

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**Université de Batna
Faculté de Technologie
Département d'Electronique**

**THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES
EN ELECTRONIQUE**

Option

Traitement du signal

Présentée par

Samira DIB

Thème

Détection Adaptative

Dans un Environnement Non Homogène

Soutenue le 30 Novembre 2014

Devant le jury :

Nabil Benoudjit	Professeur	Univ. Batna	Président
Malek Benslama	Professeur	Univ. Constantine	Rapporteur
Toufik Laroussi	Professeur	Univ. Constantine	Examineur
Djamel Benatia	Professeur	Univ. Batna	Examineur
Toufik Bouden	Maître de Conf.	Univ. Jijel	Examineur

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à M. Mourad Barkat, Professeur à Valencia College, Florida, USA, pour m'avoir encadrée, orientée, et guidée tout au long de ces années de l'élaboration de cette thèse. Je le remercie pour ces précieux conseils, ses encouragements, sa confiance en moi et son soutien humain et scientifique. Qu'il trouve ici, ma considération la plus sincère.

Mes vifs remerciements s'adressent également à M. Malek Benslama, Professeur et Directeur du laboratoire mico-ondes à l'université de Constantine, pour m'avoir fait l'honneur de co-encadrer cette thèse, pour sa disponibilité, ses encouragements et sa gentillesse sans limite.

Je remercie très vivement M. Jean Marie Nicolas, Professeur au laboratoire TSI à Paris Télécom, pour sa bienveillance et son soutien moral et scientifique qu'il m'a accordés durant mon séjour au Laboratoire. Merci pour le chaleureux accueil, la confiance et le temps qu'il a bien voulu me consacrer.

Mes vifs remerciements vont aussi à M. Karim Abed-Meraim pour les discussions fructueuses durant mon séjour à Paris Tech.

Mes remerciements, vont particulièrement à M. Nabil Benoujit, Professeur l'université de Batna, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'assurer la présidence du jury de ma thèse.

Toute ma gratitude s'adresse aussi à M. Toufik Laroussi, Professeur à l'université de Constantine, M. Toufik Bouden, Maître de Conférences à l'université de Jijel, ainsi que M. Djamel Benatia, Professeur à l'université de Batna pour l'attention et l'intérêt qu'ils ont portés à ma thèse en acceptant d'en être examinateurs.

Je remercie vivement M. Ahmed Yamani, Président de « Yamani Institute of Technology » (YIT), M. Kamel Srairi, Professeur à l'université de Biskra, M. Djamel Benatia et M. Ramdane Mhamdi, Professeurs à l'université de Batna pour

leurs conseils judicieux et encouragements, en particulier lorsque le chemin se faisait plus sinueux.

Je tiens à remercier très chaleureusement Hichem Semira, Maître de Conférences à l'université d'Annaba ainsi que mes collègues du laboratoire NDT de l'université de Jijel pour leurs conseils avisés qui m'ont permis d'enrichir mes travaux de recherche, plus particulièrement Toufik Bouden, Kamel Aissous, Abdelkrim Boukabou et Morad Grimes.

Je remercie également mes collègues du département d'Electronique de l'Université de Jijel ainsi que les deux secrétaires pour l'ambiance sympathique et le climat de confiance. Tout particulièrement le chef du département Riad Remmouche pour sa disponibilité, sa patience et sa gentillesse sans limite.

Merci à mes amies Hassina Merdjana et Chafika Djaoui, pour la compagnie qui me réjouit le cœur et les bons moments partagés.

Merci mes chères amies « du bon vieux temps »..... Merci de vous avoir eu à mes côtés.

Un grand merci à Lemia Semra, Hayette Nedjar, Asma Benchiheb et Fadila Benmeddour pour m'avoir longtemps encouragée durant les moments difficiles. Merci d'être toujours là pour me reconforter.

Je remercie mon frère Yacine et ma sœur Amel pour leur aide précieuse aux cours de la réalisation de ce manuscrit. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

Enfin, mes remerciements iront à toutes les personnes dont l'empreinte restera dans ce dit travail plus encore dans ma mémoire, pour leurs conseils, leur aide, leur générosité, leur compréhension, leurs motivations,...

Ma reconnaissance s'adresse à ma famille qui a su m'apporter, sans relâche les soutiens durant toutes ces longues années de dur labeur.

A Tous, un Grand Merci.

A mes Très Chers Parents,

Auprès de qui j'ai appris le sacrifice, la générosité, la patience et la persévérance

Résumé

Le RADAR est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence des objets et extraire l'information nécessaire sur la cible à partir de l'écho reçu. Pour atteindre les performances optimales de la détection, il faut savoir choisir la bonne méthode de détection, mais avant tout, il faut identifier et caractériser précisément la nature des interférences.

Les systèmes radars aéroportés ou spatiaux fonctionnent dans des environnements difficiles où la détection des petites cibles dans un fouillis fort et/ou en présence de brouillage est exigée pour une surveillance efficace de l'espace. Les augmentations seules dans la puissance des émetteurs ne sont pas adéquates pour détecter des menaces avancées dans des conditions hostiles. Des développements dans le traitement des signaux radar sont exigés pour améliorer la sensibilité en détection nécessaire.

Le sujet de cette thèse s'inscrit dans le domaine de la détection adaptative dans un environnement non homogène. En particulier le traitement adaptatif spatio-temporel en radar aéroporté. La problématique concerne la suppression du fouillis et des brouilleurs permettant ainsi la détection en Angle/Doppler des cibles mobiles évoluant à faible vitesse. Ces cibles, noyées dans du fouillis de sol dont le Doppler est étalé à cause du mouvement de la plate-forme, ne sont pas détectables par les méthodes classiques basées sur des approches spatiales ou temporelles seulement.

L'essentiel de ce travail de thèse est réparti comme suit :

1. La première partie porte sur l'étude du traitement adaptatif spatio-temporel à rang réduit. Une étude comparative des algorithmes de réduction de rang de la matrice de covariance est faite prouvant l'efficacité de ces algorithmes en termes de convergence. Cependant ils sont difficiles à mettre en œuvre en pratique. Pour réduire leur complexité, on propose l'application des algorithmes itératifs de suivi de sous-espaces à complexité linéaire.

2. Le changement de PRF est envisagé dans le sens d'améliorer la détection des cibles lentes en cas d'ambiguïtés Doppler dues à l'étalement du spectre à cause du mouvement de la plate-forme.
3. Les algorithmes d'estimation du sous-espace d'interférences sont basés sur la connaissance a priori du rang de la matrice de covariance d'interférences. Cependant, dans la pratique, la dimension du sous-espace d'interférences est altérée par plusieurs paramètres (présence de brouilleurs, du fouillis, etc.). Dans de telles situations, une sous-estimation du rang du sous-espace provoque une dégradation dans les performances lorsque le rang de transformation est réduit au-dessous du rang du sous-espace d'interférences. Pour pallier à ces problèmes, on a utilisé des algorithmes itératifs d'estimation du sous-espace. Dans cette thèse, on propose l'application des algorithmes PAST et OPAST au STAP. Une étude comparative a prouvé la robustesse des performances de ces algorithmes en permettant une convergence rapide et un matériel peu encombrant et justifiant de ce fait leur adaptabilité dans les STAP.
4. La suppression des interférences étant accomplie par le traitement spatio-temporel, la détection des cibles est analysée en utilisant la technique CFAR (Constant False Alarm Rate). L'application de cette technique est faite sur un système de traitement optimal (STAP optimal).

Mots clés : Algorithmes itératifs d'estimation de sous-espaces, CFAR, Composantes Principales, Changement de PRF, STAP.

Abréviations

<i>AMF</i>	Adaptive Matched Filter
<i>CFAR</i>	Constant False Alarm Rate
<i>CNR</i>	Clutter to Noise Ratio
<i>CPI</i>	Coherent Processing Interval
<i>CSM</i>	Cross Spectral Metric
<i>DFP</i>	Direct Form Processing
<i>DFT</i>	Discrete Fourier Transform
<i>DVP</i>	Décomposition en Valeurs Propres
<i>EC</i>	Eigen Canceler
<i>ESA</i>	Electronically Scanned Array
<i>GSC</i>	Generalized Sidelobe Canceller
<i>IF</i>	Improvement Factor
<i>i.i.d</i>	Independent and identical distributed
<i>JNR</i>	Jammer to Noise Ratio
<i>LMS</i>	Least Mean Square
<i>MCARM</i>	Multichannel Airborne Radar Measurements
<i>MMSE</i>	Minimum Mean Square Error
<i>MSE</i>	Mean Square Error
<i>MSWF</i>	MultiStage Wiener Filter

<i>MTI</i>	Moving Target Indication
<i>MVDR</i>	Minimum Variance Distortionless Response
<i>NDOF</i>	Number of Degrees Of Freedom
<i>OPAST</i>	Orthonormal PAST
<i>PAST</i>	Projection Approximation Subspace Tracking
<i>PC</i>	Principal Component
<i>PRF</i>	Pulse Repetition Frequency
<i>PRI</i>	Pulse Repetition Interval
<i>RADAR</i>	Radio Detection And Ranging
<i>RMB</i>	Reed, Mallet and Brennan
<i>SAP</i>	Space Adaptive Processing
<i>SINR</i>	Signal to Interference plus Noise Ratio
<i>SLC</i>	Side Lobe Canceller
<i>SMI</i>	Sample Matrix Inversion
<i>SNR</i>	Signal to noise ratio
<i>STAP</i>	Space-Time Adaptive Processing
<i>SVD</i>	Singular Values Decomposition
<i>T/R</i>	Transmitter/Receiver
<i>TX</i>	Transmitter
<i>ULA</i>	Uniform Linear Array
<i>v.a.</i>	variable aléatoire

Notations

C	Vitesse de propagation de lumière
d	Espacement inter-élément d'antenne
F_d	Fréquence Doppler
F_s	Fréquence Spatiale
F_t	Fréquence Doppler Normalisée
H_0	Hypothèse nulle (Absence de la cible)
H_1	Hypothèse Alternative (Présence de la cible)
I_n	Matrice d'identité de dimension $n \times n$
J	Nombre de brouilleurs
L	Taille du support de données
M	Nombre des impulsions
N	Nombre d'éléments d'antennes
P_d	Probabilité de Détection
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
\mathbf{R}_i	Matrice de covariance d'interférences
\mathbf{R}_c	Matrice de covariance du Clutter
\mathbf{R}_j	Matrice de covariance du Jammer
\mathbf{R}_n	Matrice de covariance du Bruit (Noise)
R_{max}	Portée théorique maximale

S	Vecteur de direction
V_R	Vitesse du radar
W	Le vecteur du poids adaptatif
X_i	Vecteur de données des interférences
X_c	Vecteur de données du clutter
X_j	Vecteur de données des jammer
X_n	Vecteur de données du bruit thermique
λ	Longueur d'onde
θ	Angle d'élévation
φ	Angle d'azimuth
β	Foldover factor (facteur de repliement)
μ	Facteur d'oubli
σ^2	Variance du bruit thermique
<i>diag(.)</i>	Matrice diagonale
<i>rang(A)</i>	Rang de la matrice A
<i>E[.]</i>	Espérance mathématique
<i>Int{.}</i>	La partie entière
$(.)^{-1}$	Inversion
$(.)^{-H}$	Transconjugaison
$(.)^{-t}$	Transposition
<i> . </i>	L'opérateur déterminant
\otimes	Produit de Kroneker

Table des matières

1. Introduction générale

1.1. Contexte et problématique de la thèse.....	1
1.2. Organisation du manuscrit et contributions.....	8

2. Radar aéroporté monostatique et traitement de réseau d'antennes

2.1. Introduction	13
2.2. Environnement et paramètres du radar aéroporté	14
2.2.1. Effet Doppler	15
2.2.2. Effet Doppler radar	16
2.2.3. Spectre des échos du fouillis	17
2.2.4. Fréquence de répétitions d'impulsions, PRF	18
2.2.5. Ambiguïtés	19
2.2.5.1. Ambiguïtés de portée	19
2.2.5.2. Ambiguïtés Doppler	20
2.3. Traitement adaptatif du réseau d'antennes	22
2.3.1. Introduction	22
2.3.2. Réseaux ESA passifs et ESA actifs	23
2.4. Traitement adaptatif du signal monodimensionnel	24
2.4.1. Traitement spatial optimal	24
2.4.2. Traitement temporel optimal	27
2.4.3. Modèle des signaux	29
2.4.3.1. Signal de la cible	29
2.4.3.2. Signal du bruit thermique	31
2.4.3.3. Signal des brouilleurs	31
2.4.3.4. Rapport signal sur bruit	32
2.4.3.5. Rapport brouilleur sur bruit	32
2.5. Conclusion	33

3. Traitement adaptatif spatio-temporel (STAP)

3.1. Introduction	35
3.2. Filtrage spatio-temporel Effet Doppler	36
3.2.1. Filtrage temporel	36
3.2.2. Filtrage spatial	36
3.2.3. Filtrage spatio-temporel	36
3.3. Configuration géométrique Effet Doppler	37
3.4. Traitement adaptatif spatio-temporel (STAP)	38
3.4.1. Modèle mathématique des données	41
3.4.2. Structure de la matrice de covariance	43
3.4.2.1. Bruit thermique	43
3.4.2.2. Brouilleurs	43
3.4.2.3. Fouillis	43
3.4.3. STAP optimal	47
3.4.3.1. Maximisation du rapport signal sur interférence (SINR)	47
3.4.3.2. Minimisation de la variance du bruit (MVDR)	48
3.4.4. Mesures de performances	49
3.4.4.1. Diagramme de rayonnement (Beam pattern)	49
3.4.4.2. Perte en SINR	50
3.4.4.3. Facteur d'amélioration (IF)	50
3.5. Influence des paramètres du radar sur les performances du STAP	51
3.5.1. Effet du nombre d'antennes et d'impulsions	52
3.5.2. Effet de l'espacement entre les antennes	54
3.5.3. Influence de la PRF	55
3.5.4. Influence de la fréquence spatiale, B_s	59
3.6. Algorithme Sample Matrix Inversion (SMI)	59
3.7. Conclusion	61

4. Analyse avec les valeurs propres et STAP à rang réduit

4.1. Introduction	64
4.2. Analyse du STAP avec valeurs propres	64
4.2.1. Rang de la matrice de covariance du fouillis	65
4.2.2. Discussion des résultats	68
4.3. STAP à rang réduit	70
4.3.1. Introduction	70

4.3.2. Méthode des composantes principales (PC)	72
4.3.3. Méthode du SINR metric	73
4.3.4. Facteur d'amélioration avec réduction du rang	74
4.3.5. Résultats et discussion	74
4.4. Conclusion	79

5. Changement chaotique de la PRF pour STAP à rand réduit

5.1. Motivation du changement de PRF	80
5.1.1. Catégories de base des PRFs	81
5.1.2. Changement de PRF	83
5.2. Changement quadratique de PRF	84
5.3. Changement chaotique de PRF	85
5.3.1. Sensibilité aux conditions initiales	85
5.3.2. Capacité de mélange	86
5.3.3. Densité des points périodiques	86
5.4. Résultats et discussion	87
5.5. Conclusion	93

6. Algorithmes itératifs et adaptatifs de sous-espace appliqués au STAP

6.1. Introduction aux algorithmes itératifs et adaptatifs de poursuite de sous-espace	95
6.2. Algorithmes PAST et OPAST appliqués au STAP	96
6.3. Evaluation des performances	100
6.4. Résultats et discussions	101
6.5. Conclusion	105

7. Détection CFAR pour STAP optimal

7.1. Introduction	107
7.2. Aspect probabiliste de la détection	107
7.3. Processus de détection	109
7.4. Technique de la détection CFAR	110

7.5. Détection CFAR pour STAP optimal	113
7.5.1. Test AMF-CFAR	114
7.5.2. Structure du filtre de forme directe	116
7.5.3. Résultats de simulation	118
7.6. Conclusion	120

8. Conclusion et perspectives

8.1. Conclusions	121
8.2. Perspectives	123

Annexe	124
---------------------	-----

Bibliographie	128
----------------------------	-----

Liste des tableaux

3.1	Paramètres du système radar et de l'environnement	52
5.1	Catégories de PRF	82
6.1	Algorithmes PAST et OPAST appliqués au STAP	99

Liste des Figures

1.1	Spectre de Doppler en 2D pour un radar aéroporté et filtrage STAP	4
2.1	Différents types de systèmes radar	13
2.2	L'environnement électromagnétique du radar aéroporté	15
2.3	Illustration de l'effet Doppler	16
2.4	Catégories du fouillis de terre	18
2.5	Ambiguïtés de portée	20
2.6	Effet des ambiguïtés Doppler	22
2.7	Réseaux d'antennes passif et actif	24
2.8	Schéma général d'un beamformer	25
2.9	Réponse d'un beamformer linéaire ULA	27
2.10	Filtrage temporel	28
3.1	Filtrage spatio-temporel	37
3.2	Configuration d'un radar aéroporté à visée latérale	38
3.3	Structure générale du filtre STAP	39
3.4	Chaîne conventionnelle du STAP	40
3.5	Cube des données du STAP	41
3.6	Illustration du modèle du fouillis	44
3.7	Crête du fouillis pour différentes valeurs de β	46
3.8	Réponse du filtre STAP optimal, à zéro degré d'élévation, en présence de deux brouilleurs à 60° et -60° et $JNR=40$ dB, $N=8$, $M=10$ et $CNR=40$ dB	50
3.9	Facteur d'amélioration du processeur optimal DFP avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$ $\frac{d}{\lambda} = 0.5$ et $N = 8$: $M=4, 6, 10, 14$	53

