(n+1) \dots \tilde{\mathbf{X}}_n(T)] \quad (\text{IV.47})$$

Donc

$$\tilde{\mathbf{X}}_N(n) = P^T(I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^- \#})[\tilde{X}_n(n)\tilde{X}_n(n+1) \dots \tilde{X}_n(T)] \quad (\text{IV.48})$$

$$\tilde{\mathbf{X}}_N(n) = P^T(I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^- \#})\mathbf{X}_N \quad (\text{IV.49})$$

$$= [I_2 \otimes \mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})] \begin{bmatrix} S^+ \\ S^- \end{bmatrix} \quad (\text{IV.50})$$

On déduit donc la relation qui lie la source qui est constituée des deux vecteurs d'observation à la matrice  $\tilde{\mathbf{Y}}_N$  :

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{X}_N^+ \mathbf{X}_N^-] \mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}}) [S_{N-L+1}^+ S_{N-L+1}^-] \quad (\text{IV.51})$$

L'écriture de la relation (IV.46) obtenu est très similaire à la relation qui ne contient pas de fenêtrage. De même, on peut factoriser le terme qui contient le Doppler et le compenser à gauche de la relation par son pseudo-inverse. Ensuite, on peut estimer la partie invariante qui décrit le canal  $\mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})$ . Cette matrice, dans le cas où elle est de rang plein ( $dN > L$ ), il est possible de l'identifier.

#### IV.4 Estimation de l'égaliseur

Les composantes spectrales du fouillis de mer sont modélisées par des équations connues sous le nom les équations de cardioïde. Cette connaissance permet de tirer profit et d'appliquer des techniques d'égalisation aveugles basées sur le critère de module constant. Par contre, en réalité les amplitudes des deux raies principales ne sont pas constantes, elles sont affectées par les conditions atmosphérique, la case distance, la distance qui sépare le récepteur. Ces variations pouvant être modélisées et prises en compte par les lois de propagations. Dans ce travail, on suppose que les amplitudes sont constantes sur le nombre de cases considérées. Il a été démontré par les travaux de Godard [12] et Treishler [82], dans les années 80 et 90, qu'en égalisation, les algorithmes des techniques aveugles basés sur le critère CM (Contant Modulus) sont robustes.

##### IV.4.1 Le critère de la méthode CM

Le critère de la méthode CM pour trouver un égaliseur west du type [44,81] :

$$J_{k,l}(\mathbf{w}) = (|u_n|^k - c)^l \text{ avec } k, l \in \mathbb{N}^* \quad (\text{IV.52})$$

$$\text{Avec } u_n = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \quad (\text{IV.53})$$

est la sortie de l'égaliseur à l' instant  $n$  et  $c$  est une constante appropriée.

Il existe de nombreux algorithmes associés au critère de la méthode CM. Godard [12] considère  $k = l = 2$ . Dans notre travail, nous avons appliqué une méthode analytique [44, 82-85] qui se base sur l'algorithme de séparation de sources. On peut remarquer que la relation :

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})\mathbf{S}_{N-L+1} \quad (\text{IV.54})$$

est équivalente au système  $\mathbf{X} = \mathbf{A} \mathbf{S}$  à résoudre en séparation de source [83].

Cependant, la matrice  $\mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})$  est l'espace qui contient les informations sur le sous-espace bruit et le nombre de sources à identifier et qui correspond à la taille de sous-espace signal est égale au

nombre de colonnes. Dans ce cas, on peut appliquer la méthode de séparation de sources pour identifier la matrice de canal et les sources. La méthode CM analytique se base sur la résolution d'équations construites à partir de l'écriture du critère CM pour chaque instant d'observation. Donc la relation ci-dessous reste vraie  $\forall n$ :

$$\|\mathbf{w}^H \mathbf{x}(n)\|^2 = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \mathbf{w} = (\mathbf{x}(n) \otimes \bar{\mathbf{x}}(n))^H (\mathbf{w} \otimes \bar{\mathbf{w}}) = \mathbf{1} \quad (\text{IV.55})$$

$\bar{\mathbf{x}}$  représente le complexe conjugué de  $\mathbf{x}$ . On concatène cette relation pour les instants  $n$ , c'est-à-dire pour toutes les colonnes de  $\mathbf{X}_N$  :

$$\begin{bmatrix} (\mathbf{x}(N) \otimes \bar{\mathbf{x}}(N))^H \\ (\mathbf{x}(N+1) \otimes \bar{\mathbf{x}}(N+1))^H \\ \vdots \\ (\mathbf{x}(T) \otimes \bar{\mathbf{x}}(T))^H \end{bmatrix} (\mathbf{w} \otimes \bar{\mathbf{w}}) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.56})$$

En exploitant la relation :

$$\mathbf{X}_N = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^H \quad (\text{IV.57})$$

Il a été démontré dans [44, 86-88] que la solution de la relation (IV.49) est équivalente à la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} \text{vec}(\mathbf{V}(1)\mathbf{V}^H(1))^T \\ \text{vec}(\mathbf{V}(2)\mathbf{V}^H(2))^T \\ \vdots \\ \text{vec}(\mathbf{V}(T-N+1)\mathbf{V}^H(T-N+1))^T \end{bmatrix} (\mathbf{w} \otimes \bar{\mathbf{w}}) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.58})$$

On pose :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \text{vec}(\mathbf{V}(1)\mathbf{V}^H(1))^T \\ \text{vec}(\mathbf{V}(2)\mathbf{V}^H(2))^T \\ \vdots \\ \text{vec}(\mathbf{V}(T-N+1)\mathbf{V}^H(T-N+1))^T \end{bmatrix} \quad (\text{IV.59})$$

$$\mathbf{y} = (\mathbf{w} \otimes \bar{\mathbf{w}}) \quad (\text{IV.60})$$

On a donc un système du type :  $\mathbf{Q} \mathbf{y} = \mathbf{1}$

La solution de ce système nécessite que la matrice  $\mathbf{P}$  soit de rang colonne plein, donc il faut que le nombre de colonne  $\mathbf{X}_N$  soit supérieur ou égale à  $K^2$  ( $K = N+L-1$ ), ceux-ci nécessiteront un nombre d'échantillons supérieur à 200 [44]. Dans notre cas, on dispose d'une fenêtre temporelle  $N=7$  donc  $K$  est supérieur à 15, et on ne peut utiliser que quelques cases. Donc cet algorithme ne peut être utilisé. Par contre il existe un algorithme très proche de ce dernier, qui combine la technique CMA et les approches MRE (Mutually Referenced Equalizers) [72, 77, 79]. En plus des relations précédentes, on utilise :

$$\mathbf{w}_i^H \mathbf{x}_{n+i} \mathbf{x}_{n+i}^H \mathbf{w} = 1 \quad (\text{IV.61})$$

Pour un égaliseur de retards  $i$ . De même, pour les relations liant deux égaliseurs de retards respectives  $i$  et  $j$  :

$$\mathbf{w}_i^H \mathbf{x}_{n+i} = \mathbf{w}_j^H \mathbf{x}_{n+j} \quad (\text{IV.62})$$

La solution de ce système est connue [79, 83]. L'avantage de cette technique, est qu'on obtient le même nombre de colonnes et de lignes, pour utiliser un nombre faible d'échantillons, on compense par un nombre d'égaliseurs importants. Ceux-ci rendent la solution de ce système très coûteuse en temps. Mais le fait qu'on dispose que d'un nombre faible d'échantillons pour estimer  $w$ , laisse le choix des technique d'optimisation, pour résoudre le système précédent difficile à adopter.

#### IV.4.2 La solution par la méthode CMA-Bloc

Il y'a une technique qui permet de trouver la solution de l'égaliseur qui est CMA-Bloc. Cette technique présente des inconvénients qu'on peut minimiser leurs influences sur les résultats dans notre contexte. Cet Algorithme consiste à minimiser le critère CMA pour l'ensemble des instants d'observations [44,67]. L'optimisation se fait par l'algorithme du gradient stochastique :

$$\min_w \sum_{i=1}^T (\|w^H x(i)\|^2 - 1)^2 \quad (\text{IV.63})$$

Les équations de mise jours des itérations sont :

$$s_i = w_{i-1}^H \mathbf{Y}_N \quad (\text{IV.64})$$

$$\epsilon_i = (1 - s_i \odot s_i^*) \odot s_i^* \quad (\text{IV.65})$$

$$\mathbf{g}_i = Z^* s_i^T \quad (\text{IV.66})$$

$$w_i = w_{i-1} + \mu \mathbf{g}_i \quad (\text{IV.67})$$

Où à l'itération  $i$ ,  $s_i$  est le vecteur des estimées des échos de la source,  $w_i$  est l'estimé de l'égaliseur à rechercher,  $\epsilon_i$  est le vecteur erreur pour chaque instant d'observation,  $\odot$  est le produit de Shur-Hadamard. On utilise la même technique que l'algorithme de Safavi et Abed-Meriam [85], en choisissant aléatoirement le vecteur d'initialisation  $w_0$ , et on cherche la solution dans le sous-espace signal des observation, diminuant ainsi la taille du vecteur cherché. Après un certain nombre d'itération, on arrête l'algorithme ou lorsque le vecteur erreur atteint un seuil suffisamment faible. L'inconvénient principal de cette méthode, est que la fonction de coût à optimiser n'est pas convexe. Dans le cas du multi-canal, il a été démontré qu'il existe un minimum global sous certaines conditions [84,86-88]. Dans notre cas, estimation du canal ionosphérique, on peut exploiter l'utilisation de plusieurs sous-réseaux de récurrence pour pallier le problème de convexité de la fonction coût, et déterminer que la solution trouvée correspond à un égaliseur.

#### IV.4.3 Exploitation des sous-réseaux de récurrences

Dans le but d'estimer l'égaliseur dans le contexte qui nous intéresse, on va utiliser plusieurs sous-réseaux de récurrences pour augmenter le nombre d'échantillons. Soient deux sous-ensemble de récurrences  $\mathbf{r}_1$  et  $\mathbf{r}_2$ , espacés de  $\Delta$  récurrences, on a :

$$\mathbf{D}_f^2 = \mathbf{D}_f^1 \text{diag}(\mathbf{f}) \quad (\text{IV.68})$$

Où  $\text{diag}(\mathbf{f})$  est une matrice diagonale dont les éléments sont du vecteur  $e^{-j2\pi f \Delta T_r}$ .

On considère les observations  $\tilde{\mathbf{X}}^1$  et  $\tilde{\mathbf{X}}^2$  construit avec les récurrences  $\mathbf{r}_1$  et  $\mathbf{r}_2$ . On peut écrire facilement :

$$M_1^\# \mathbf{X}^1 = [I_2 \otimes \mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})] \begin{bmatrix} S^+ \\ S^- \end{bmatrix} \quad (\text{IV.69})$$

$$[I_{2N} \otimes \text{diag}(-\mathbf{f})] M_1^\# \mathbf{X}^1 = [I_2 \otimes \mathcal{T}_N(\tilde{\mathbf{H}})] \begin{bmatrix} \hat{S}^+ \\ \hat{S}^- \end{bmatrix} \quad (\text{IV.70})$$

où

$$M_1 = [I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+}^1 I_N \otimes \mathbf{D}_{f^-}^1], \quad (\text{IV.71})$$

$$\hat{S}^+ = e^{-j2\pi f^c \Delta T_r} \quad (\text{IV.72})$$

et  $\hat{S}^- = e^{j2\pi f^c \Delta T_r} \quad (\text{IV.73})$

Donc, en appliquant cette opération, on arrive à obtenir deux systèmes dont les entrées sont différentes pour le même égaliseur. Afin d'estimer cet égaliseur, on peut obtenir autant de systèmes par les sous-réseaux de récurrences.

#### IV.5 L'algorithme exploitant le CMA-Bloc proposé

1. Estimation des fréquences Doppler des Multitrajets par la méthode MUSIC sous-échantillonné,  $f_1, f_2, \dots, f_d$ .
2. Application d'un fenêtrage aux observations.
3. Inverser la matrice comprenant l'effet Doppler par l'équation :

$$\tilde{\mathbf{X}}_N(n) = P^T (I_N \otimes \mathbf{D}_{f^+, f^-}^\#) \mathbf{X}_N \quad (\text{IV.74})$$