3.10	Facteur d'amélioration du processeur optimal <i>DFP</i> avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$, $\frac{d}{\lambda} = 0.5$ et $M = 10$: $N = 4, 10$	54
3.11	Facteur d'amélioration du processeur optimal <i>DFP</i> pour différents espacements : $\frac{d}{\lambda} = 0.25, 0.5, 1, 2$	55
3.12	Facteur d'amélioration du processeur optimal <i>DFP</i> avec PRF constante, $N = 8, M = 10$: (a) $PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$, (b) $PRF = \frac{2V_R}{\lambda}$	56
3.13	Spectre Angle/Doppler en présence de deux brouilleurs à -40° et 60° avec JNR = 45 dB, $N=8, M=10, CNR = 20$ dB, $\beta = 0.5, 1, 2$	57
3.14	Réponse du filtre STAP pour différentes valeurs de PRF	58
3.15	Facteur d'amélioration du processeur optimal <i>DFP</i> avec $PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$ (a) $B_s = 0$, (b) $B_s = 0.1$	59
3.16	SINR normalisé : solution analytique et simulée	61
3.17	Réponse en angle/Doppler du filtre en utilisant l'algorithme SMI cible insérée dans la position, $F_t=0.3$ et en présence de deux brouilleurs à JNR=40dB et CNR=20dB	61
4.1	Exemple illustratif de la règle de Brennan et Staudhar $N=4$ éléments, $M=3$ impulsions et $\beta = 1$	67
4.2	Spectre des valeurs propres de la matrice de covariance \mathbf{R} avec JNR=35 dB, CNR = 30 dB pour différents NM	69
4.3	Spectre des valeurs propres de la matrice de covariance \mathbf{R} en présence de deux brouilleurs	69
4.4	Effet de β sur le spectre des valeurs propres de la matrice de covariance R_i , avec JNR= 35 dB, $N=8, M=10, CNR = 30$ dB, $J=2$	70
4.5	Détecteur de forme directe à rang réduit	71
4.6	Facteur d'amélioration en fonction de la fréquence Doppler normalisée a) $NM = 20$; b) $NM = 80$	75
4.7	Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit DFP-PC pour différentes valeurs du rang r avec et sans ambiguïtés	76
4.8	Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit DFP-PC et SINR metric, $r = 20$ et PRF constante, avec et sans ambiguïtés	77
4.9	Performances du SINR en fonction du rang	78
4.10	Réponse du filtre STAP à rang réduit, $r = 40$	

4.11	Réponse du filtre STAP à rang réduit, $r = 40$	
5.1	Effet du changement de PRF sur les bandes latérales	83
5.2	Changement quadratique de PRF, PRF initiale égale à 3kHz	84
5.3	Courbe de bifurcation	86
5.4	Effet chaotique pour générer la PRF	87
5.5	Effet du ε sur la suppression du fouillis, a) $\varepsilon = 0.0003, 0.003, 1$	88
5.6	Facteur d'amélioration avec PRF constante	89
5.7	Facteur d'amélioration avec changement quadratique de PRF	90
5.8	Facteur d'amélioration avec changement chaotique de PRF	91
5.9	Facteur d'amélioration avec changement quadratique de PRF, pour les matrices vraie et simulée (PC)	92
5.10	Facteur d'amélioration avec changement quadratique de PRF, pour les matrices vraie et simulée (SINR metric)	93
5.11	Facteur d'amélioration avec changement chaotique de PRF, pour les matrices vraie et simulée	93
6.1	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour <i>PAST</i> , <i>OPAST</i> et <i>PC-DFP</i> pour un scénario non ambigu, $r = 20$	102
6.2	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour <i>PAST</i> , <i>OPAST</i> et <i>PC-DFP</i> pour un scénario non ambigu, $r=8$	102
6.3	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour <i>PAST</i> , <i>OPAST</i> et <i>PC-DFP</i> pour un scénario ambigu, $r = 20$	103
6.4	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour <i>PAST</i> , <i>OPAST</i> et <i>PC-DFP</i> pour un scénario ambigu, $r = 8$	103
6.5	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour <i>PAST</i> , <i>OPAST</i> et <i>PC-DFP</i> , <i>SINR metric</i> pour $r = 8$: a) Sans ambiguïtés b) Avec ambiguïtés	104

6.6	Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour PAST, OPAST et PC-DFP, SINR metric pour $r = 8$: a) Sans ambiguïtés b) Avec ambiguïtés	104
7.1	Détection radar à seuil fixe	109
7.2	Détection adaptative (seuil variable)	110
7.3	Variations de la Pfa en fonction de la puissance du bruit	111
7.4	Matrice des cellules Portée-Doppler	112
7.5	Schéma de principe du détecteur CFAR	113
7.6	Détection CFAR pour un processeur STAP optimal	114
7.7	Détecteur AMF-CFAR de forme directe	117
7.8	Variations de la Pfa en fonction du seuil	119
7.9	Variations de la Pd en fonction du SINR	119

Chapitre 1

Introduction Générale

-
- 1.1. Contexte et problématique de la thèse
 - 1.2. Organisation du manuscrit et principales contributions
-

1.1. Contexte et problématique de la thèse

Motivation du STAP

Dans plusieurs cas d'environnements et applications, le signal reçu est très faible. Ceci peut être dû à plusieurs facteurs comme une puissance d'émission faible, gain du réseau, taille de la cible, portée de la cible, interférences, etc. Dans un environnement réel de traitement du signal, on ne peut pas altérer la

plupart de ces facteurs; cependant, on peut réduire d'une manière efficace l'impact des interférences sur la détection des cibles. Comme, on est souvent confronté à des objectifs de plus en plus complexes dans un environnement non coopératif d'interférences et pour relever le défi, les systèmes de détection sont obligés d'utiliser des techniques de traitement multidimensionnelles. Les techniques classiques de traitement du signal présentent de mauvaises performances en raison du manque de connaissance des statistiques requises de grande dimension. Des problèmes similaires existent dans de nombreuses applications telles que radar spatioporté (Space-Borne Radar, SBR), détection des cibles mobiles sur le sol, aussi appelé ground moving target indicator, GMTI, radar à synthèse d'ouverture SAR, SONAR, communications cellulaires, etc. Ce qui nécessite de nouvelles approches de traitement adaptatif du signal telles que STAP pour résoudre les problèmes liés aux milieux de grande dimension. L'utilisation du STAP est appuyée par les faits suivants:

- La localisation des interférences n'est pas précisément connue *a priori*.
- La suppression requise n'est pas réalisable avec filtrage classique.
- Pour améliorer la vitesse minimale détectable.
- Pour remédier à la non-stationnarité naturelle de l'environnement d'exploitation de radar dynamique typique.
- Que le traitement du signal puisse s'adapter aux données observées.

C'est quoi STAP?

Le traitement adaptatif spatio-temporel, STAP (ou de l'anglais Space Time Adaptive Processing) se réfère à la capacité de traiter simultanément, dans l'espace et dans le temps, des données générées par un ensemble de capteurs de manière optimale de façon à détecter et/ou identifier des cibles présentes dans des observations bruitées. Les données spatiales sont collectées à l'aide d'un ensemble de capteurs. Les données temporelles sont collectées en utilisant une séquence d'impulsions avec une fréquence de répétition d'impulsions (Pulse Repetition Frequency, PRF), ajustée de manière appropriée [1,2].

Publié pour la première fois en 1973 par L. E. Brennan and I. S. Reed [3], STAP est une technique qui a été conçue comme une solution aux moyens

conventionnels de la suppression du bruit externe, bruit de brouilleur (ou jammer) et de la compensation de l'étalement du spectre Doppler du fouillis (ou clutter) de terre induit par le mouvement du radar aéroporté ou spatial.

Une cible dans un scénario de surveillance aéroporté est représentée par une impulsion de Dirac. Bien que la détection d'une cible rapide soit possible dans le domaine Doppler, celle d'une cible lente est plus délicate car elle possède une vitesse relative et une localisation angulaire proches de celles du fouillis. Par conséquent, elle est obscurcie par le fouillis de terre et le bruit blanc du brouilleur dans des dimensions multiples. La Figure (1.1) illustre le concept de base du spectre à deux dimensions "espace-temps" de l'écho reçu pour une seule cellule de portée dont la direction de vue est perpendiculaire à la direction de vol. Le fouillis s'est déjà étendu dans l'angle de l'azimut dû au modèle de l'antenne. Cependant, à cause du mouvement de l'avion, le fouillis s'étend aussi dans la fréquence de Doppler. En fait, la fréquence de Doppler et l'angle de l'azimut du fouillis sont corrélés. Cette corrélation produit donc une structure dans le spectre bidimensionnel du fouillis appelée "*une corniche du fouillis*".

La fréquence de Doppler est normalisée à une *PRF*. V représente la vitesse de la plate forme; lorsque celle-ci est stationnaire ($V=0$), le fouillis dépend de l'angle d'azimut seulement; quand la plate forme se déplace ($V=V_R$), le fouillis dépend tant de l'angle d'azimut que de la fréquence de Doppler.

La projection azimut indique que la cible rentre en conflit avec le lobe principal du fouillis et le bruit blanc du brouilleur. L'énergie du brouilleur peut être réduite en utilisant un synthétiseur de faisceaux (Beamformer), mais elle affectera également le signal de la cible le long du lobe principal du fouillis. Par contre, la projection du signal reçu sur l'axe Doppler indique que le conflit est non seulement entre la cible et l'énergie du brouilleur le long du spectre de Doppler, mais aussi entre la cible et l'énergie des lobes secondaires du fouillis, Figure (1.1a). Cependant, il apparaît dans la Figure (1.1b) que la cible est séparable du fouillis et du brouilleur dans le domaine bidimensionnel angle/Doppler [5,13].

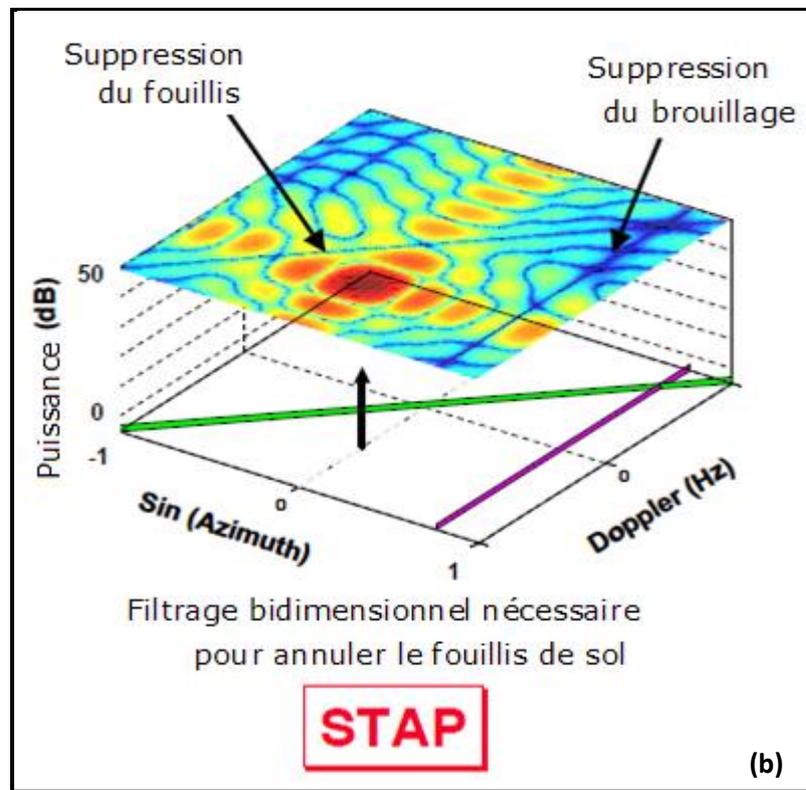
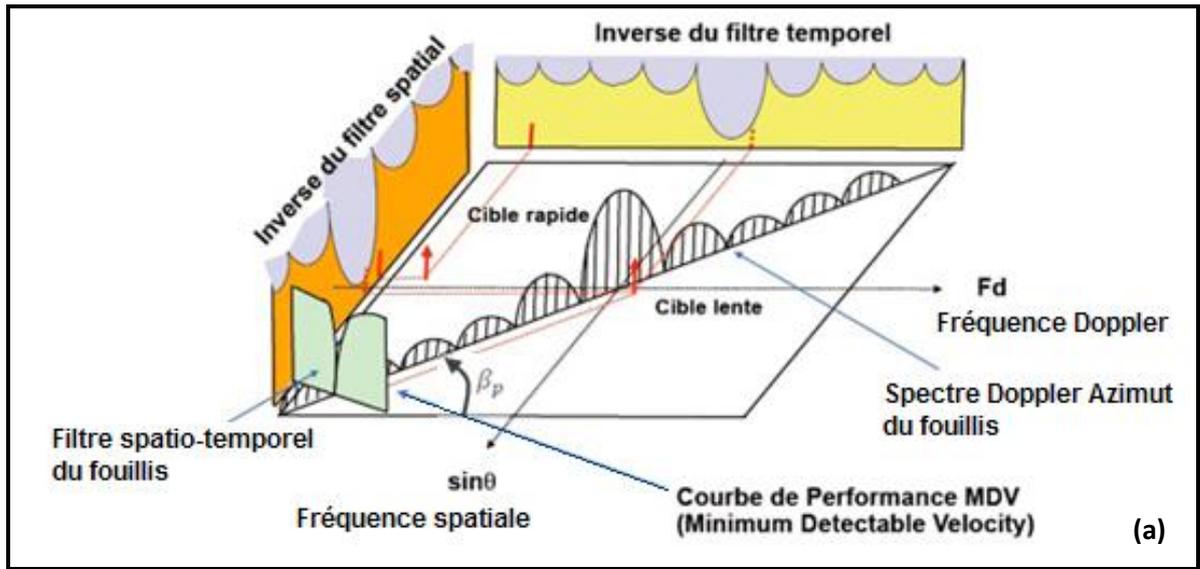


Figure 1.1 : Spectre de Doppler en 2D pour un radar aéroporté et filtrage STAP

Le concept du traitement adaptatif n'est pas nouveau. Les ingénieurs radaristes ont longtemps rêvé de réduire au maximum et d'une manière adaptative chaque type d'interférence externe en se basant sur les caractéristiques spatiales et spectrales de ces interférences. Cependant, la plupart des approches du STAP se

sont avérées lentes à s'adapter aux changements du fouillis et d'interférences. Au début des années soixante-dix, trois pionniers dans le domaine, notamment Reed, Mallett et Brennan [3,4] ont conçu un algorithme adaptatif remarquablement rapide à s'adapter, connu sous le nom de RMB. Ils ont démontré l'efficacité de l'algorithme d'une manière convaincante. La méthode de [4] consiste à faire l'estimation de la matrice de covariance d'interférences à partir des données secondaires en absence de la cible, le calcul du vecteur de pondération et, la formation du test statistique et la comparaison avec le seuil. Ce dernier dépend de la vraie matrice de covariance. En conséquence, la propriété du taux de fausse alarme constant est perdue. Une modification pour atteindre CFAR (Constant False Alarm Rate- Taux de fausses alarmes constant) était proposée indépendamment dans [59-66].

Un résultat principal de [4] est la règle empirique de Reed-Brennan pour le support des données secondaires. Spécifiquement, cette règle montre que pour un réseau de N éléments et M impulsions, on a besoin $2MN$ vecteurs de données secondaires indépendantes, et identiquement distribuées pour atteindre une performance correspondante à un niveau de 3dB au-dessous de l'optimum. Ces résultats ont été publiés en 1974 [14].

Pendant environ dix années, ils n'ont reçu que peu d'attention car le débit exigé de l'ordinateur était bien au-delà des capacités des processeurs aéroportés disponibles en ce temps. Ainsi que, les besoins d'un réseau guidé électroniquement, un récepteur séparé et d'un convertisseur analogique numérique (A/N) pour chaque élément du réseau n'étaient pas accessibles dans les années soixante-dix.

Des techniques pour le STAP ont été présentées dans les dernières décennies comme étant la clé pour des applications avancées du radar aéroporté, en se basant sur les premiers travaux de Brennan et Reed. Une grande attention a été donnée aux algorithmes de STAP et différentes stratégies pour supprimer le fouillis et les brouilleurs sont exposées dans les références [5-30].

Dans les mi-années quatre-vingt, en réponse à la nécessité prévue de détecter des avions à surface équivalente petite, STAP est devenu un champ actif de recherche. Plusieurs systèmes expérimentaux ont été conçus pour étudier expérimentalement les performances du STAP [24].

Le programme des mesures radar aéroporté multicanal (MultiChannel Airborne Radar Measurements, MCARM) par les laboratoires de Rome est le seul programme à ce jour qui distribue les données recueillies par un radar aéroporté en utilisant un nombre relativement important d'éléments d'antenne.