4. On sépare les réponses des sources par découpage de  $\tilde{\mathbf{X}}_N(n)$  en deux blocs de matrice ( $dN \times T-N+1$ ) et on forme la matrice  $\mathbf{Y}_N$  en concaténant en ligne des blocs. Pour appliquer CMA il faut normer les modules des blocs. On choisit de normer le bloc à son maximum.
5. Décomposition en valeurs singulières de la matrice :  $\mathbf{Y}_N : \mathbf{Y}_N = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^H \quad (\text{IV.75})$
6. On applique l'algorithme MDL pour évaluer  $K = N+L-1$ , et construire le sous-espace signal  $\mathbf{U}_S$  par les  $K$  premiers vecteurs colonnes de  $\mathbf{U}$ .
7. On calcul la matrice :  $\mathbf{Z}_N = \mathbf{U}_S^H \mathbf{Y}_N \quad (\text{IV.76})$
8. En appliquant la méthode CMA- Bloc, on détermine l'égaliseur en optimisant par le gradient stochastique le critère :

$$J(n) = \sum_{i=1}^{T-N+1} (\|\mathbf{w}^H \mathbf{z}_N(i)\|^2 - 1)^2 \quad (\text{IV.77})$$

$\mathbf{z}_N(i)$  étant la  $i^{\text{ème}}$  colonne de la matrice  $\mathbf{Z}_N$

**Tableau IV.1.** L'algorithme CMA Bloc

Cette étape est délicate à cause des solutions des minimas locaux propres au CMA. Dans notre cas, on travaille avec un bon rapport signal Bruit RSB supérieur à 30 dB. Donc on utilise un critère de seuillage pour déterminer si le calcul itératif a atteint la solution optimale, qui est le vecteur d'égalisation. Si l'erreur quadratique moyenne est inférieure au seuil déterminé empiriquement, on

considère que le vecteur  $\mathbf{w}$  obtenu est un égaliseur, sinon on relance l'algorithme de nouveau, avec une initialisation différente. Il faut noter qu'à l'étape 3 de l'algorithme, il faut inverser la matrice qui contient l'information Doppler, pour cela, il faut utiliser un plus grand nombre suffisant de récurrences. Si on considère plusieurs sous-réseaux de récurrences, on applique les étapes 2-4 aux matrices obtenues des sous-réseaux de récurrences et concatène en ligne les matrices  $\mathbf{Y}$ . L'égaliseur  $\mathbf{w} = U_s^H \mathbf{v}$  est estimé avec un retard  $\delta$  inconnu, les auteurs dans [44, 84] ont proposé plusieurs techniques pour surpasser ce problème.

#### IV.6 Simulation de la méthode CMA Bloc

Dans nos simulations de cette partie, nous avons utilisé des données et paramètres que nous avons obtenus durant notre stage au laboratoire TSI à ParisTech Telecom. Nous avons simulé un canal ionosphérique à trois trajets de Doppler différents [0.24, 0.46, 0.73] en Hz, de retards respectifs  $[0, \frac{3.87}{B}, \frac{7.27}{B}]$ ,  $B$  étant la bande de radar, et toute amplitude égal à 1. Nous utilisons 64 récurrences espacées de 16 récurrences pour l'inversion des Doppler, donc on a généré 1024 récurrences. La bande de radar est 30 kHz et la durée d'une récurrence est de 20 ms. On considère le fouillis de mer comme le seul signal source fort présents, on utilise deux sources. La taille de fenêtre utilisée est de 7, et le nombre d'échantillons temporel utilisé est égale 30 et la longueur maximale de la réponse impulsionnelle du canal est 9.

Dans la figure IV.1, un signal QAM M-16 reçu à travers le canal ionosphérique comparé à son signal initial est représenté, comme il a été étudié en [90]. L'effet du canal perturbe le signal et le rend quasiment insignifiant. Par contre la figure IV.2 représente la constellation du signal après égalisation. Cette figure illustre l'importance de l'égalisation dans la réception des signaux propageant dans les milieux impulsifs et nuisant. Il faut noter qu'en utilisant un nombre d'échantillon faible risque que le problème converge vers un minimum global CMA dont la solution n'est pas un égaliseur. Car en diminuant le nombre d'échantillons, on diminue aussi le nombre d'équations nécessaire à résoudre le problème en fonction des contraintes du critère. Parmi les solutions pour s'affranchir de ce problème, Il faut choisir un seuil très bas pour le critère.

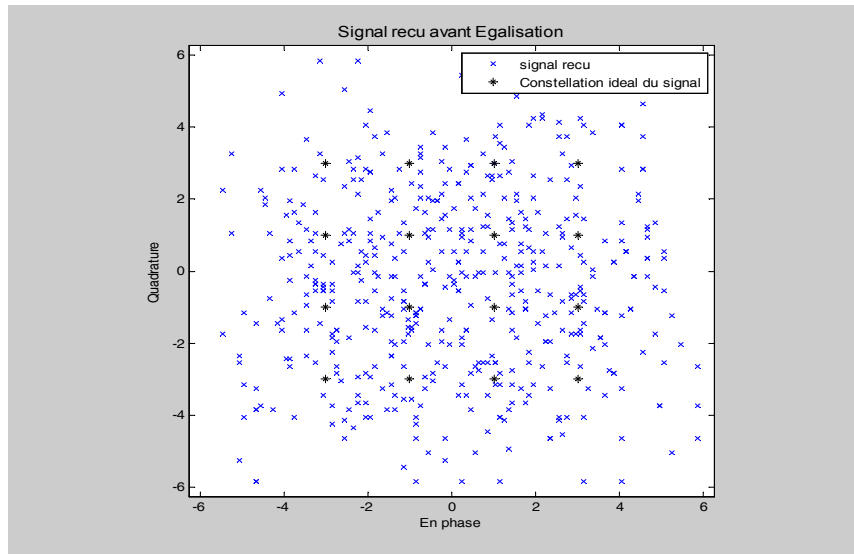
La figure IV.3 représente la variation du rapport signal bruit en fonction de l'erreur quadratique pour 100 tirages Monte Carlo, on remarque les erreurs sont proches par rapport au rapport signal bruit RSB, donc la puissance du bruit a peu d'influence sur l'erreur les résultats.

La figure IV.4 illustre la variation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'échantillons. Nous avons utilisé les mêmes paramètres sauf, ici, nous avons fixé le RSB à 30 dB et faire varier le nombre d'échantillons pour estimer l'égaliseur. Il faut noter aussi, que l'égaliseur est déterminé quand le seuillage est vérifié et l'algorithme s'arrête. On remarque que le nombre d'échantillons n'améliore pas la qualité d'estimation.

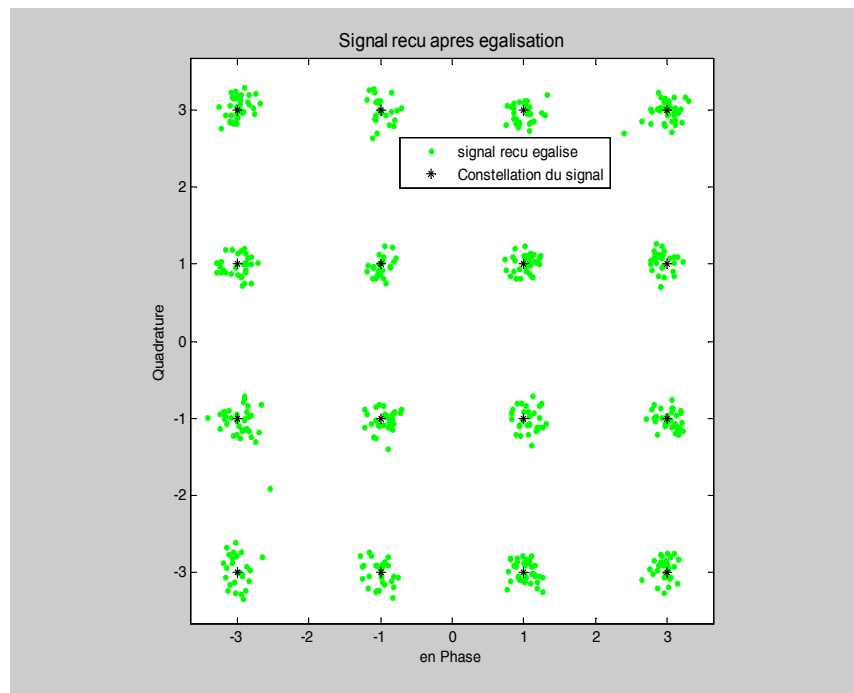
La figure IV.5 représente le nombre d'itérations nécessaires en fonction du critère de l'algorithme CMA pour atteindre la solution qui est la convergence vers une solution globale. Cette



figure démontre qu'un très grand nombre d'itération est nécessaire pour atteindre la convergence de l'algorithme du gradient quand la solution est trouvée. C'est pour ça il est nécessaire d'adopter un seuillage pour déterminer si le vecteur solution obtenu par l'algorithme CM est un vecteur d'égaliseur.



**Figure IV.1.** Constellation d'un Signal QAM-16 reçu à travers un canal ionosphérique.



**Figure IV.2.** Constellation d'un Signal QAM-16 reçu à travers un canal ionosphérique après égalisation.

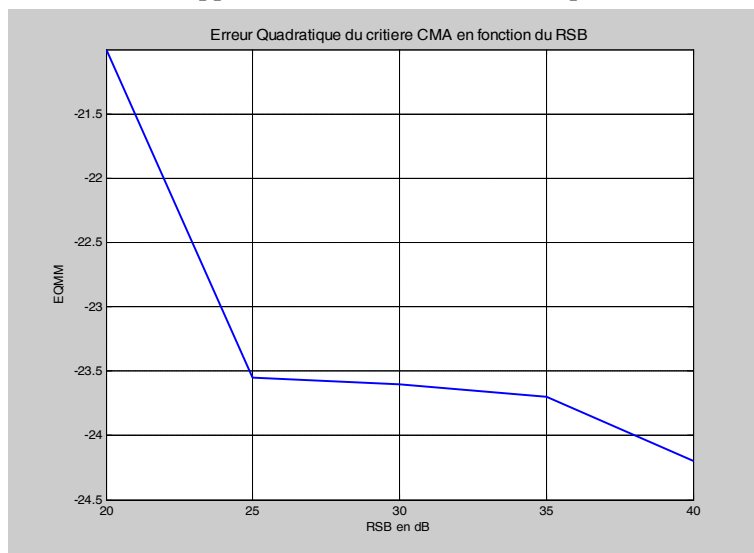


Figure IV.3. L'erreur Quadratique Moyenne Minimum en fonction du rapport RSB.

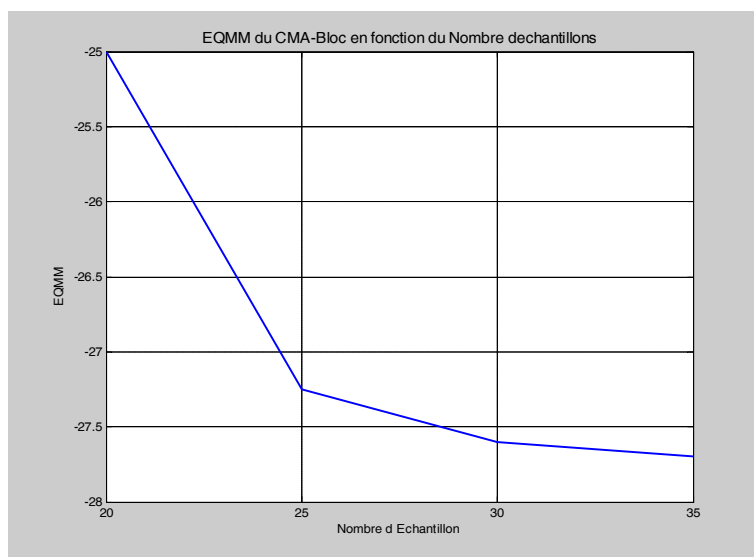


Figure IV.4. L'erreur Quadratique Moyenne Minimum en fonction du Nombre d'échantillons.

### IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous sommes arrivés à une écriture du problème qu'on a pu résoudre par un algorithme connu, CMA-Bloc optimisé par un gradient stochastique. En effet, nous avons tout d'abord manipulé les équations pour découpler l'effet de l'influence du Doppler dans la réponse impulsionnelle du canal. Quand on arrive à déterminer l'inverse de la matrice Doppler, on peut estimer une matrice commune à toutes les sources. Ainsi, nous avons estimé la réponse des multitrajets. Puisque c'est le Doppler qui différencie les canaux associés à différentes sources, on est passé d'un système MIMO à un système SIMO. Cette écriture est avantageuse, car en découplant les sources et les multitrajets, on ramène le problème à résoudre un système à une seule source en concaténant les réponses de toutes ces sources ; au lieu d'estimer chaque source individuellement. De cette manière nous avons augmenté la taille des observations ce qui est un avantage dans le cas non stationnaire. Nous avons tiré avantage de la répartition en sous-réseaux de récurrences, ce qui permet d'augmenter artificiellement la taille des échantillons. Finalement, on concatène les systèmes obtenus pour chaque sous-réseau.