Les systèmes radar les plus connus sont énumérés ci-dessous [24]:

1. Le programme MCARM des laboratoires de Rome utilise la bande L et un Westinghouse aéroporté à balayage électronique avec banc d'essai de 22 éléments d'antenne. Une partie de ce programme a pour objectif d'examiner les architectures de traitement en temps réel et les capacités du STAP dans des environnements pratiques.
2. Le laboratoire de recherche navale (Naval Research Laboratory, NRL) a utilisé un réseau de 8 éléments UHF linéaire sous un aéronef EP-3A.
3. Le Programme MOUNTAINTOP utilise un réseau de 14 éléments à la fréquence UHF et un matériel spécial pour simuler un radar de vol alors qu'il était stationnaire et sur le sol.

Le calcul du vecteur de pondération dans la méthodologie conventionnelle exige l'inverse de la matrice de covariance spatio-temporelle ($MN \times MN$). Cette opération a un coût de calcul égal à $N^3 \times M^3$, et qui croît exponentiellement avec l'augmentation de la dimension du problème. D'ailleurs, le rapport de données secondaires disponible en pratique est limité par la non-stationnarité temporelle et spatiale des interférences. En outre, les caractéristiques du système, telles que les réseaux à balayage électronique rapide et la largeur de bande du récepteur imposent d'autres restrictions à la quantité de données secondaires qui peuvent être efficacement rassemblées. Donc, il est impératif de réduire les données secondaires et les exigences de calcul des algorithmes de STAP pour les applications en temps réel. Plusieurs méthodes partiellement adaptatives et des approches plus avancées de réduction du rang de la matrice de covariance ont été développées plus tard à partir d'une base statistique d'optimisation [14, 26].

Goldstein et Reed [16-18] ont proposé une méthode de réduction de rang pour le traitement adaptatif spatio-temporel basée sur le GSC (Generalized Sidelobe Canceler). Ils ont introduit le rapport signal sur interférence plus bruit (Signal to

Interference plus Noise Ratio, SINR) de sortie comme fonction de coût dans le processus de sélection de la matrice de transformation. Cette méthode a montré une dégradation dans les performances lorsque le rang de transformation est réduit au-dessous du rang du sous-espace d'interférences. En revanche, les méthodes des composantes principales, telles que l'inverse de la composante principale (Principal Component Inverse, PCI) [19] et Minimum Norm Eigencancler (MNE) [15], peuvent montrer une forte diminution de la performance si le nombre des composantes principales est sous-estimé (c'est à dire les composantes principales ne représentent pas le sous espace d'interférences).

Dans la méthode présentée en [18], les colonnes de la transformation sont choisies en se basant sur Cross Spectral Metric (CSM). Par opposition à la sélection des vecteurs propres associés aux composantes principales (les plus grandes valeurs propres), la méthode du CSM est employée pour identifier les vecteurs propres qui ont le plus grand impact sur le SINR de sortie.

Berger et Welsh [22] ont proposé une méthode de réduction du rang, dite SINR metric, qui emploie également le SINR de sortie comme une fonction de coût et montre une dégradation dans la performance lorsque le rang de transformation est réduit. Contrairement à la méthode de Goldstein et Reed [18], cette méthode est proposée pour un processeur de forme directe (Direct Form Processor, DFP). SINR metric est employée pour minimiser la perte dans la performance du SINR.

Les publications récentes ont montré les avantages de diverses formes du traitement à rang réduit sur le traitement adaptatif à rang complet. Peckham et al. [23] ont étudié les méthodes de réduction du rang pour une matrice de covariance connue et pour une matrice inconnue ou estimée. Ils ont montré que les méthodes de réduction du rang surpassent le traitement adaptatif spatio-temporel à rang complet lorsque la matrice de covariance spatio-temporelle est estimée à partir d'un support limité de données secondaires. Des revues et tutoriels récents ont été présentés dans [27-30]. Un nombre important de publications sont aussi citées par ces références.

Ces articles fournissent des revues descriptives sur le traitement spatiotemporel (STAP) pour les applications radar. Ils ont discuté la diversité du signal spatiotemporel, et différentes formes de processeurs adaptatifs, incluant la

réduction de la dimension et les approches sur STAP à rang réduit. En outre, ils décrivent les propriétés du fouillis et brouilleurs et les critères de performances du STAP. Ils donnent aussi des aperçus sur les travaux d'actualité relatifs au STAP, notamment radar spatial, radar aéroporté bistatique, application du STAP au SAR et des configurations de réseau à visée non latérale.

D'autre part, Klemm [31] a discuté l'effet de la technique de changement de la fréquence de répétition d'impulsions, PRF, utilisé pour résoudre le problème des ambiguïtés Doppler, sur les performances du STAP optimal.

Un des objectifs de cette thèse est de prouver l'efficacité du changement de PRF pour la suppression des interférences et la détection des cibles mobiles dans le cas où les phénomènes de repliements dégradent la qualité de la détection. Aussi, démontrer comment est-il possible de filtrer les échos d'une cible moyennant les algorithmes de réduction de rang, à savoir ceux basés sur la décomposition en valeurs propres (DVP) et ceux destinés à la séparation itérative des sous-espaces d'interférences. Cette thèse procède aussi à une étude comparative des différents algorithmes. Les résultats de simulation vont montrer la robustesse des algorithmes itératifs pour la réduction du rang, ainsi qu'un emploi faible de support de données. En outre, elle met en évidence le fait que la combinaison de la réduction du rang avec un changement chaotique permettrait d'accomplir une meilleure détection dans des situations fortement bruitées.

Finalement, elle analyse la détection en utilisant la technique CFAR.

1.2. Organisation du manuscrit et principales contributions

Cette thèse est structurée dans huit chapitres. Chapitre 2, présentera des généralités sur les radars aéroportés ainsi que les notions de base et les outils qui seront utilisés dans la suite du manuscrit. Chapitre 3, présentera les principes de base du traitement adaptatif du signal monodimensionnel et bidimensionnel (*STAP*) à rang complet pour un radar aéroporté. Il introduit le modèle mathématique des données dans le domaine spatio-temporel et la structure de la

matrice de covariance des interférences. Ainsi que les critères d'évaluation des performances des différentes méthodes et algorithmes appliqués. Ce chapitre comprend des simulations MATLAB portant sur l'évaluation des performances du STAP en fonction des paramètres du radar et de l'environnement.

Chapitre 4 présentera une analyse du STAP avec les valeurs propres et discutera l'impact de la DVP sur le spectre de la matrice de covariance décrivant l'environnement. Cette étude permettra d'introduire des transformations de réduction du rang (TRR). L'algorithme le plus connu basé sur la DVP est l'algorithme en composantes principales (PC). Cet algorithme peut atteindre les mêmes performances que l'algorithme SMI (Sample Matrix Inversion) pour un support de données de $2r$ vecteurs d'observations, où r est le rang de la matrice de covariance d'interférences. Cependant, sa complexité calculatoire reste comparable à celle du SMI.

Le chapitre 5 décrit le changement de PRF pour palier aux dégradations introduites par les ambiguïtés de Doppler causées par l'étalement du spectre. Dans ce cadre de thèse, on propose un changement chaotique de la PRF. Une étude comparative avec le changement quadratique permettrait de mettre en évidence l'efficacité de ce choix du chaos.

Il est à noter que l'application du chaos pour le changement de PRF et donc la suppression d'interférences en STAP est, à notre connaissance, abordée pour la première fois dans notre travail de thèse.

Dans le chapitre 6, on s'intéresse aux algorithmes itératifs de sous-espaces. L'objectif est de réduire le coût de calcul lié à la DVP. Ces algorithmes ont des performances comparables à celles des algorithmes basés sur la DVP. Afin de réduire davantage le coût de calcul pour l'estimation du sous-espace d'interférence, on propose l'application des algorithmes récursifs de poursuite de sous-espace. Ces algorithmes sont récursifs et adaptatifs dans le sens où le sous-espace estimé est mis à jour à chaque vecteur d'observation reçu. Les plus rapides d'entre eux ont une complexité linéaire. Deux algorithmes seront évalués à savoir : PAST et OPAST. Une comparaison de ces techniques sera effectuée avec les méthodes PC et SINR metric.

Une fois STAP aurait permis la suppression des interférences, la décision de la présence ou absence de la cible s'impose. Cette prise de décision sera étudiée dans le sens de la détection à taux constant de fausse alarme, CFAR. En effet le chapitre 7 sera consacré à cette étape de la chaîne du traitement des données. L'application de la technique CFAR pour un STAP optimal sera analysée et les performances seront évaluées.

Le chapitre 8 est une conclusion générale regroupant les résultats de notre étude. Il résume cette thèse et propose quelques perspectives pour des travaux futurs.

Cette thèse a abouti à plusieurs contributions.

Articles de revues

- 1.** S. Dib, M. Barkat, J.M. Nicolas and M. Benslama. Chaotic Staggered PRF and Reduced Rank STAP for Airborne Radar, *International Review of Aerospace Engineering (IREASE)*, 7(1) : 25-33, 2014.
- 2.** S. Dib, M. Barkat and M. Benslama. Iterative Subspace Algorithms and Staggered PRF for Monostatic Airborne Radar, Series B, Signal Processing and Pattern Recognition, *AMSE Journal* (2014), "Accepté".
- 3.** S. Dib, M. Barkat, J.M. Nicolas and M. Grimes. A Reduced Rank STAP and Staggered PRF for Multiple Target Situations, *International Journal on New Computer Architectures and Their Applications*, 2(1): 52-69, 2012.
- 4.** S. Dib et al. Iterative Algorithms for Radar Signal Processing, *UbiCC Journal, Special Issue on The International Conference on Information and Communication Systems (ICICS 2011)*: 36-43, 2011.
- 5.** S. Dib and M. Barkat. Analyse du STAP avec Réduction du rang et Changement de PRF en présence d'une cible interférente, *Research and Development Air defense Review*, 11 : 2004.

Articles de conférences

1. S. Dib, M. Barkat, M. Benslama and M. Grimes. Fast Iterative algorithms for Airborne Radar Processing, *The First International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy*, Jijel, Algeria.
2. S. Dib, M. Barkat, J.M. Nicolas and M. Grimes. Two-dimensional Signal Adaptive Processing for Airborne Radar, *ICDIPC 2011, Part II, CCIS 189, Springer-Verlag Berlin Heidelberg* : 244–257, 2011.
3. S. Dib and M. Barkat. PAST and OPAST Algorithms for STAP in Monostatic Airborne Radar, *INISTA International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications*, Istanbul, Turkey, June 2011.
4. S. Dib and M. Barkat. Iterative Algorithms for Radar Signal Processing, *The 2nd International Conference on Information and Communication Systems, ICICS'2011*, Irbid, Jordan, May 2011.
5. S. Dib and M. Barkat. Traitement Adaptatif du Signal Bidimensionnel pour un Radar Aéroporté, *The International Conference on Electronics & Oil From Theory to Applications ICEO'11*, Ouargla, Algeria, March 2011.
6. S. Dib et al. Signal Iterative Subspace Tracking Algorithms for Space Time Adaptive Processing in Monostatic Airborne Radar, *IADIS International Conference IADIS CGVCVIP 2010*, Freiburg, Germany, July 2010.
7. S. Dib, M. Barkat, J.M. Nicolas and M. Grimes. A reduced Rank STAP with Change of PRF, *In Proceedings of the 15th European Signal Processing Conference, Eusipco2007*, Poznan, Poland: 95-122, Sept. 2007.
8. S. Dib et al. A Space-Time Adaptive Processing with Chaotic and Quadratic Change of PRF, *12th International Conference on Aerospace Sciences and aviation technology, ASAT-12*, Cairo, Egypt, 2007.
9. S. Dib and M. Barkat. Analyse du STAP avec Réduction du rang et Changement de PRF en présence d'une cible interférente, *2^{ème} Séminaire sur les systèmes de détection : Architecture et Technologies DAT' 2004*, Réghaia, Algérie, 2004.
10. S. Dib and M. Barkat. Analyse du STAP avec Valeurs Propres et Changement de PRF dans un radar aéroporté, *2^{ème} Conférence sur le Génie Electrique CGE'02*, Bordj El Bahri, Algérie, Décembre 2002.

Chapitre 2

Radar Aéroporté Monostatique et Traitement Adaptatif d'Antennes

-
- 2.1. Introduction
 - 2.2. Environnement et paramètres du radar aéroporté
 - 2.3. Traitement adaptatif du réseau d'antennes
 - 2.4. Traitement adaptatif du signal monodimensionnel
 - 2.5. Conclusion
-

2.1. Introduction

Un radar monostatique se réfère à un système de radar qui comporte l'émetteur et le récepteur situé sur le même site. Développé à la fin des années 1930, ce radar était le plus utilisé principalement parce qu'il est plus facile à manipuler et le plus souvent - mais pas toujours - plus performant que le radar bistatique. Le schéma de la Figure (2.1) montre les différents types de radar disponibles. Le radar aéroporté d'alerte avancée (Airborne Early Warning Radar, AEW) est un exemple d'un radar monostatique. Placé sur un aéronef, il permet de regarder au-dessus du territoire de l'ennemi et donc la détection est améliorée. Toutefois, ce faisant, deux graves problèmes se posent. Le signal de retour à partir du sol, ou fouillis sera beaucoup plus grand en amplitude en raison de l'angle d'aspect plus raide. En second lieu, en raison du mouvement de l'aéronef, les échos de fouillis seront soumis au décalage Doppler, ce qui rend plus complexe sa suppression [2,72].

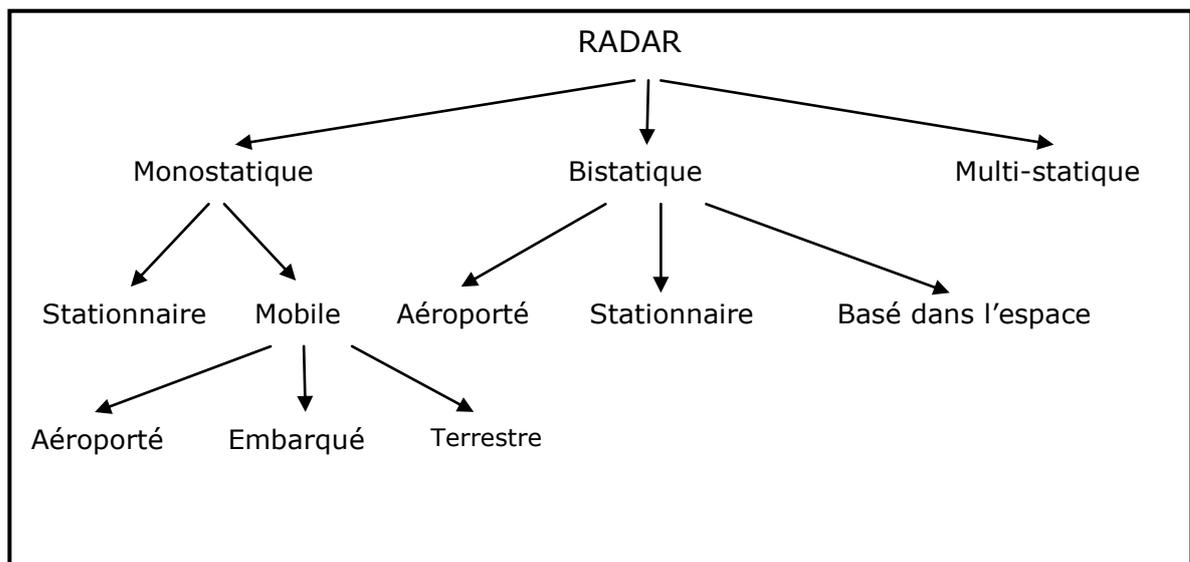


Figure 2.1 : Différents types de systèmes radars

Le principe de fonctionnement d'un radar aéroporté comporte une plate forme mobile ayant une vitesse relativement grande facilitant ainsi la propagation des ondes transmises tout en augmentant la capacité de résolution [72]. Le

mouvement de la plate-forme introduit un étalement en fréquence Doppler des échos du sol ou fouillis. Cet étalement est à l'origine de nombreuses limitations des performances en détection; telles que les ambiguïtés et l'environnement du fonctionnement. Pour résoudre ces problèmes, on utilise la technique du traitement adaptatif spatio-temporel (STAP) qui permet la détection des échos faibles des cibles noyées dans le fouillis, brouilleur, et bruit thermique.

2.2. Environnement et paramètres du radar aéroporté monostatique [2,5,72]

Les radars aéroportés reçoivent des échos d'objets réflecteurs qui peuvent être classés comme cibles ou fouillis. Le fouillis de terre/mer est dominant parce que les fréquences de fonctionnement associées avec les radars de surveillance aéroportés typiques (approximativement 300MHz à 4GHz) réduisent considérablement la force de l'écho de la plupart des autres sources du fouillis (autres cibles qui ne sont pas d'intérêt, pluie, nuages...). Une autre source d'interférences à tous les radars est le brouillage intentionnel ou involontaire par une source de radiation électromagnétique localisée à quelque distance du radar, mais transmettant en même temps des signaux dans la bande de fréquence du récepteur radar.

Pour la plupart des radars de surveillance aéroportés, le brouilleur n'est pas dans la direction de vue du radar, donc son énergie sera reçue après un passage par les lobes secondaires de l'antenne, appelé "*brouilleurs du lobe secondaire*". Pour réduire l'énergie du lobe secondaire du brouilleur, les radars aéroportés utilisent un système multiple servant à supprimer les lobes secondaires (*SLC: Side Lobe Cancellor*). Ceci consiste en un ensemble d'antennes élémentaires, unidirectionnelles, placées près de l'antenne principale du radar. Ces antennes, aussi bien que l'ensemble des circuits du traitement du signal, sont conçues pour soustraire le brouilleur de l'énergie reçue.

La Figure (2.2) illustre l'environnement électromagnétique du radar aéroporté [69].

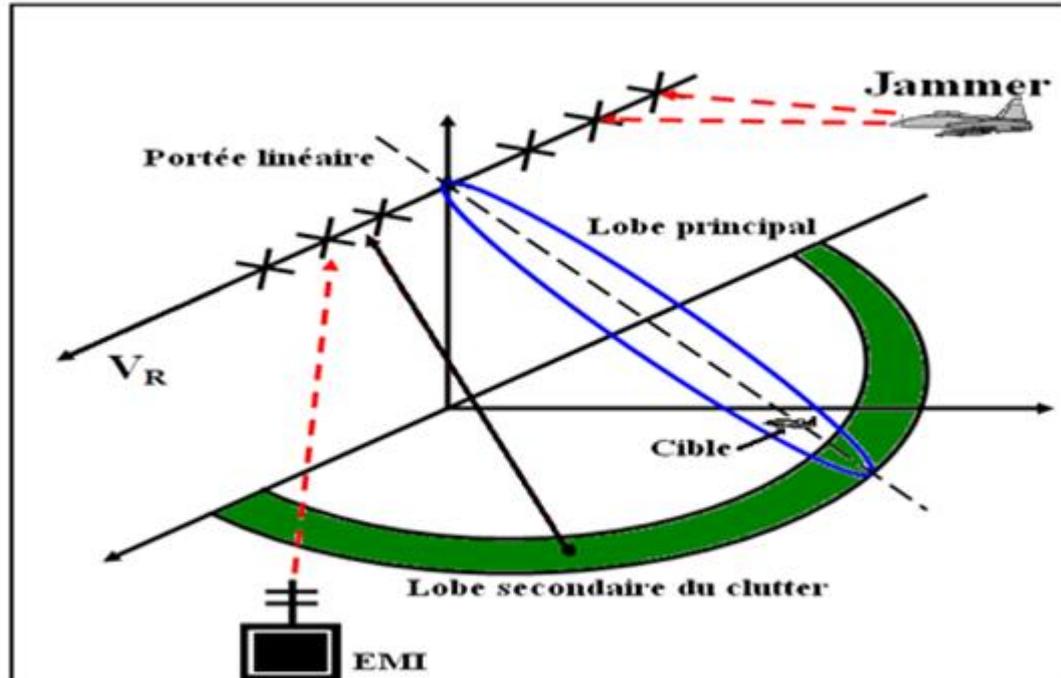


Figure 2.2 : L'environnement électromagnétique du radar aéroporté

2.2.1. Effet Doppler

L'effet Doppler est un changement dans la fréquence d'une onde rayonnée, réfléchi, ou reçue par un objet en mouvement. Une onde rayonnée d'une source ponctuelle est comprimée dans la direction du mouvement, et elle est étendue dans la direction opposée. Dans les deux cas, plus la vitesse de l'objet est élevée plus l'effet Doppler est grand. Puisque la fréquence est inversement proportionnelle à la longueur d'onde donc, plus l'onde est comprimée, plus sa fréquence est grande et vice-versa, Figure (2.3).

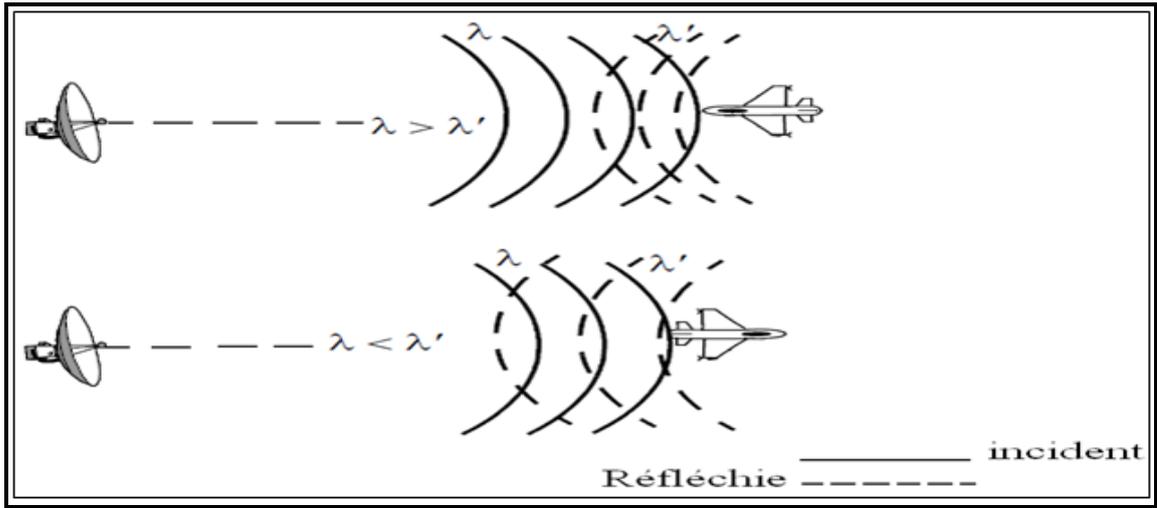


Figure 2.3 : Illustration de l'effet Doppler

2.2.2. Effet Doppler radar

Avec les radars statiques, tout mouvement relatif est dû au mouvement des cibles. Les échos de terre n'ont aucun changement Doppler. Donc la différenciation entre le fouillis et les échos des cibles en mouvement est relativement facile. Par contre, avec les radars aéroportés, le mouvement relatif peut être dû soit au radar, soit au mouvement des cibles, soit des deux. Par conséquent, les échos de terre ont aussi des changements Doppler, et ceci complique la tâche de séparation des échos de la cible de ceux du fouillis de terre [82]. Si la distance entre le radar et la cible diminue, les ondes sont comprimées, leur longueur d'onde est raccourcie et leur fréquence est augmentée. Si la distance augmente, l'effet est le contraire.

Si R est la distance entre le radar et la cible, le nombre total des longueurs d'ondes contenues dans le chemin aller-retour radar-cible est de $2R/\lambda$. Puisque λ correspond à une excursion de 2π radians, l'excursion angulaire totale φ faite par l'onde durant son passage aller-retour radar-cible est

$$\varphi = \frac{4\pi R}{\lambda} \quad (2.1)$$

Si la cible est en mouvement, la distance R et la phase φ sont continuellement en changement. Le changement de φ en fonction du temps est égal à la fréquence angulaire Doppler ω_d et est donnée par

$$\omega_d = \frac{4\pi}{\lambda} \frac{dR}{dt} = 2\pi F_d \quad (2.2)$$

Où F_d est la fréquence Doppler donnée par

$$F_d = \frac{2}{\lambda} \frac{dR}{dt} \quad (2.3)$$

On peut donc calculer la fréquence Doppler de toute cible par l'expression

$$F_d = \frac{2V_t}{\lambda} \quad (2.4)$$

Où: V_t est la vitesse relative de la cible par rapport au radar.

2.2.3. Spectre des échos du fouillis

Les échos de terre se divisent en trois catégories: l'écho du lobe principal, les échos des lobes secondaires, et l'écho d'altitude qui est dû au lobe secondaire reçu directement d'en bas du radar comme il est représenté dans la Figure (2.4).

Pour la projection topographique de la terre altimétrie et navigation Doppler, l'écho du lobe principal est le signal utile. Cependant, pour les applications radar qui doivent détecter des cibles aéroportées ou des cibles en mouvement sur la terre, les échos du lobe principal et des lobes secondaires sont des interférences. Le moyen principal de distinction entre les échos de la cible et le fouillis de terre est la résolution Doppler.

Pour un radar terrien, la séparation entre la cible et le fouillis est comparativement simple. En effet, le radar étant stationnaire, tout écho de terre

a une fréquence Doppler nulle. Cependant, c'est loin d'être vrai pour les applications des radars aéroportés, où le spectre Doppler du fouillis et sa relation avec les fréquences Doppler des cibles influent sur le fonctionnement du radar.

L'écho radar reçu à travers les lobes secondaires de l'antenne est toujours indésirable, il est appelé le fouillis des lobes secondaire. Les lobes secondaires s'étendent virtuellement dans toutes les directions. Par conséquent, la bande de fréquences couverte par le fouillis des lobes secondaires s'étend d'une fréquence positive $F_d = \frac{2V_R}{\lambda}$ qui correspond à la vitesse du radar à une fréquence négative $F_d = -\frac{2V_R}{\lambda}$ comme indiqué sur la Figure (2.4).

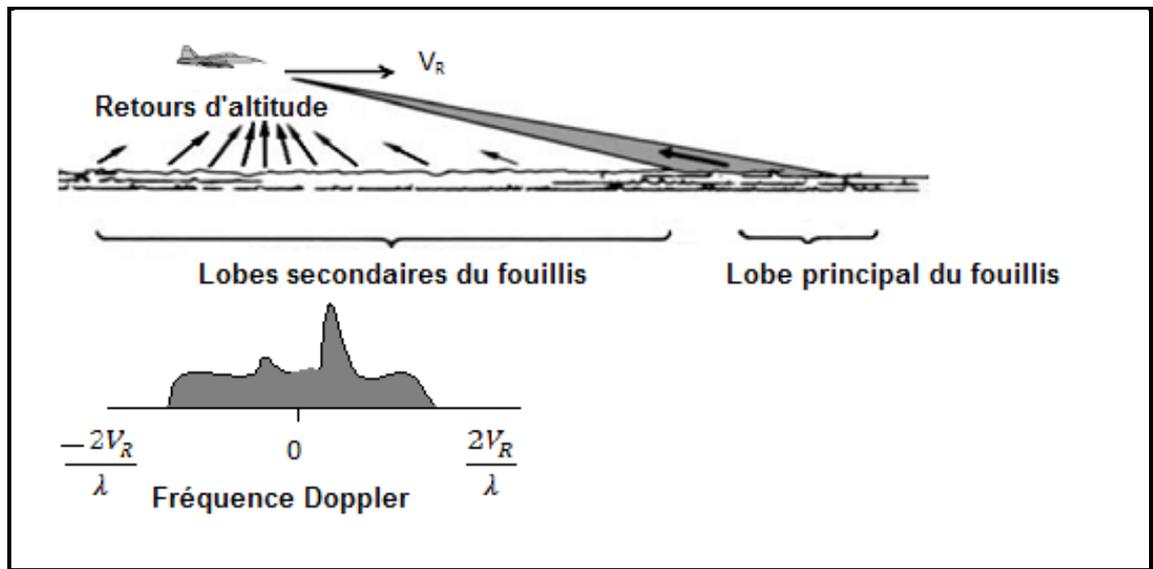


Figure 2.4 : Catégories du fouillis de terre

2.2.4. Fréquence de répétitions d'impulsions, PRF

La fréquence de répétition d'impulsions d'un radar est le nombre des impulsions transmises par seconde, elle est communément représentée par *PRF* (*Pulse repetition frequency*). Les *PRFs* des radars aéroportés varient de quelques centaines de Hertz à plusieurs centaines de KiloHertz. Une autre mesure du temps d'impulsion est la période entre les deux impulsions successives, appelée

intervalle de répétition d'impulsion: PRI (Pulse Repetition Interval). Il représente l'inverse de la PRF.

2.2.5. Ambiguïtés

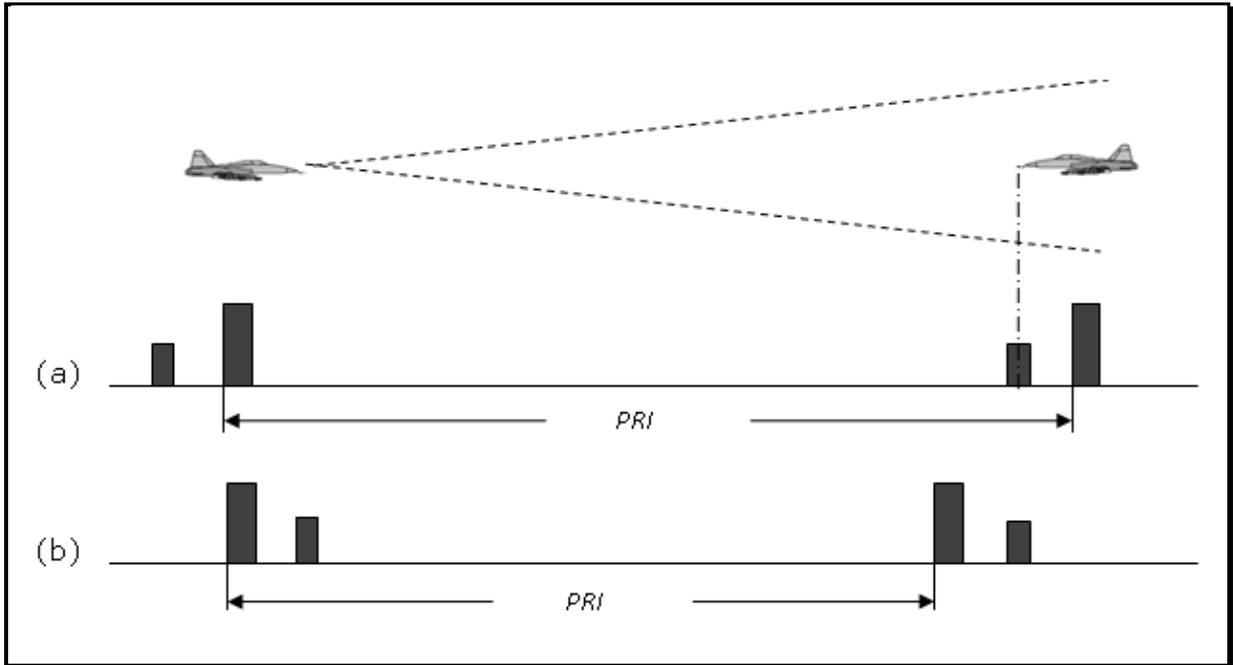
Le choix de la *PRF* du radar est crucial parce qu'il détermine si les portées et les fréquences Doppler observées par le radar sont ambiguës ou non. Il existe deux types d'ambiguïtés: les ambiguïtés de portées et les ambiguïtés Doppler.

2.2.5.1. Ambiguïtés de portée

Un radar n'a aucune manière directe de confirmer à quelle impulsion un écho particulier appartient. Si le *PRI* est assez long pour que tous les échos d'une impulsion soient reçus avant la transmission de la prochaine impulsion, tout écho peut supposer appartenir à l'impulsion immédiatement précédente. Mais si le *PRI* est court, un écho peut appartenir à une impulsion ou à d'autres impulsions précédentes comme le montre la Figure (2.5); donc les portées observées par le radar peuvent être ambiguës. En résumé, plus la *PRF* est élevée, plus le *PRI* est court et donc les ambiguïtés de portée augmentent.

Pour une *PRF* donnée, la portée la plus longue pour laquelle les échos peuvent être reçus avant la transmission de l'impulsion suivante (échos reçus des portées non ambiguës) est appelée la portée non ambiguë. Elle est communément représentée par R_u . Puisque le temps du passage aller-retour radar-cible de cette portée est égal au *PRI*; la portée non ambiguë peut être exprimée par

$$R_u = C \frac{1}{2PRF} \quad (2.5)$$



Pour mieux comprendre la nature des ambiguïtés de portée, on considère un exemple spécifique : En supposant que le *PRI* correspond à une portée de 50km et les échos sont reçus à partir d'une cible à 60km , le temps de passage pour cette cible sera 20% plus grand que le *PRI* ($60/50=1.2$). Par conséquent, l'écho de l'impulsion $N^{\circ}1$ ne sera reçu qu'après 0.2PRI μs de la transmission $N^{\circ}2$, l'écho de celle-ci ne sera reçu qu'après 0.2PRI μs de la transmission de l'impulsion $N^{\circ}3$, et ainsi de suite. Si la portée est mesurée en utilisant le temps écoulé entre la réception de l'écho et la transmission de l'impulsion qui le précède immédiatement, la cible paraîtra à une portée de 10km (0.2×50) seulement. En fait, il n'y a aucun chemin direct de dire si la vraie portée de la cible est 10 km ou 110 km ...etc. Donc, la portée observée est ambiguë.

2.2.5.2. Ambiguïtés Doppler

Lorsque la transmission est pulsionnelle, chaque écho du radar a des bandes latérales séparées l'une de l'autre par une *PRF*. Si la *PRF* est suffisamment

élevée, les répétitions du spectre Doppler n'affectent pas la capacité du radar pour la discrimination entre les échos de la cible et ceux du fouillis. Cependant, si la *PRF* est plus petite que la largeur de bande du fouillis, les répétitions chevauchent, et les fréquences Doppler observées seront ambiguës. Cette condition est illustrée dans la Figure (2.6). Dans ce cas, le vrai spectre est chevauché par les répétitions immédiatement au dessus et en dessous. Pour éclaircir la situation, chaque répétition est représentée séparément.