Le système, ainsi obtenu est résolu par l'algorithme CMA-Bloc optimisé par un gradient stochastique. Nous avons montré, qu'en travaillant avec un bon rapport RSB n'influe pas sur les performances du critère, et on surpasse le problème des minima locaux car on impose un seuillage pour estimer l'égaliseur et sa validité. L'objectif final est de détecter les réflecteurs faibles des cibles.

# **Conclusion Générale**

L'objectif principal de ce travail est d'appliquer des méthodes d'égalisation dites aveugles, utilisées dans les communications numériques, en contexte radar transhorizon pour estimer le canal ionosphérique. Les méthodes aveugles n'utilisent pas des séquences d'apprentissage pour estimer le canal, mais exploitent les connaissances préalables sur le système et le canal pour estimer son filtre égaliseur.

En premier temps, notre contribution en traitement d'antennes, consistait à dériver un algorithme qui permet d'améliorer la résolution, dans le cas d'estimation des directions d'arrivées (DOA) des sources par rapport au radar transhorizon dont la réception est effectuée par un réseau d'antennes linéaire uniforme (ULA). Le sous-échantillonnage spatial permet d'élargir artificiellement la distance angulaire de deux fronts d'ondes et améliorer la résolution de l'algorithme MUSIC (Multiple Signal Classification). De plus, le fait de sous-échantillonner spatialement le réseau de capteurs équivaut à former plusieurs sous-réseaux exposés à des bruits différents. Cela permet de moyennner les angles d'arrivées. Les résultats obtenus démontrent l'amélioration de la discrimination des sources très proches dans l'espace, en particulier pour un rapport signal bruit faible. Cette méthode rencontre une difficulté et devient inefficace quand le nombre d'échantillons disponibles est faible. La solution de ce problème a engendré notre deuxième contribution qui consiste à proposer un algorithme, qui applique une méthode de ré-échantillonnage temporel dite Bootstrap, qui a permis de compenser le manque d'échantillons et d'améliorer la résolution. Seulement ces algorithmes rencontrent une deuxième limite, qui consiste à diminuer considérablement la taille de sous-réseau, en sous-échantillonnant spatialement le réseau de capteur. Pour détecter le nombre de sources  $d$ , il est nécessaire d'augmenter le nombre de capteurs et utiliser au moins  $Ld$  capteurs, où  $L$  est le nombre de sous-réseau. Pour pallier à ce problème, on peut utiliser une autre méthode HR dite ESPRIT au lieu de la méthode MUSIC. Car l'algorithme ESPRIT n'est pas vulnérable au nombre de capteurs vis-a-vis au nombre de sources [23]. Seulement, la méthode MUSIC reste la plus attractive, à cause de sa simplicité à implémenter sur les systèmes embarqués.

Dans ce qui suit, on considère l'application des méthodes d'égalisation en contexte radar transhorizon. Inspiré des travaux de Abed-Meraim, nous avons tout d'abord établi un modèle du canal ionosphérique où chaque trajet est représenté par un retard, une amplitude et un Doppler différentiel, sachant que la variation du chemin de propagation de case distance en case distance n'est pas prise en considération dans ce modèle du canal. Le problème consiste à trouver un modèle équivalent de communication numérique en contexte radar. En radar, il n'y'a pas une véritable source continue comme le cas des communications numériques, mais seulement des réflecteurs ponctuels. Par contre, il existe un signal fort permanent le long des récurrences, qui est le fouillis (clutter) représentant le signal rétrodiffusé par le sol ou de mer. Alors, pour estimer le canal ionosphérique, nous considérons le fouillis comme le signal d'entrée de notre système.

Dans la suite, on considère seulement les deux premières raies du premier ordre du spectre de fouillis dont la réponse théorique est bien connue. Ceci est possible, car on suppose que le temps d'intégration est relativement faible pour pouvoir considérer le canal stationnaire pendant ce temps. Sachant qu'à chaque Doppler correspond un multitrajet, on considère un canal ionosphérique à chaque récurrence. On obtient ainsi un système MIMO de deux entrées, le nombre de sorties est le nombre de récurrences ou multitrajets. Cette diversité Doppler reste limitée par le nombre de trajet multiples. Ainsi, nous avons ramené la représentation du système du radar transhorizon en une représentation d'un système de communication numérique. On peut, par la suite, envisager d'appliquer les méthodes d'égalisation aveugles pour estimer le canal ionosphérique. Seulement, peu de méthodes sont aptes de pouvoir être appliquées à notre problème à cause du nombre faible des échantillons disponibles (quelques dizaines), et aussi à cause de la difficulté de trouver l'inverse du système. Deux algorithmes sont retenus.

Le premier algorithme est du type sous-espace et se base sur la représentation paramétrique du canal et la connaissance du code émis. Cette méthode n'estime pas directement les réponses impulsionnelles des canaux, mais estime, en premier temps, les paramètres des multitrajets. Tout d'abord, on estime les Doppler des multitrajets, par la méthode MUSIC en sous-échantillonnant les échantillons reçus. Ensuite, on calcule les retards en minimisant un critère non linéaire et déduit les amplitudes. En utilisant la connaissance de l'écart constant entre les deux raies, on peut associer à chaque Doppler une source. Une fois ces paramètres sont connus, et à un rapport signal bruit moyen tout en considérant un nombre de récurrence suffisant, on peut reconstruire les réponses impulsionnelles des canaux. Et en appliquant un égaliseur de type RMSE, ZF ou de type Wiener pour estimer les signaux d'entrées. Seulement, cet algorithme souffre du problème, du fait qu'il utilise une optimisation du critère non linéaire qui nécessite de construire des matrices de grande taille.

La deuxième méthode d'égalisation aveugle qu'on a utilisée est inspirée des méthodes de module constant du type CMA, qui ont démontré leur robustesse en communication numérique. On suppose que les amplitudes de raies de Bragg sont constantes durant tout le temps. En réécrivant le modèle du système MIMO en un système SIMO, où les sources et trajets sont séparés, on peut appliquer la méthode CMA pour estimer le canal. Comme le nombre d'échantillons disponibles est faible, nous avons appliqué un algorithme itératif en bloc qui répète le processus de minimisation du critère CMA jusqu'à l'obtention d'une erreur faible comparée à un seuil empirique pour déterminer si le vecteur estimé est un égaliseur ou non.