Le chevauchement des répétitions peut résulter des échos d'une cible et du fouillis de terre qui traversent le même filtre Doppler, même si les vraies fréquences Doppler de la cible et du fouillis sont assez différentes. Par exemple, les vraies fréquences Doppler des cibles *B* et *C*, dans la Figure (2.6), sont réellement plus élevées que celles du fouillis, mais dans le spectre composé, ces cibles sont presque obscurcies par le fouillis des lobes secondaires.

La plus grande fréquence Doppler non ambiguë que la cible peut avoir est égale à la fréquence de répétition d'impulsions moins la fréquence maximale du fouillis des lobes secondaires.

Les fréquences Doppler observées peuvent être ambiguës comme les portées. Dans ce cas, la règle est inversée: plus la *PRF* est élevée, plus les bandes latérales sont largement espacées et donc les ambiguïtés Doppler diminuent.

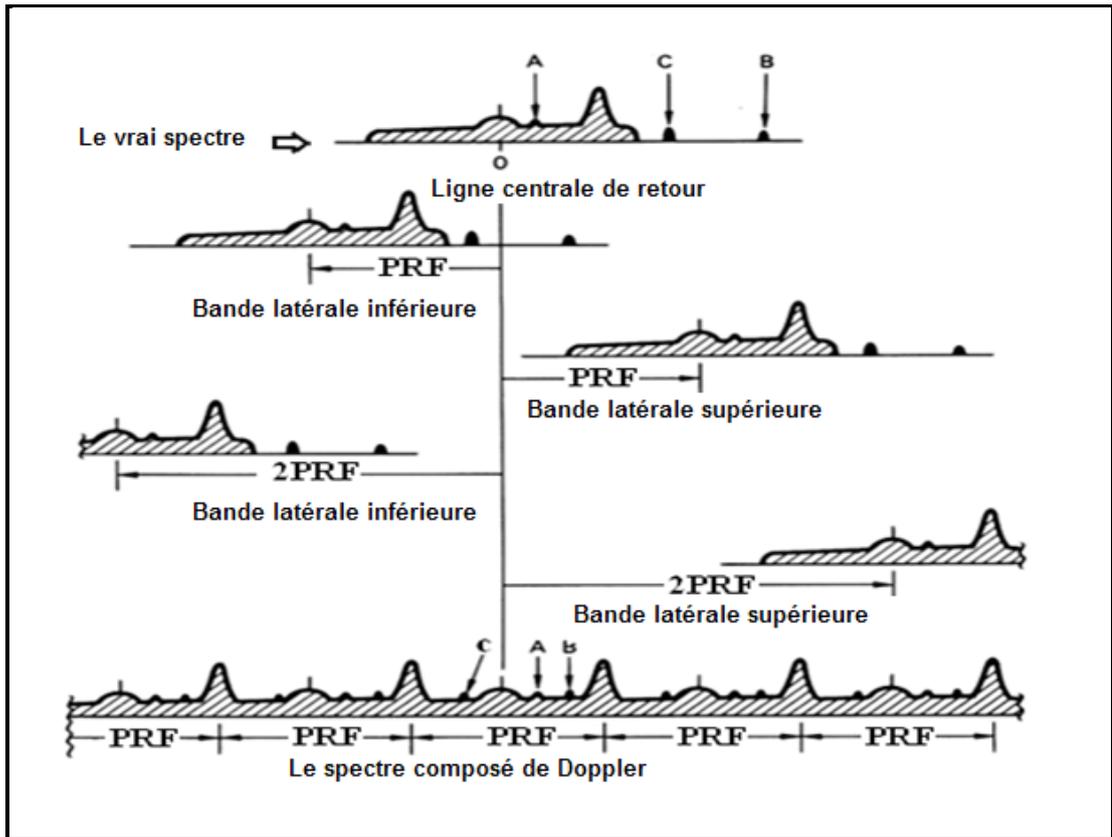


Figure 2.6 : Effet des ambiguïtés Doppler

2.3. Traitement adaptatif du réseau d'antennes

2.3.1. Introduction

Dans les premiers temps, des réseaux à balayage mécanique étaient exploités dans la gamme de fréquence de 30 à 200 MHz, comme le SCR- 270 de l'armée américaine qui a détecté l'attaque japonaise sur Pearl Harbor, le 7 Décembre 1941; Il opérait à 100 MHz. Ce réseau était une collection de dipôles demi-onde sur une poutre principale destinée à balayer l'espace aérien à proximité des avions. Une fois la fréquence radar déplacée dans la région des micro-ondes, les réseaux d'antennes ont été abandonnés au profit des réflecteurs paraboliques. Dans les années 1970, le développement des technologies de radiateur guide d'ondes a permis aux réseaux d'antennes d'avoir des lobes secondaires ultra faibles dans le domaine des micro-ondes. Cela a créé un regain d'intérêt dans les

réseaux d'antennes. Un exemple moderne serait l'AWACS (Airborne Warning and Control System) utilisé par l'Armée de l'air des États-Unis [24,26].

Bien que le réseau d'antennes ait des lobes secondaires faibles, il était encore très limité. Les applications militaires modernes exigent un temps de réponse très court et une plus grande flexibilité de ce qu'est un réseau balayé mécaniquement : effectuer simultanément plusieurs fonctions telles que poursuite et surveillance. Par conséquent, les intérêts ont augmenté pour les réseaux d'antennes à balayage électronique ou à commande de phase (Electronically Scanned Arrays, ESA).

Dans les années 1960, le développement de dispositifs à l'état solide comme déphaseurs a permis aux réseaux d'antennes à synthèse de faisceau (beamformers) d'avoir une architecture très flexible. Donnant donc naissance à des réseaux numérisés électroniquement (ou multiéléments).

Au début de leur apparition, les réseaux ESA étaient complexes et coûteux. L'avancement de la technologie de traitement informatique minimisait une partie des coûts et donc ESA sont maintenant beaucoup plus répandus.

2.3.2. Réseaux ESA passifs et actifs

Un réseau ESA passif contient des déphaseurs à chaque élément afin de faciliter la formation du faisceau. Dans un ESA passif, les émetteurs et les amplificateurs sont situés au centre donc ses déphaseurs doivent être capables de gérer une puissance élevée.

Un réseau ESA actif a une architecture doublée que celle de l'émetteur, ce qui signifie que chaque élément contient un module émetteur/récepteur (T/R) qui fournit une amplification. En outre, le module T/R est également un déphaseur et un amplificateur à faible bruit. Ce réseau conserve un récepteur centralisé, Figure (2.7).

Bien que le réseau ESA soit beaucoup plus rapide et plus souple que le réseau à balayage mécanique, il présentait des insuffisances lorsqu'il s'agit d'un important

problème du monde réel: les interférences. Celles-ci faussent les échos de signaux désirés rendant ainsi la détection de cible difficile. En effet, il ne s'adapte pas aux environnements où existent interférences et brouilleurs. C'est pourquoi il est indispensable de développer un beamformer qui peut s'adapter à l'environnement bruité. En raison de leur capacité à s'adapter à n'importe quel environnement, les réseaux adaptatifs sont maintenant une option très attrayante pour des applications dans des environnements denses d'interférences.

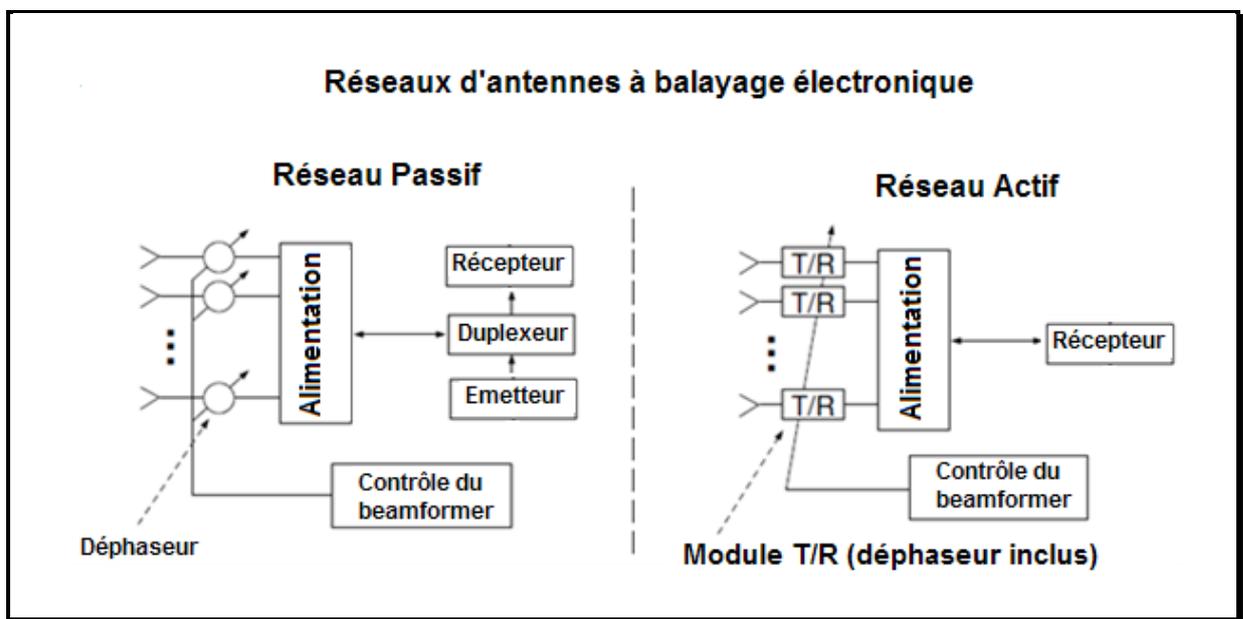


Figure 2.7 : Réseaux d'antennes passif et actif

2.4. Traitement adaptatif du signal monodimensionnel

2.4.1. Traitement spatial optimal (Optimum Spatial Beamforming)

Le traitement adaptatif spatial exploite un réseau de phase pour effectuer le filtrage spatial des signaux reçus, pour extraire le signal utile en présence du bruit et d'interférences.

La Figure (2.8) représente un modèle de beamformer à bande étroite qui combine la production des éléments des capteurs individuels. Chaque élément

capte une énergie électromagnétique dans une direction θ , N étant le nombre d'éléments d'antennes et d représente l'espacement entre les éléments.

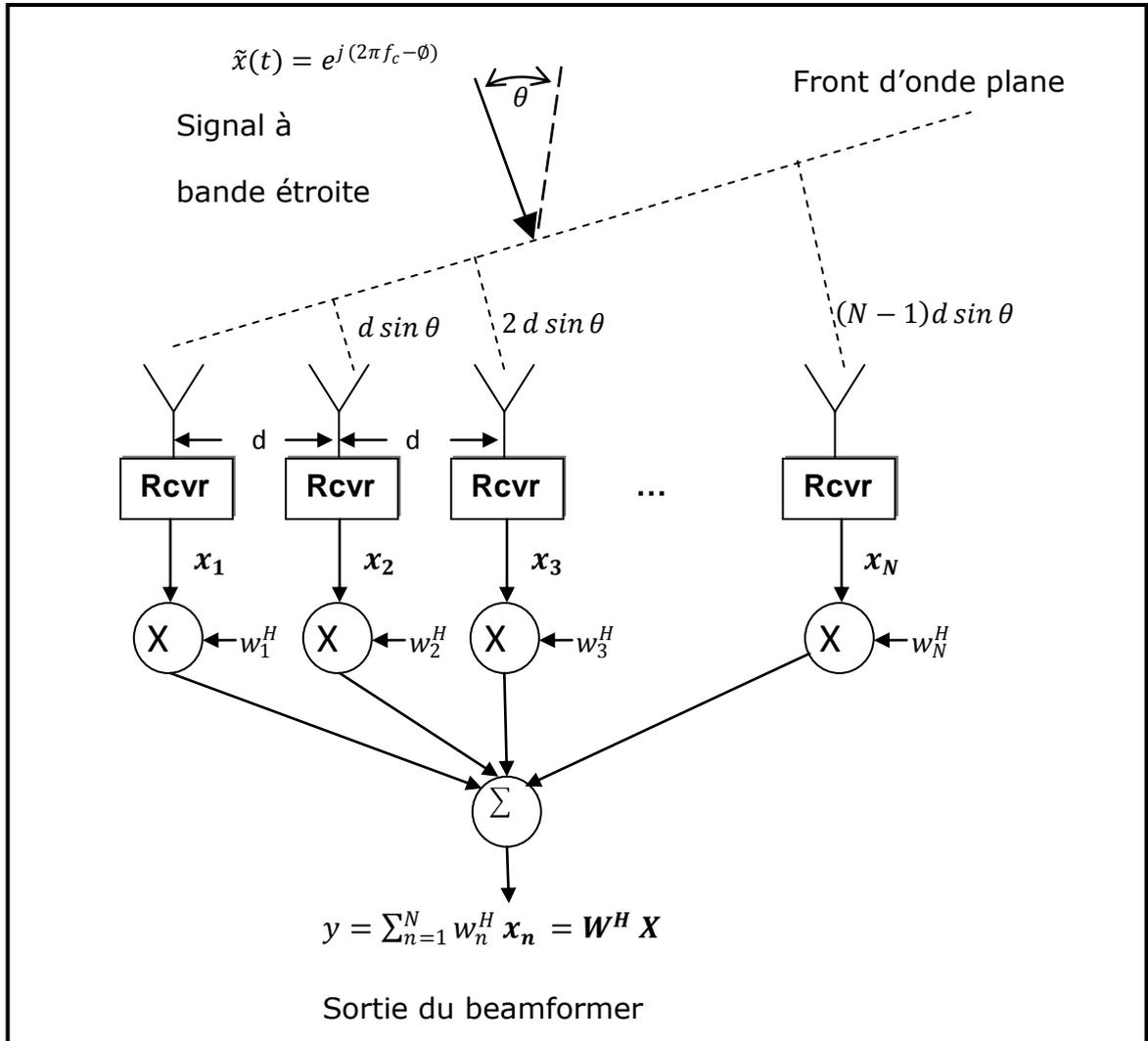


Figure 2.8 : Schéma général d'un beamformer

Si l'on définit l'angle d'arrivée de l'onde plane, θ_0 , par rapport à l'axe de visée comme le montre la Figure (2.8), le déphaseur de l'enveloppe complexe en bande de base, observée au $n^{\text{ième}}$ élément d'antenne en fonction de θ_0 , est

$$s_n = e^{j2\pi(n-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_0}, n = 1, \dots, N \quad (2.6)$$

En introduisant des facteurs de pondération complexes multiplicatifs, w_n , dans chaque canal de réception de l'ensemble, la réponse de sortie peut être maximisée pour tout angle d'arrivée souhaité. Plus précisément, la sortie du beamformer y est définie comme suit

$$y = \sum_{n=1}^N w_n^H x_n = \mathbf{W}^H \mathbf{X} \quad (2.7)$$

Où \mathbf{W} est le vecteur du poids adaptatif de dimension $N \times 1$, et l'opérateur hermitien " H " représente le conjugué transposé.

Une limitation importante et fondamentale des beamformers c'est qu'ils pourront aussi, en général, répondre à des signaux en provenance d'autres angles.

Cela peut conduire à de nombreux problèmes pratiques, comme des signaux forts indésirables d'autres directions qui peuvent interférer avec le signal d'intérêt. Pour visualiser cet effet, on examine la réponse du beamformer ci-dessus pour les ondes planes arrivant de -90° à 90° . Si x_n représente la sortie du $n^{\text{ième}}$ canal de réception et \mathbf{X} le vecteur correspondant des signaux reçus, la sortie totale du beamformer, dans la direction de θ_0 , est donnée par

$$y = \mathbf{W}^H \mathbf{X} = \alpha \sum_{n=1}^N x_n e^{-j2\pi(n-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_0} \quad (2.8)$$

Cette sortie a la forme d'une transformée de Fourier discrète (DFT) [1]. Si on prend $\frac{d}{\lambda} = 0.5$, $N = 16$, $\theta_0 = 30^\circ$, et

$$x_n = e^{j2\pi(n-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta} \quad , n = 1, \dots, N \quad (2.9)$$

alors θ variant de -90° à $+90^\circ$ et la réponse du beamformer est représentée dans la Figure (2.9). Pour cet exemple particulier, une expression analytique de la réponse normalisée du beamformer est donnée par [7]

$$|y| = \frac{1}{N} \left| \frac{\sin \left[N\pi \frac{d}{\lambda} (\sin\theta - \sin\theta_0) \right]}{\sin \left[\pi \frac{d}{\lambda} (\sin\theta - \sin\theta_0) \right]} \right| \quad (2.10)$$

La réponse du beamformer de la Figure (2.9) présente plusieurs caractéristiques intéressantes.

Tout d'abord, on note que les signaux proches de 30° produisent également une réponse significative. Cette région est généralement désignée comme le lobe principal. Les structures de lobes extérieurs de la région du lobe principal sont appelés lobes latéraux ou secondaires. Pour le réseau linéaire uniforme (Uniform Linear Antenna, ULA) considéré, le premier lobe latéral proche en est d'environ 13 dB par rapport au pic du lobe principal [7].