Pour pouvoir appliquer ces méthodes sur des signaux réels, il faut ramener certains corrections sur les algorithmes, tel que la considération des Doppler constants de case distance à case distance ; ce qui n'est pas le cas. De plus dans ce travail, nous avons considéré seulement le signal retour vers le radar, réellement, on doit prendre en considération le signal propageant vers les réflecteurs, ce qui va augmenter le nombre de multitrajets. D'autre part, nous avons considéré que les amplitudes des échos

de mer sont constantes, par contre réellement, elles varient lentement de case distance en case distance. Des études en perspectives peuvent prendre en considération cette variation dans l'algorithme CMA. Ceci est possible, en utilisant l'équation radar, et en considérant les relations d'une case distance à la case distance suivante.

Notre étude est basée sur l'hypothèse de la stationnarité du système. Ce qui permet de supposer que le canal ionosphérique est un canal LTI (Linear Time Invariant) et stationnaire sur l'ensemble de la récurrence. Afin de respecter cette hypothèse, on a considéré un nombre faible d'échantillons ce qui a diminué l'efficacité des algorithmes utilisés. Pour pallier à ce problème, on peut étendre notre étude à des méthodes d'égalisation dite LTV (Linear Time Varying) qui prennent en considération le contexte de non-stationnarité. Il est utilisé des modèles non-stationnaires qui tiennent compte de la variation du canal ionosphérique [90].

Comme on peut trouver des modèles basés sur la mesure exacte des paramètres physiques pour estimer le canal de transmission tel qu'il est utilisé en communication sous-marine, sans négliger la complexité du calcul algorithmique. Dans notre cas, nous avons simulé le problème dans le cas de fouillis de mer, on peut réétudier le système dans le cas de fouillis de sol, en faisant une approche « trajet par trajet » pour estimer les paramètres du canal.

# **Bibliographie**



- 
- [1] G. FABRIZIO, "High Frequency Over The Horizon Radar: Fundamental Principles, Signal Processing, and Practical Applications", McGraw Hill, 2013.
- [2] C. ROY, " Ionospheric tomography by Over-The-Horizon radar", PhD thesis, Sorbonne Paris, 2014.
- [3] J. DARRICAU, " Physique et théorie du radar ", Edition SODIPE, 1973.
- [4] K. G BUDDEN, " Radio Waves in ionosphere: The Mathematical theory of the reflection of radio waves from stratified ionised layers", London, Cambridge University, 1961.
- [5] K. DAVIES, " Ionospheric Radio ", Peter Peregrinus Ltd, 1990.
- [6] KOLOSOV ET AL. " Over-The-Horizon Radar ". Artech House Publishers, 1987.
- [7] Y.I. ABRAMOVICH, G.A. FABRIZIO, S.J. ANDERSON, D.A. GRAY, AND M.D. TURLEY, "Nonstationary hf interference rejection in adaptive arrays ", In Radar Conference, pp 31 – 35, 1997.
- [8] C. KERBIRIOU, " Developpement d'une méthode d'étalonnage d'un radar transhorizon basée sur une analyse fine du fouillis de mer ". PhD thesis, Rennes 1, 2002.
- [9] D.H. SINNOTT, " Jindalee -DSTO's over-the-horizon radar project ", IREE, Digest of papers, 21st International Electronics Convention and Exhibition, Australia, pp 661-664, 1987.
- [10] M. CERVERA, " Provision of high-frequency ray tracing laboratory for propagation studies ", *Internal Communication*, DSTO Australia 2007.
- [11] C. IOANA, M. AMIN, F. AHMAD, Y. ZHANG. " Characterization of Doppler Effects in the Context of Over-the-Horizon Radar ". *IEEE International Radar Conference (Radar 2010)*, May 2010, Arlington, Virginie, United States.
- [12] D. N. GODARD. " Self-recovering equalization and carrier tracking in two dimensional data communication systems". *IEEE Transaction on Communication*, 28(11) :1867– 1875, November 1980.
- [13] S.J. ANDERSON, Y.I. ABRAMOVICH, AND G.A. FABRIZIO. " Stochastic constraints in nonstationary hot clutter cancellation ". *Proceedings of the ICASSP 1997 conférence*, 5 :3753– 3756, 1997.
- [14] S.J. ANDERSON, Y.I. ABRAMOVICH, AND A.I. SKINNER. " Robust mapping of tropical cyclone wave fields using hf skywave radar ". *Radar 2002*, 5 :47 – 50, 15-17 octobre 2002.
- [15] J. MYNARCZYK, J. CARATORI, AND S. NOWAK. "Analytical calculation of the radio wave trajectory in the ionosphere". *IMAPS POLAND Conference*, 2000.
- [16] J. PARENT AND A. BOURDILLON. " A method to correct HF skywave backscattered signals for ionospheric frequency modulation ". *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, P 127–135, January 1988.
- [17] L. PERROS-MEILHAC. " Identification autodidacte spatio-temporelle de canaux de propagation à trajets multiples ". PhD thesis, ENST, 2001.

- [18] Y.I. ABRAMOVICH, N.K. SPENCER, AND S.J. ANDERSON. "Stochastic-constraints method in nonstationary hot-clutter cancellation. i. fundamentals and supervised training applications", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 34(4) :1271– 1292, October 1998.
- [19] P.E. HOWLAND AND D.C. COOPER. " Use of the wigner-ville distribution to compensate for ionospheric layer movement in high-frequency sky-wave radar systems ". Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F, 140(1) :29–36, Feb. 1993.
- [20] R.H. ANDERSON. " Target localization and Track association for over-the-horizon radar with a statistical ionospheric model", PhD thesis, Department of computer and electrical engineering, Duke University, 1999.
- [21] S. HAYKIN. "Adaptive Filter Theory", 3rd Edition. Prentice Hall, 1995.
- [22] K. ABED-MERAIM R. CHAVANNE AND D. MEDYNSKI. « Application d'une méthode MIMO pour le traitement des effets du canal ionosphérique en contexte radar. GRETSI, page Paris, 8-11, 2003.
- [23] S. MARCOS, " Les méthodes à Haute Résolution, traitement d'antennes et analyse spectrale", (Éditions Hermès 1998) 2nd Ed.
- [24] S. M. H. IRID, S. KAMECHE, S. ASSOUS "A Novel Algorithm To Estimate Closely Spaced Source DOA", International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 7, No. 4, August 2017, pp. 2109~2115. DOI: 10.11591/ijece.v7i3.pp2109-2115
- [25] D. GRENIER, E. BOSSE, "Decorrelation Performance of DEESE and Spatial Smoothing Techniques for Direction-of-Arrival Problems", IEEE Transactions On Signal Processing, Vol. 44, No. 6, June 1996, PP 1579-1584.
- [26] D. GRENIER, «Antennes et Propagation Radio », Université Laval, Canada, 2016.
- [27] R.F. BRCICH, A.M. ZOUBIR AND P. PELIN, "Detection of sources using bootstrap Techniques", IEEE Trans signal Processing, vol. 50, no. 2, pp.206-215, Feb. 2002.
- [28] A. ZOUBIR, D. R. ISKANDER "Bootstrap Technique for Signal Processing", Cambridge University Press, New York 2004. ISSN 9780511194634.
- [29] Z. LU, A. ZOUBIR, "Source Enumeration in Array Processing Using a Two-Step Test ", IEEE Transactions On Signal Processing, VOL. 63, NO. 10, May 15, 2015.
- [30] Z. LU, A. ZOUBIR, F. M. HAARDT, "Source Enumeration Using The Bootstrap For Very Few Samples ", 19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011, Barcelona, Spain, 2011 PP 976-979.
- [31] B. HALDER AND T. KAILATH, "Efficient estimation of closely spaced sinusoidal frequencies using subspace-based methods", IEEE Signal Processing Letters, Vol 4(num. 2) :p. 49–51, 1997.
- [32] C HUBER, "Une méthode de re-échantillonnage : Le Bootstrap", *Note de cours*, 2006. Telecom Paris Tech.

- [33] S. M. H. IRID, S. KAMECHE, " A Novel Algorithm Using Spatial Sampling and Bootstrap to Estimate Closed Space DOA for Few Samples", IEEE International Conference on Electrical Engineering, Boumerdes, 2017.
- [34] S. M. H. IRID, S. KAMECHE, " A Novel Algorithm to improve resolution for very few samples" , (*IJACSA*) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 8, No. 10, 2017. PP 318-322.
- [35] P. STOICA, R.L. MOSES, "Spectral Analysis of Signals", Pearson/Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2005.
- [36] B. RAPPACHI, " Une Introduction au Bootstrap", *Notes de cours*, Centre Interuniversitaire de Calcul de Grenoble, Décembre 1994.
- [37] VINAY K. INGLE, AND STEPHEN M. KOGON, "Statistical and Adaptive Signal Processing" published by McGraw-Hill Higher Education, Co. 2000.
- [38] M. HAARDT, M. PESAVENTO, F. ROEMER, AND M. N. EL KORSO, "Subspace Methods and Exploitation of Special Array Structures" chapter 15, Radiocommunication, 2015.
- [39] J.-F. BERCHER, "Egalisation", Chapter 14, Radiocommunications numériques, Tome 1, Dunod 2002.
- [40] A. SWINDLEHURST, B. OTTERSTEN, R. ROY, AND T. KAILATH, "Multiple invariance esprit", IEEE Trans. Signal Processing, 40(4) :867–881, April 1992.
- [41] H. Bolcskei, D. Gesbert, C. B. Papadias, And A.-J. Van Der Veen, " Space-Time Wireless Systems From Array Processing to MIMO Communications", Cambridge University Press 2006.
- [42] A. KAMMOUN, "Contributions to blind and semi-blind estimation and performance analysis." Thèse de Doctorat 2011, Telecom Paris Tech.
- [43] S. XIANGLAN, H. S.PING, "Improvement of DOA Estimation using Wavelet Denoising", The 1st International Conference on Information Science and Engineering (ICISE2009)
- [44] H. DE-XIU, Z. YONG-JUN, L. DONG-HAI, "Joint Source Number Detection And DOA Track Using Particle Filter", International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 2010. DOI 10.1109/ICMTMA.2010.761
- [45] L. ROTA, "Egaliseurs Aveugles des Systèmes Multicanaux", Thèse de Doctorat 2014, Telecom Paris Tech.
- [46] L. MAZET, "Égalisation aveugle en milieu non-coopératif", Thèse de Doctorat 2010, Telecom Paris Tech.
- [47] V. ZARZOSO, " Traitement Aveugle Et Semi-Aveugle Du Signal Pour Les Télécommunications Et Le Génie Biomédical", L'habilitation A Diriger Des Recherches, Université de Nice - Sophia Antipolis, U.F.R. Sciences, 2009.
- [48] K. ABED-MERAIM, " Recent Developments on Multi-Channel Blind System Identification (BSI)", ENST PARIS, Signal and Image Processing Dept. 2012.

- [49] I. KACHA, " Egaliseurs multicanaux aveugles rapides et robustes aux erreurs de surestimation de l'ordre du canal", Thèse ENP, 2009.
- [50] L. VANDENDORPE, " Soft information aided parameter estimation." UCL Communications and Remote Sensing Lab, Louvain-la-Neuve, Belgium, 2005.
- [51] E. MOULINES, P. DUHAMEL, J-F. CARDOSO ET S. MAYRARGUE, " Subspace methods for the blind identification of multi-channel FIR filters", IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 43, n° 2, p. 516–525, Février 1995.
- [52] L. ROTA, "Egaliseurs Aveugles des Systèmes Multicanaux." Thèse de Doctorat 2014, Telecom Paris Tech.
- [53] P. BORGNAT, "M2 SC – Usages du hasard Bootstrap, illustrations", CNRS, *Équipe Sisyphe (Signaux, Systèmes and Physique)*, 2006.
- [54] O. CAPPE, M. CHARBIT, M. GROJNOWSKI, E. MOULINES, " Traitement Statistique du Signal et de l'Image", *Notes de cours*, Telecom Paris Tech, 2002.
- [55] S. ANDERSON, " Channel Characterization for Polarimetric Skywave Radar", IEEE Radar Conference (RadarConf), 2016.
- [56] H. LAN, Y. LIANG, Q. PAN, F. YANG AND C, GUAN, " An EM Algorithm for Multipath State Estimation in OTHR Target Tracking ", IEEE Transactions On Signal Processing, Vol. 62, No. 11, June 1, 2014. PP 2814-2826.
- [57] GORDON J. FRAZER, "Application of MIMO Radar Techniques to Over-the-Horizon Radar", IEEE Radar Conference (RadarConf), 2016.
- [58] M. T. FRANKFORD, K. B. STEWART, N. MAJUREC, AND J. T. JOHNSON, "Numerical and experimental studies of target detection with MIMO radar," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 50, no. 2, pp. 1569–1577, April 2014.
- [59] E. BROOKNER, "MIMO radar demystified and where it makes sense to use," in Radar Conference, 2014 IEEE, May 2014, pp. 0411–0416.
- [60] J. Li and P. Stoica, " MIMO Radar Signal Processing". Press, 2008.
- [61] I. KANG, MICHAEL P. FITZ, AND SAUL B. GELFAND, " Blind Estimation of Multipath Channel Parameters: A Modal Analysis Approach", IEEE Transactions On Communications, Vol. 47, No. 8, August 1999. PP 1140-1150.
- [62] H. LAN, Y. LIANG, Q. PAN, F. YANG, AND C. GUAN, "A Distributed Expectation Maximization Algorithm for OTHR Multipath Target Tracking", In Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion, Salamanca, 2014, pp. 1-8.
- [63] D . GU, "Distributed EM algorithm for Gaussian mixtures in sensor networks", IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(7), pp. 1154-1166.
- [64] A. FARINA, G. A. FABRIZIO, W. L. MELVIN, "Multichannel Array Processing In Radar: State Of The Art, Hot Topics And Way Ahead", IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop, 2004, PP 11-19.