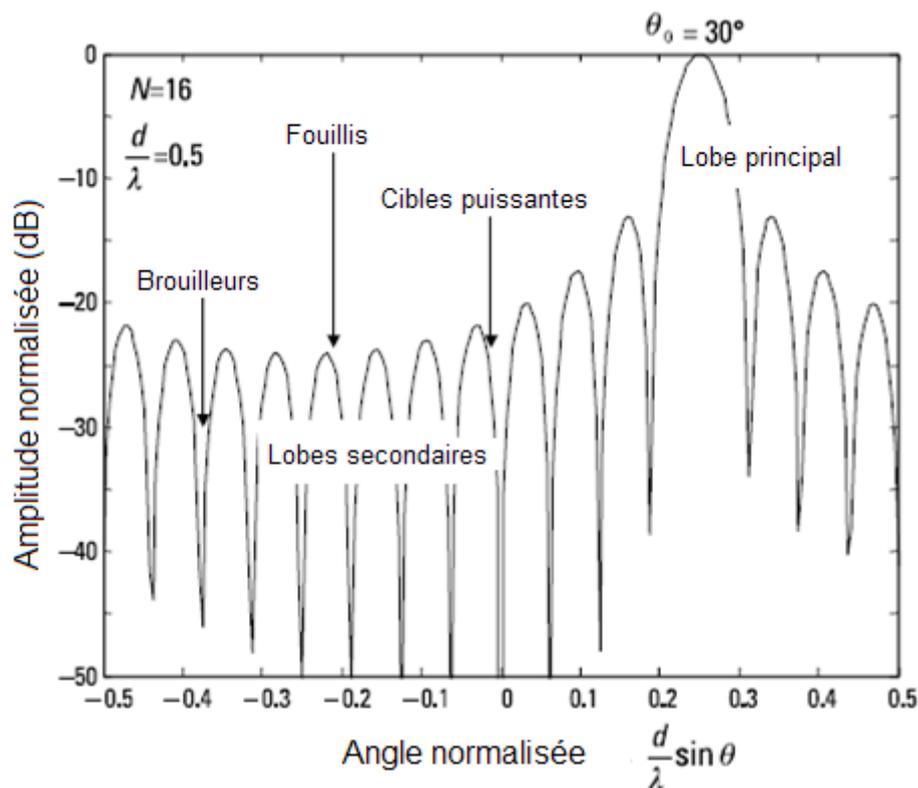


Figure 2.9 : Réponse d'un beamformer linéaire ULA

2.4.2. Traitement temporel optimal (Doppler/Pulse)

Outre l'angle d'arrivée, une autre clé physique observable pour l'extraction des cibles mobiles du bruit est la fréquence Doppler [36, 40, 41]. Heureusement, le cadre mathématique utilisé dans les systèmes de radar Doppler modernes est essentiellement identique à celui déjà mis en place dans notre discussion de

l'ULA, plus précisément, un point spatial d'une cible génère un déphasage linéaire à travers un ULA. Nous allons voir qu'un décalage Doppler d'une cible ponctuelle produit de façon similaire un décalage linéaire dans le temps et peut donc être traité d'une manière analogue au cas du beamformer.

On considère l'effet d'un décalage Doppler d'un écho se propageant à travers un seul canal, filtre à ligne de M retards comme le montre la Figure (2.10). Pour un radar Doppler [36], le retard T est choisi pour correspondre au PRI. La sortie de la $m^{\text{ième}}$ ligne à retard est donnée par $S_m = e^{j2\pi(m-1)F_t}$, $m = 1, \dots, M$; où F_t est la fréquence Doppler normalisée donnée par [36]

$$F_t = \frac{F_d}{PRF} \quad (2.11)$$

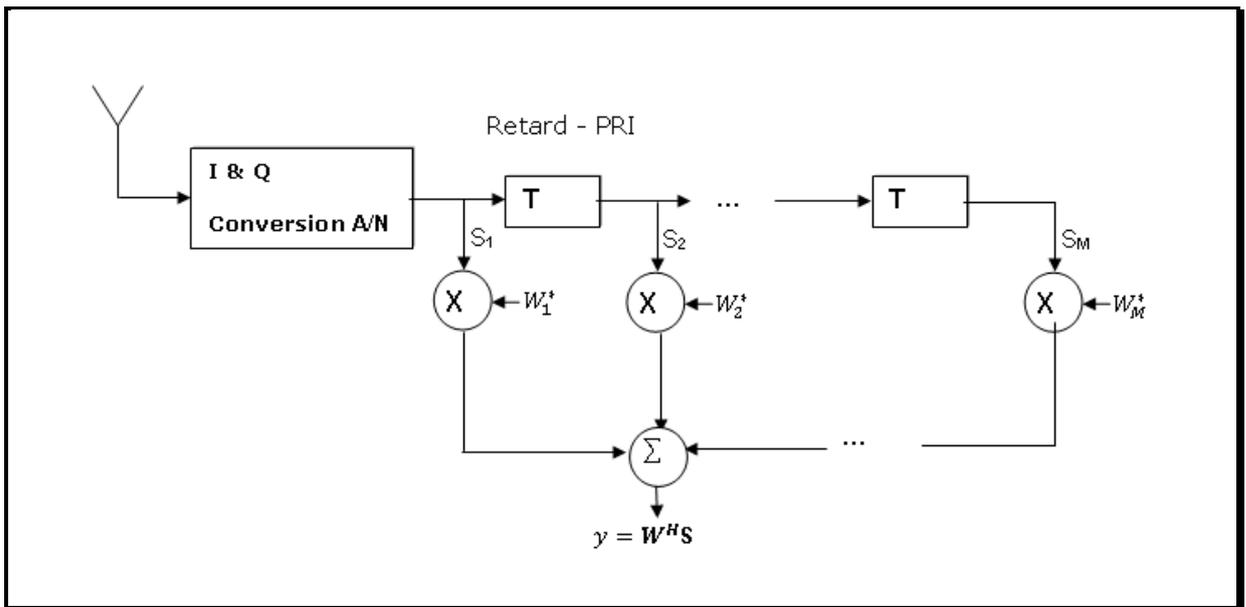


Figure 2.10 : Filtrage temporel

Comme pour le beamformer optimal du réseau ULA, une réponse du filtre Doppler optimisé peut également être réalisée par un choix judicieux du vecteur complexe de facteurs de pondération w_m , $m = 1, \dots, M$, à la Figure (2.10). Soit

$$\mathbf{S} = [S_1 \ ; \ S_2 \ ; \ \dots \ ; \ S_M] = [1 \ ; \ e^{j2\pi F_t} \ ; \ e^{j2\pi 2F_t} \ ; \ \dots \ ; \ e^{j2\pi(M-1)F_t}] \quad (2.12)$$

Le traitement Doppler optimal sera donné dans le chapitre 3, où les échos du fouillis de terre seront discutés. Dans ce contexte, on introduira également la notion de 2-D angle-Doppler (ou espace-temps) de traitement.

2.4.3. Modèle des signaux [1,26]

Dans le traitement spatial (Space Adaptive Processig, SAP), il ya généralement trois types de signaux: signal de cible désiré (X_t), signaux des brouilleurs (Jammers) (X_j) et signal du bruit thermique (X_n). Ainsi, le signal total reçu par le réseau est X , qui est égal à la superposition des trois signaux

$$X = X_t + X_j + X_n \quad (2.13)$$

Le brouilleur et le bruit sont classés comme une interférence indésirable qui est modélisée comme une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle. Le vecteur de données d'interférences X_i est la somme des vecteurs des brouilleurs et du bruit thermique.

$$X_i = X_j + X_n \quad (2.14)$$

La matrice de covariance d'interférences spatiale de dimension $N \times N$ est déterminée par l'espérance mathématique du produit $X_i X_i^H$

$$R_i = E[X_i X_i^H] = R_j + R_n \quad (2.15)$$

Où R_j et R_n sont respectivement la matrice de covariance des brouilleurs et celle du bruit thermique.

2.4.3.1. Signal de la cible

A la différence des signaux non désirés qui sont des signaux aléatoires avec amplitude et phase inconnues, le signal désiré est à bande étroite de forme d'onde sinusoïdale,

$$\tilde{x}(t) = \alpha e^{j(2\pi f_c t - \varphi)} \quad (2.16)$$

où α est l'amplitude inconnue, f_c est la fréquence porteuse et φ est le déphasage inconnu.

La Figure (2.8) montre l'impact d'un front d'onde d'un réseau linéaire uniforme. Pour les valeurs positives de θ , direction désirée du lobe principal de l'antenne, le front d'onde arrive d'abord à l'élément le plus à gauche. Ce front d'onde va alors avoir à parcourir une longueur de trajet supplémentaire de $d \sin\theta$ afin de parvenir à l'élément suivant, et ainsi de suite. Le retard relatif entre chaque paire de capteurs adjacents est: $\tau = \frac{d \sin\theta}{c}$. Comme ce signal est supposé à bande étroite, on peut approximer le temps de propagation entre les éléments à des décalages de phase. La production combinée de ces récepteurs est un vecteur de dimension N dans la forme est

$$\mathbf{X} = x \left[e^{j0}; e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\theta}; \dots; e^{j2\pi(N-1) \frac{d}{\lambda} \sin\theta} \right] = x \mathbf{S}_s \quad (2.17)$$

où x est un signal de bande de base complexe reçu à l'élément le plus à gauche et \mathbf{S}_s est connu comme le vecteur collecteur de réseau spatial (spatial array manifold vector, AMV) donné par

$$\mathbf{S}_s = \left[e^{j0}; e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\theta}; \dots; e^{j2\pi(N-1) \frac{d}{\lambda} \sin\theta} \right] \quad (2.18)$$

Une hypothèse importante est que les signaux soient à bande étroite, ou que la largeur de bande du signal soit faible comparée à la fréquence porteuse. Cette hypothèse peut être considérée comme un paramètre de conception de la bande passante de fonctionnement de certains systèmes. Pour d'autres applications où cela n'est pas possible, on peut toujours satisfaire l'hypothèse de bande étroite par canalisation. Dans cette architecture canalisée de traitement, un signal reçu à large bande peut d'abord être transformé dans le domaine fréquentiel et ensuite décomposé en parallèle en plusieurs synthétiseurs de faisceaux à bande étroite. La sortie de ces beamformers peut ensuite être recombinaée en une seule sortie de faisceau composite.

2.4.3.2. Signal du bruit thermique

Dans le réseau de récepteurs considéré, chaque élément produit un bruit thermique. Ces bruits thermiques peuvent être modélisés comme des processus aléatoires gaussiens de moyennes nulles ainsi non corrélés entre eux. La matrice de covariance du bruit est

$$\mathbf{R}_n = \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (2.19)$$

où \mathbf{I} est la matrice d'identité de dimension $(N \times N)$, N représente le nombre total d'éléments et σ_n^2 est la puissance du bruit thermique de chacun des éléments. Cette puissance de bruit est égale à $kTB = \sigma_n^2$, où k est la constante de Boltzmann, T est la température du bruit (en degrés Kelvin), et B est la bande passante du récepteur en Hz. Typiquement, dans l'analyse, la puissance du bruit de l'élément est normalisée à l'unité pour des raisons pratiques ($\sigma_n^2 = 1$).

2.4.3.3. Signal des brouilleurs

Les brouilleurs sont modélisés comme des sources ponctuelles spatiales qui transmettent en permanence un signal d'interférence omnidirectionnel de haute puissance. La matrice de covariance de ce signal est égale à

$$\mathbf{R}_j = \sigma_j^2 \mathbf{S}_{S_j} \mathbf{S}_{S_j}^H \quad (2.20)$$

où σ_j^2 est la puissance du brouilleur et \mathbf{S}_{S_j} est le vecteur collecteur de réseau associé à la direction de l'arrivée du brouilleur. Si on a N_j brouilleurs, leur matrice de covariance serait ajoutée parce les brouilleurs sont non corrélés entre eux.

$$\mathbf{R}_{j,Total} = \sum_{i=1}^{N_j} \mathbf{R}_j(i) \quad (2.21)$$

2.4.4. Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit est défini par

$$SNR = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_n^2} \quad (2.22)$$

σ_s^2 est la puissance du signal reçu au niveau de l'élément.

2.4.5. Rapport brouilleur sur bruit

De même, le rapport brouilleur sur bruit est défini comme suit

$$JNR = \frac{\sigma_j^2}{\sigma_n^2} \quad (2.23)$$

σ_j^2 est la puissance du brouilleur reçue au niveau de chaque élément. Les deux rapports SNR et JNR sont définis au niveau de chaque élément et utilisés pour caractériser l'environnement à l'entrée du réseau. Si on a N_j brouilleurs, le JNR total est égal

$$JNR_{Total} = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} \sigma_j^2(i)}{\sigma_n^2} \quad (2.24)$$

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, des généralités sur les radars aéroportés ont été introduites, avec un aperçu sur l'effet Doppler ainsi que les ambiguïtés de portée et de Doppler. Le chapitre est clôturé par l'introduction au réseau adaptatif monodimensionnel. Ainsi que les notions de bases utiles au traitement des réseaux adaptatif d'antennes en particulier le modèle des signaux.

Chapitre 3

Traitement Adaptatif Spatio-Temporel (STAP)

-
- 3.1. Introduction
 - 3.2. Filtrage spatio-temporel
 - 3.3. Configuration géométrique
 - 3.4. Traitement adaptatif spatio-temporel (STAP)
 - 3.5. Influence des paramètres du radar sur la détection
 - 3.6. Algorithme Sample Matrix Inversion, SMI
 - 3.7. Conclusion
-

3.1. Introduction

La détection des cibles mobiles est l'un des objectifs essentiels de la télédétection. Avec un système à visualisation des cibles mobiles au sol (ou Ground Moving Target Indicator, GMTI), un radar aéroporté recueille l'écho renvoyé par la cible se déplaçant sur le sol. Cependant, le signal reçu ne contient pas seulement l'écho réfléchi par la cible, mais aussi les échos de la surface du sol éclairée (ou fouillis). Ces derniers viennent de toutes les zones éclairées par le faisceau du radar, de sorte qu'ils occupent tous les intervalles de distance et toutes les directions. La puissance de l'écho total est souvent beaucoup plus forte que celle du signal désiré, ce qui pose un grand défi pour la détection. Le filtrage du fouillis est donc un élément essentiel d'un système GMTI.

Dans les systèmes traditionnels MTI, le filtrage du fouillis prend souvent avantage du fait que le sol ne se déplace pas. Ainsi, les échos sont à zéro Doppler dans le spectre Doppler. Lorsque la plate-forme radar est également en mouvement, la composante de Doppler n'est plus nulle. En outre, les composantes Doppler du signal désiré et celle du fouillis sont dépendantes. Dans ce cas, l'écho du fouillis est susceptible d'avoir de l'énergie à travers le spectre de Doppler et le signal ne peut être filtré. C'est pourquoi un filtre opérant dans le domaine temporel uniquement ne peut éliminer efficacement le fouillis qu'au prix d'une forte atténuation des cibles lentes. Celles-ci peuvent, par conséquent, rester indétectables.

Le brouillage est une autre source d'interférence significative qui est souvent présent dans le signal reçu. La forme la plus simple de brouillage est un barrage de brouilleur, qui représente un bruit blanc fort, continue dirigé vers le récepteur radar afin que celui-ci ne puisse détecter facilement la cible. Le brouilleur est généralement associé à une direction spécifique. Toutefois, en raison de la nature du bruit blanc, le signal de brouillage reçu occupe la totalité de la bande Doppler.

Le traitement adaptatif spatio-temporel (*STAP*) est une technique conçue pour résoudre ces problèmes et a récemment attiré l'attention de nombreux chercheurs dans la communauté radar. Par contraste avec le filtrage spatial ou temporel unidimensionnel, *STAP* utilise simultanément ces deux dimensions

orthogonales, afin de différencier entre les signaux désirés et ceux des interférences d'une manière optimale [36].

3.2. Filtrage spatio-temporel

La Figure (3.1) donne une image claire sur ce filtrage, qui peut être vu sous les deux angles temporel et spatial [5].

3.2.1. Filtrage temporel

L'axe étiqueté «filtre temporel du fouillis» comprend un filtre formé à partir de l'inverse du spectre du fouillis projeté sur le domaine Doppler. Seuls les signaux avec une fréquence Doppler de l'arrêt de la bande vont passer à travers le filtre. Par exemple, une cible en mouvement rapide aura un signal de retour à forte composante Doppler et ne sera pas annulée avec le filtre temporel.

3.2.2. Filtrage spatial

Dans le cas du filtrage spatial, le spectre du fouillis inverse est projeté sur le domaine de l'azimut. La bande d'arrêt du filtre spatial qui en résulte est définie par la largeur du faisceau du radar. Les réflexions du fouillis de sol seront filtrées par le filtre spatial, ce qui est avantageux pour les radars qui souhaitent détecter des objets à une distance du sol. Cependant toutes les cibles d'intérêt qui sont dans le même sens que le fouillis de sol seront également supprimées à partir du signal de sortie.

3.2.3. Filtrage spatio-temporel

STAP utilise une combinaison de filtres qui opèrent dans les domaines spatial et temporel (azimuth et Doppler) simultanément.

Le notch d'un tel filtre peut être vu en bas à gauche de la Figure et qui coïncide avec la ligne du spectre Doppler-azimuth du fouillis sur la diagonale du tracé.

De la Figure (3.1), il est clair qu'aucune cible ne sera bloquée par le filtre STAP, même si ses caractéristiques Doppler et d'azimut sont très proches de celles du fouillis.

Dans le cas de présence du brouillage provenant d'une source fixe et une seule direction, le filtre spatial peut être adapté à ce signal en dirigeant le faisceau radar de manière appropriée et atténuer l'interférence de brouillage. Cependant toutes les cibles d'intérêt dans la direction du signal de brouillage ne seront pas détectées.

Dans un traitement STAP, l'utilisation du filtre permet de détecter des cibles qui sont dans la même direction que la source de brouillage, mais qui ont une fréquence de Doppler différente.

STAP est donc un système de filtrage de qualité supérieure pour une scène où le brouillage est présent.

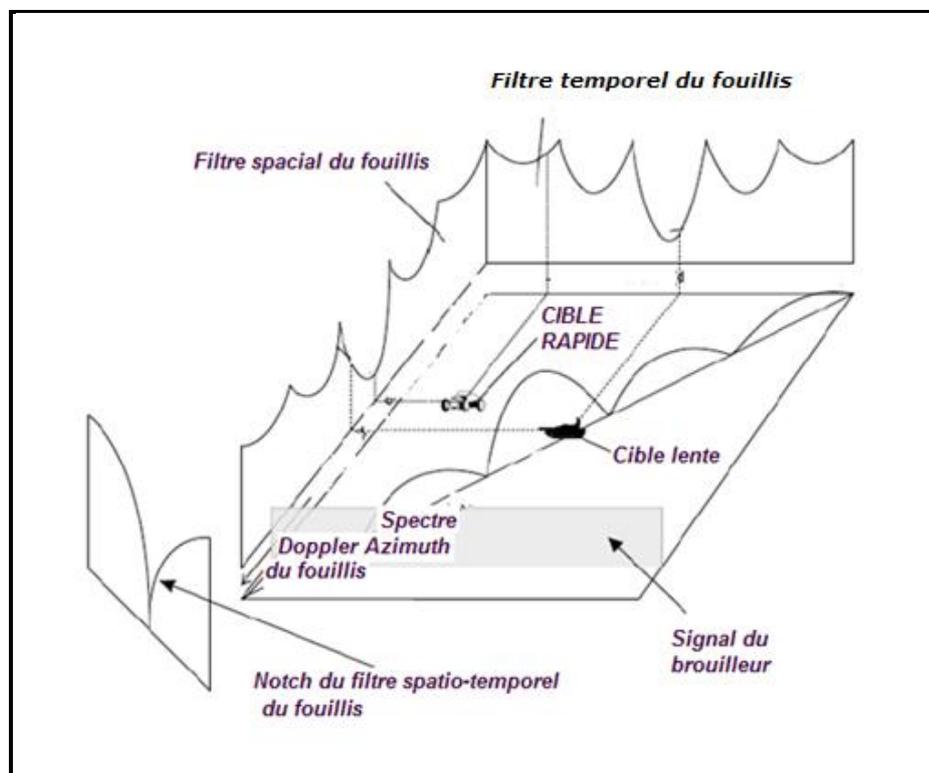


Figure 3.1. Filtrage spatio-temporel

3.3. Configuration géométrique

Le système radar considéré est un radar à impulsions Doppler cohérent à visée latérale ("sidelooking radar" en anglais) embarqué sur une plate-forme mobile (avion, satellite) à une altitude H et qui se déplace à une vitesse uniforme V_R comme le montre la Figure (3.2). L'antenne radar est constituée de N éléments

uniformément répartis séparés de la distance d et orientés vers la direction du mouvement de la plate-forme. Ce radar émet des rafales de M impulsions et L cases distances sont collectées pour chaque période de récurrence. L'antenne est alors à implantation latérale, cette configuration est typiquement celle d'un système air-sol sur avion rapide. Il s'agit alors ici de détecter des cibles lentes en compétition avec les échos de fouillis en provenance du lobe principal de l'antenne et vues à des vitesses comparables à celles des cibles recherchées, comme illustré sur la Figure (3.2) [12].

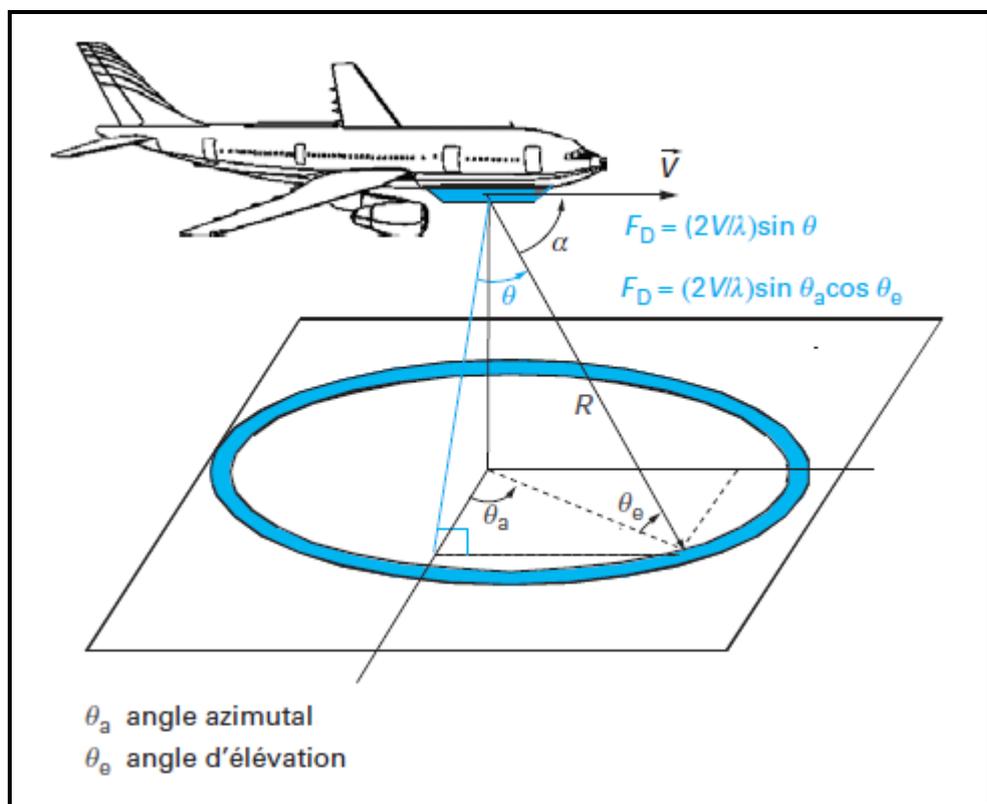


Figure 3.2. Configuration d'un radar aéroporté à visée latérale

3.4. Traitement adaptatif spatio-temporel (STAP)

Le traitement STAP, dont l'engouement se fait sentir dans la communauté radar depuis quelques années, possède l'avantage de permettre une rejection forte du fouillis et améliore ainsi la détection. Il est de ce fait de plus en plus étudié.

L'emploi de détecteurs optimisés dans ces traitements doit donc permettre d'augmenter encore les performances en termes de détection.

Les principes de base du traitement adaptatif monodimensionnel présenté précédemment peuvent être étendus au traitement bidimensionnel (STAP). Ce processus est défini comme une combinaison linéaire qui additionne les échantillons spatiaux des éléments d'un réseau d'antennes et les échantillons temporels des impulsions multiples d'une forme d'onde cohérente.

Afin de calculer le vecteur de pondération adaptatif du STAP, les statistiques de l'environnement plus interférences sont déterminées en formant une matrice de covariance. Typiquement, cette matrice n'est pas connue *a priori* et doit être estimée à partir des échantillons spatio-temporels secondaires du radar [1], Figure (3.3). Ce procédé d'estimation suppose que les échantillons des données secondaires sont indépendants et identiquement distribués (*i.i.d*). Cependant, les données réelles enregistrées du radar monostatique sont non homogènes et non stationnaires violant ainsi la supposition *i.i.d* des données.

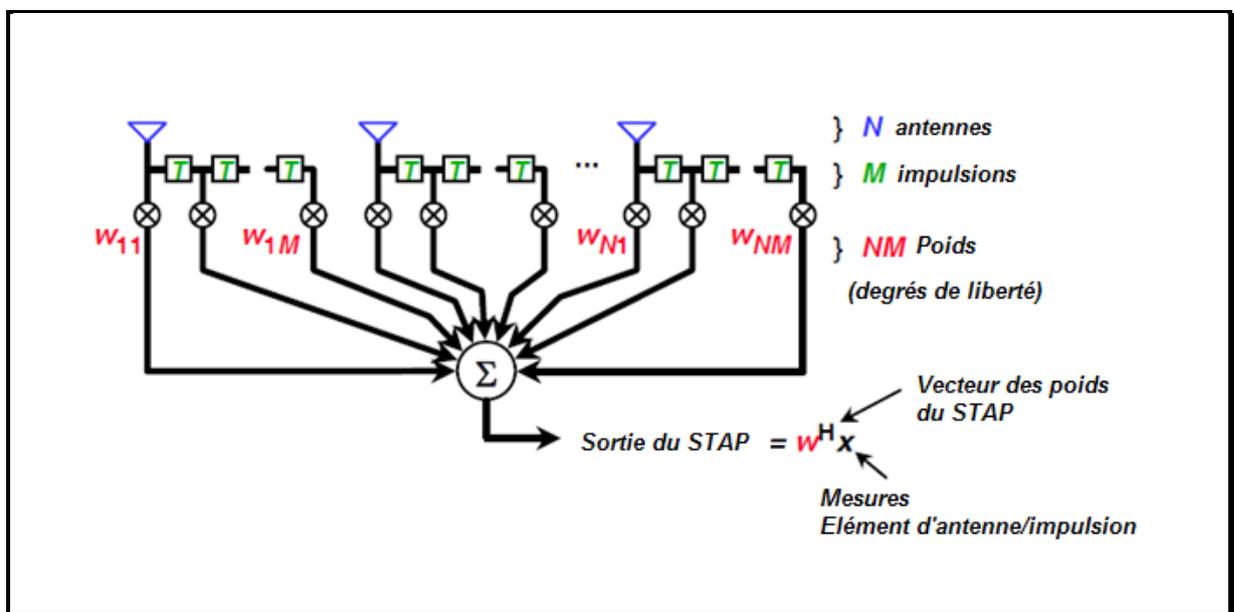


Figure 3.3 : Structure générale du filtre STAP

Pour chaque cellule de portée, le poids adaptatif est calculé à partir des cellules de résolution (données secondaires) à l'exclusion de la cellule sous test (donnée

primaire), la sortie du *STAP* sera ensuite examinée pour tester la présence d'une cible à un angle d'azimut et une fréquence Doppler [7], Figure (3.4).

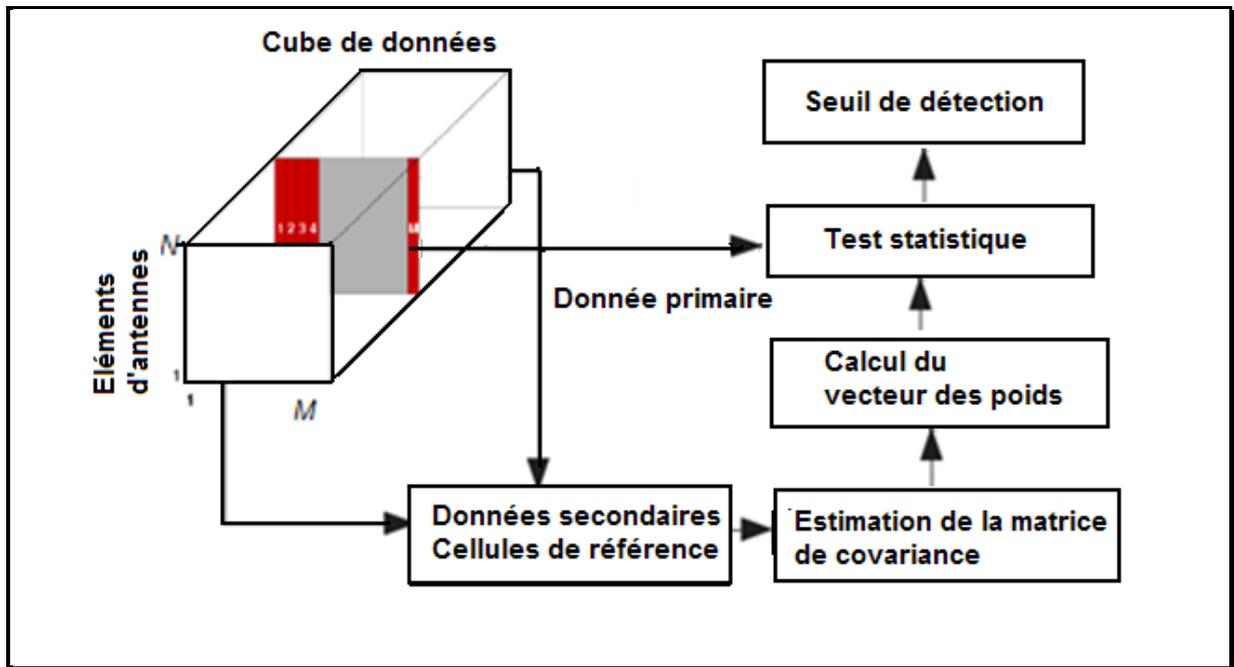


Figure 3.4 : Chaîne conventionnelle du *STAP*

Les méthodes du *STAP* à rang complet utilisent tous les degrés de liberté disponibles pour éliminer les interférences, exigeant ainsi un coût de calcul élevé. De plus, cette approche est théoriquement basée sur les suppositions que le bruit est gaussien, *i.i.d.* Le radar de surveillance aéroporté exige un grand nombre de degrés de liberté (*Degree Of Freedom, DOF*), qui conduit aussi au besoin d'un grand nombre des échantillons qui sont également *i.i.d.*

En général, le nombre des échantillons exigés est au moins de l'ordre de deux fois le nombre de degrés de liberté du radar. Spécifiquement, pour un réseau de N éléments et de M impulsions, on a besoin de $2MN$ échantillons d'identification pour atteindre une performance correspondante au *SINR* à un niveau de $3dB$ au-dessous du *STAP* optimum qui ne peut pas être disponible et réalisable en temps réel [4]. Le besoin des méthodes de réduction de rang, qui fournissent une suppression d'interférences presque optimale et une résolution du problème du coût élevé des calculs, est d'un grand intérêt. Les concepts de la réduction du rang seront décrits dans le prochain chapitre.

3.4.1. Modèle mathématique des données

Le radar transmet un intervalle cohérent de M impulsions à une PRF constante. Pour chaque PRI , les échantillons de temps (également appelés les cellules de portée) sont rassemblés pour couvrir l'intervalle de portée constituant un modèle tridimensionnel qui est souvent appelé "*cube de données*" du $STAP$ représenté sur la Figure (3.5). Pour chaque cellule de portée, le radar observe l'environnement dans deux dimensions se composant des N éléments d'antennes et M impulsions.

Les données sont donc traitées à une seule portée d'intérêt, qui correspond à une tranche du cube de données. Cette tranche est un échantillon spatio-temporel de $N \times M$ éléments, chaque élément individuel correspond à la donnée du $m^{\text{ième}}$ intervalle de répétition d'impulsion et le $n^{\text{ième}}$ élément du réseau d'antennes [1].

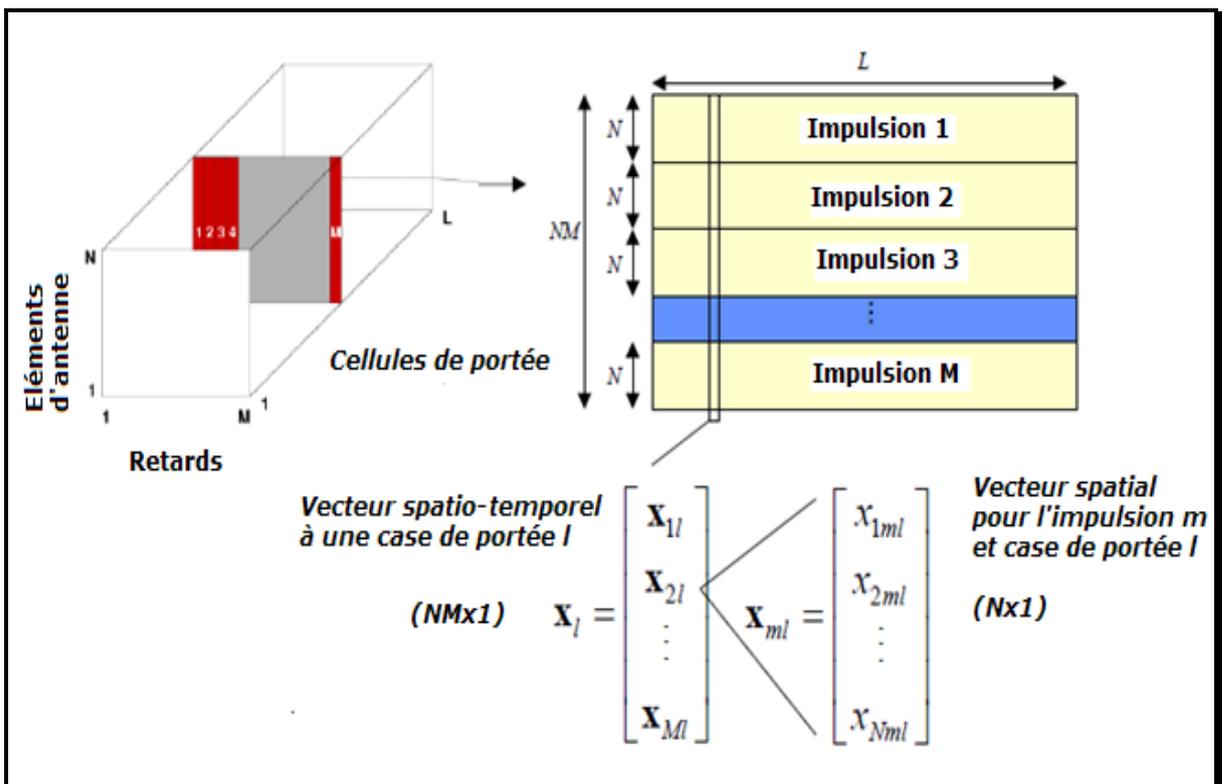


Figure 3.5 : Cube des données du $STAP$

L'échantillon est empilé sous forme d'un vecteur colonne \mathbf{X} donné par

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_s^T(0), \mathbf{X}_s^T(1), \dots, \mathbf{X}_s^T(M-1)]^t \in \mathbb{C}^{NM \times 1} \quad (3.1)$$

Où $\mathbf{X}_s(M) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ est l'échantillon spatial contenant toutes les données spatiales correspondant à la $m^{\text{ième}}$ impulsion.