- [65] A. LADAYCIA, A. MOKRAOUI, K. ABED- MERAİM, A. BELOUCHRANI, "Performance Bounds Analysis for Semi-Blind Channel Estimation in MIMO-OFDM Communications Systems", IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017.
- [66] L. J. NICKISCH, G. S. JOHN, S. V. FRIDMAN, M. A. HAUSMAN AND C. J. COLEMAN, "HiCIRF: A high-fidelity HF channel simulation", Radio Science, vol. 47, pp. 1-10, 2012 simulation," Radio Science, vol. 47, pp. 1-10, 2012
- [67] R. CHAVANNE, K. ABED-MERAİM, D. MEDYNSKI, " Target Detection Improvement Using Blind Channel Equalization In OTHR Communication", IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop, 2004. PP 657- 661.
- [68] JITENDRA K. TUGNAIT, " Channel Estimation, Equalization, Precoding, and Tracking", Chapter 3, Radiocommunication, 2015.
- [69] A. KANNU, P.SCHNITER, "Capacity analysis of MMSE pilot-aided transmission for doubly selective", Proceedings of the 6th IEEE Workshop on Signal Processing Advances in Wireless, Communications 2005, pp. 801–805.
- [70] Y.-C. CHEN, Y. SU, "MIMO channel estimation in correlated fading environments", IEEE Trans. Wireless, Commun. 9 (3), 2010, PP 1108–1119.
- [71] L. TONG, S. PERREAU, "Multichannel blind channel estimation: from subspace to maximum likelihood methods", Proc. IEEE 86,1998, PP 1951–1968
- [72] R. CHAVANNE, K. ABED-MERAİM, D. MKDYNSKI, " Target Detection Improvement Using Blind Channel Equalization In OTHR Communication", IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop, 2004. PP 657- 661.
- [73] JITENDRA K. TUGNAIT, " Channel Estimation, Equalization, Precoding, and Tracking", Chapter 3, Radiocommunication, 2015.
- [74] A. Kannu, P.Schniter, "Capacity analysis of MMSE pilot-aided transmission for doubly selective", Proceedings of the 6th IEEE Workshop on Signal Processing Advances in Wireless, Communications 2005, pp. 801–805.
- [75] Y.-C. CHEN, Y. SU, "MIMO channel estimation in correlated fading environments", IEEE Trans. Wireless, Commun. 9 (3), 2010, PP 1108–1119.
- [76] L. TONG, S. PERREAU, "Multichannel blind channel estimation: from subspace to maximum likelihood methods", Proc. IEEE 86,1998, PP 1951–1968.
- [77] GEORGE B. DANTZIG AND MUKUND N. THAPA, "Linear Programming I : Introduction", Springer Verlag, 2003.
- [78] A. P. KURIAN, H. LEUNG AND JIM P.Y. LEE, "Equalization of multipath effects in radar signals", Technical Memorandum, Defence R&D Canada – Ottawa.2010.
- [79] K. ABED-MERAİM, W. QIU, AND Y. HUA, "Blind system identification", Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 8, pp. 1310–1322, 1997.

- 
- [80] I. KACHA, K. ABED-MERAIM, AND A. BELOUHRANI, "Fast Adaptive Blind MMSE Equalizer for Multichannel FIR Systems", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Volume 2006, Article ID 14827, Pages 1–17. DOI 10.1155/ASP/2006/14827
- [81] J. R. TREICHLER AND B. G. AGEE. "A new approach to multipath correction of constant modulus signals. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 31(2) :459–471, April 1983.
- [82] A. TOUZNI, I. FIJALKOW ET J.R. TREICHLER, " Fractionally-spaced CMA under channel noise", *ICASSP*, Mai 1996.
- [83] A. VAN DER VEEN AND A. TRINDADE. "Combining blind equalization with constant modulus properties". *IEEE Asilomar Conf. on Signals, Systems, and Computers*, page Pacific Grove (CA), October 2000.
- [84] X. ZHUANG AND A. . SWINDLEHURST. "Blind equalization via blind source separation techniques", <http://www.ee.byu.edu/grad1/users/swindle/>.
- [85] A. SAFAVI AND K. ABED-MERAIM, "Blind channel identification robust to order overestimation : a constant modulus approach". *International conference on acoustic, speech and signal processing*, Honk-Kong, 2003.
- [86] C. R. JOHNSON, P. SCHNITER, T. J. ENDRES, J. D. BEHM, D. R. BROWN, AND R. A. CASAS. "Blind equalization using the constant modulus criterion : A review". *Proceedings of the IEEE*, 86(10) :1927–1950, October 1998.
- [87] N. MIROSHNIKOVA, " Adaptive blind equalizer for HF channels", *2017 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SINKHROINFO)*, 2017
- [88] V. SAVAUX; F. BADER; J. PALICOT, " CMA-based blind equalization and phase recovery in OFDM/OQAM systems", *2016 23rd International Conference on Telecommunications (ICT)*, May 2016.
- [89] F. R. M. PAVAN ; M. T. M. SILVA ; M. D. MIRANDA, " Avoiding divergence in the constant modulus algorithm for blind equalization of MIMO systems", *Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM)*, 2016 IEEE.
- [90] P. O. TAIWO ; A. COLE-RHODES, " MIMO equalization of 16-QAM signal blocks using an FFT-based alphabet-matched CMA", *Information Sciences and Systems (CISS)*, 2017 51st Annual Conference on.