Sous l'hypothèse H_0 , le vecteur de données est la somme des vecteurs du fouillis \mathbf{X}_c , des brouilleurs \mathbf{X}_j et du bruit thermique \mathbf{X}_n . Ces vecteurs sont supposés être indépendants, complexes et gaussiens à moyenne nulle et ils sont mutuellement non corrélés. Sous l'hypothèse H_1 , la composante du signal de la cible apparaît en plus dans le vecteur de données ; en posant

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_c + \mathbf{X}_j + \mathbf{X}_n \quad (3.2)$$

\mathbf{X}_i représente les interférences qui incluent le fouillis, le brouilleur et le bruit thermique, les deux hypothèses sont donc respectivement

$$H_0 : \mathbf{X} = \mathbf{X}_i \quad (3.3)$$

et

$$H_1 : \mathbf{X} = \mathbf{X}_t + \mathbf{X}_i \quad (3.4)$$

\mathbf{X}_t est le signal de la cible et qui est donné par

$$\mathbf{X}_t = \alpha \mathbf{S} \quad (3.5)$$

$\alpha = |\alpha|e^{j\phi}$ est un gain complexe à phase aléatoire ϕ uniformément distribuée entre 0 et 2π , et $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{NM \times 1}$ est le vecteur de direction spatio-temporel, donné par

$$\mathbf{S} = \mathbf{S}_t \otimes \mathbf{S}_s \quad (3.6)$$

Où \otimes représente le produit de « Kronecker » ; $\mathbf{S}_t \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ est le vecteur de direction temporel et $\mathbf{S}_s \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ est le vecteur de direction spatial donnés, respectivement, par

$$\mathbf{S}_t = [1 \quad ; \quad e^{-j2\pi F_t}; \quad e^{-j2\pi 2F_t}; \dots; \quad e^{-j2\pi(M-1)F_t}] \quad (3.7)$$

et

$$\mathbf{S}_s = [1 \quad ; \quad e^{-j2\pi F_s}; \quad e^{-j2\pi 2F_s} \quad ; \dots; \quad e^{-j2\pi(N-1)F_s}] \quad (3.8)$$

Avec $F_t = \frac{F_d}{PRF}$ et $F_s = \frac{d}{\lambda} \cdot \sin\theta$ sont la fréquence de Doppler normalisée et la fréquence spatiale respectivement, d est l'espacement entre les capteurs, et θ est l'angle d'azimut.

3.4.2. Structure de la matrice de covariance

Les modèles des signaux, du bruit et des brouilleurs évoqués pour SAP doivent être étendus pour STAP. On utilise le nouveau vecteur collecteur espace-temps.

3.4.2.1. Bruit thermique

Le modèle du bruit dans STAP change peu depuis son origine de SAP et est

$$\mathbf{R}_n = E[\mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^H] = \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \otimes \mathbf{I}_N = \sigma_n^2 \mathbf{I}_{MN} \quad (3.9)$$

Où \mathbf{I}_{NM} est la matrice identité de dimension $N \times M$ et σ_n^2 est la puissance du bruit thermique au $n^{\text{ième}}$ récepteur. Le bruit thermique au niveau de l'élément est encore modélisé comme un processus aléatoire gaussien parce que ces bruits sont spatialement et temporellement corrélés.

3.4.2.2. Brouilleurs

Malheureusement le brouillage est spatialement corrélé mais non corrélé d'une impulsion à une autre. Par conséquent, la matrice de covariance de brouillage pour un seul brouilleur peut être exprimée sous la forme [26]

$$\mathbf{R}_j = \sigma_j^2 [\mathbf{I}_M \otimes [\mathbf{S}_{S_j} \mathbf{S}_{S_j}^H]] \quad (3.10)$$

3.4.2.3. Fouillis

Pour un radar aéroporté qui se déplace avec une vitesse V_R , le fouillis de sol reçu

est considéré comme un « anneau de fouillis » avec le même rayon que le signal de cible désiré comme le montre la Figure (3.6), [54]. C'est un signal complexe parce que son énergie est distribuée dans le domaine angle-Doppler.

Il est supposé que le fouillis puisse être adéquatement approximé par la division de la région angulaire correspondante à une portée donnée en zones que l'on calcule l'écho de chacune d'elles. La *PRF* est supposée suffisamment basse pour qu'il n'y ait aucune ambiguïté de portée. Pour nos simulations, on suppose 180 patches de fouillis dans cet anneau.

Pour une portée fixe, l'endroit de chaque région du fouillis peut être décrit par son angle d'azimut θ et l'angle d'altitude Φ . Puisque la terre est stationnaire, la vitesse relative du fouillis de terre dépend seulement de la vitesse de la plate forme et de sa direction. L'écho de chaque patch contient un décalage Doppler dû à la vitesse de la plate-forme du radar qui peut être calculé par la relation

$$f_c = \frac{2V_R}{\lambda} \cos\phi \sin\theta \quad (3.11)$$

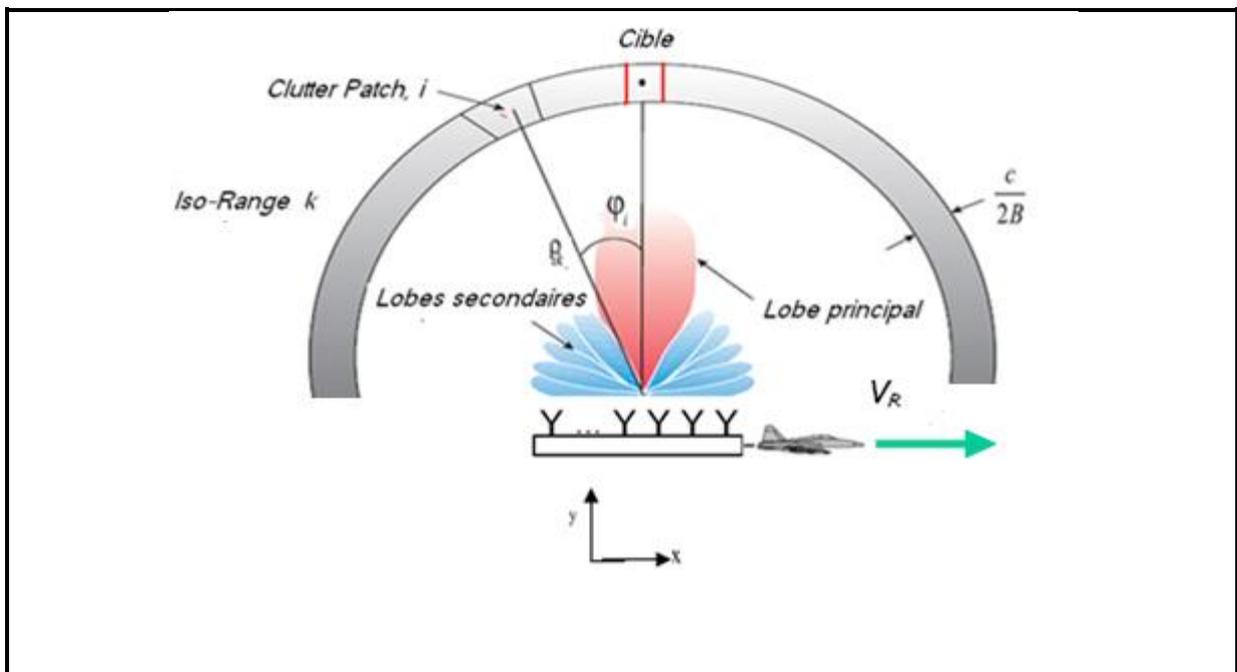


Figure 3.6 : Illustration du modèle du fouillis

On exprime alors la fréquence Doppler normalisée F_{tc} et la fréquence spatiale F_{sc} du fouillis respectivement par

$$F_{tc} = \frac{2V_R}{PRF \cdot \lambda} \cos\varphi \sin\theta \quad (3.12)$$

et

$$F_{sc} = \frac{d}{\lambda} \cos\varphi \sin\theta \quad (3.13)$$

$$F_{tc} = \frac{2V_R}{PRF \cdot d} F_{sc} = \beta F_{sc} \quad (3.14)$$

Où $\beta = \frac{2V_R}{PRF \cdot d}$, représentant la pente de la crête de repliement. Le lieu du fouillis dans le domaine spatio-temporel étant décrit par une ligne droite de pente β indépendante de la distance, comme le montre la Figure (1.1). Ce facteur décrit également le degré d'ambiguïté dans le domaine de Doppler. En effet, cette crête peut s'étendre sur une partie de l'espace ou la totalité de l'espace Doppler [1], comme il sera montré par la Figure (3.7) ainsi que d'autres figures par la suite.

$\beta = 0$ signifie un scénario stationnaire du radar ($V_R = 0$) où le fouillis montre une fréquence Doppler nulle à toutes les fréquences spatiales.

Si $\beta \leq 1$, le fouillis serait non ambigu en Doppler.

À mesure que la valeur de β augmente ($\beta > 1$), le fouillis devient ambigu en Doppler et son arête replie dans l'espace de Doppler. Dans ce cas, il peut y avoir des angles multiples auxquels les lobes secondaires du fouillis présentent la même fréquence de Doppler que la cible comme dans la Figure (7.3d). Ce repliement de l'arête du fouillis exige, pour sa suppression, un NDOF aussi grand que le l'espace Doppler est ambigu.

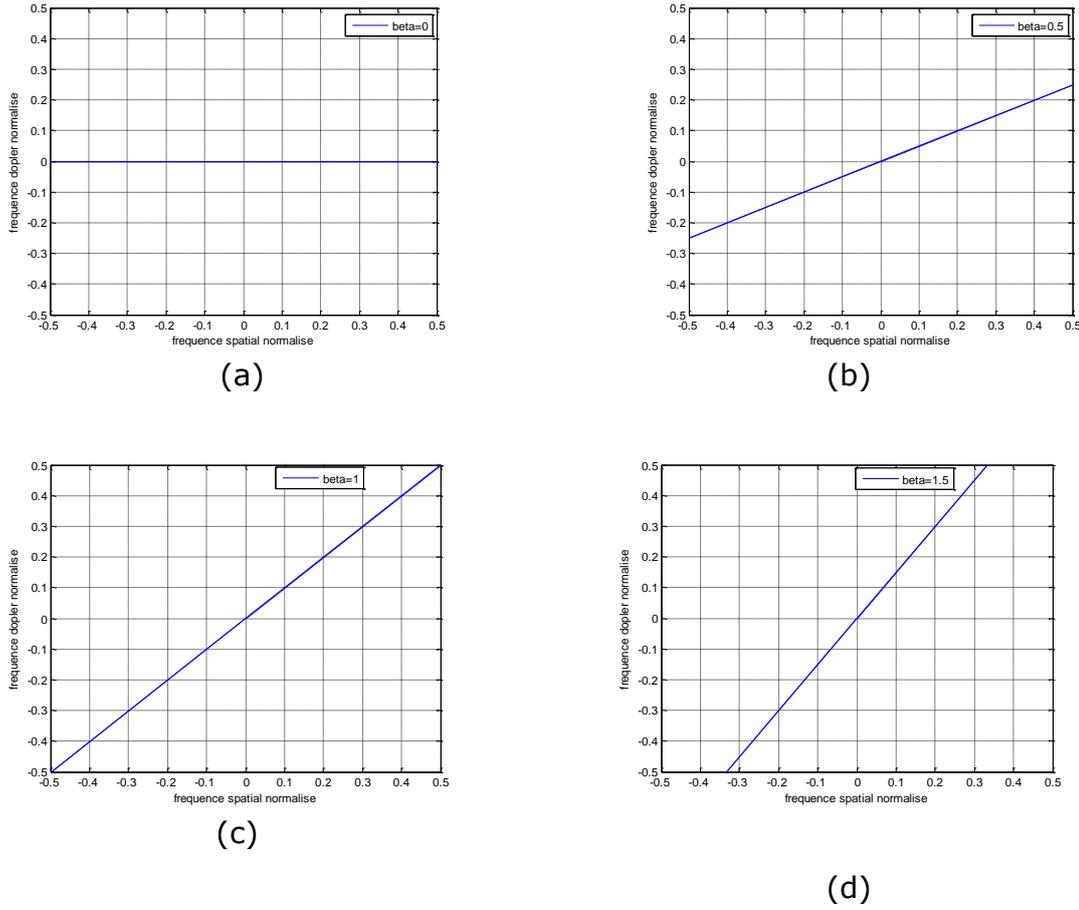


Figure 3.7 : Crêtes du fouillis pour différentes valeurs de β

Le fouillis est approximativement un champ continu. L'écho provenant de chacune des zones peut être modélisé comme une superposition d'un grand nombre de régions discrètes indépendantes de la terre N_c , également distribuées dans l'angle d'azimut autour du radar.

$$\mathbf{X}_c = \sum_{k=1}^{N_c} \alpha_k (\mathbf{S}_{tk} \otimes \mathbf{S}_{S_k}) \quad (3.15)$$

Où N_c est le nombre de zones du fouillis, α_k est l'amplitude aléatoire de la $k^{\text{ème}}$ zone du fouillis, \mathbf{S}_{tk} et \mathbf{S}_{S_k} sont respectivement les vecteurs de direction temporel et spatial qui dépendent au même temps de la fréquence Doppler normalisée et de la fréquence spatiale pour chacune des régions discrètes de terre. Supposant

que les échos des différentes régions discrètes de terre sont non corrélés, la matrice de covariance spatio-temporelle du fouillis peut être exprimée par

$$\mathbf{R}_c = \sum_{k=1}^{N_c} \xi_k (\mathbf{S}_{tk} \mathbf{S}_{tk}^H \otimes \mathbf{S}_{sk} \mathbf{S}_{sk}^H) \quad (3.16)$$

Où ξ_k est le rapport fouillis sur bruit (Clutter to Noise Ratio: *CNR*) par zone de fouillis. Le *CNR* total serait

$$CNR = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \sigma_c^2(i)}{\sigma_n^2} \quad (3.17)$$

En général, la distribution de puissance de chaque zone du fouillis dépend de l'angle de l'azimut, de la distribution spatiale et de la surface effective du radar (Radar Cross Section : *RCS*) de la zone du fouillis [8]. Ces signaux indésirables (fouillis, bruit et brouilleurs) pour STAP sont tous supposés être non corrélés entre eux. Par conséquent, la matrice de covariance d'interférences plus bruit, \mathbf{R}_i peut être exprimée comme la somme des matrices de covariance individuelle

$$\mathbf{R}_i = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_n + \sum_{i=1}^{N_j} \mathbf{R}_j(i) \quad (3.18)$$

3.4.3. STAP optimal

Comme décrit ci-dessus, le filtre STAP est une extension de la formation spatiale en deux dimensions spatiale et temporelle. L'objectif principal est de maximiser la réponse du filtre au signal utile tout en minimisant sa réponse aux interférences (Minimum Variance Distortionless Response, MVDR). Dans cette section, on donne l'expression du vecteur de pondération du filtre STAP optimal (dans le sens où la matrice de covariance \mathbf{R}_i est supposée connue) \mathbf{W}_{opt} selon deux critères d'optimisation, maximisation du SINR et du MVDR.

3.4.3.1. Maximisation du rapport signal sur interférences (SINR)

Contrairement aux rapports SNR et JNR qui décrivent des interférences au niveau de chaque élément, le rapport signal sur interférence plus bruit (SINR) décrit les performances à la sortie du réseau d'antennes.

Un des objectifs de la théorie de la détection est de maximiser la probabilité de la détection ou maximiser le rapport signal sur bruit [43]. A cet effet, le filtre optimal \mathbf{W}_{opt} peut donc être calculé en maximisant comme fonction objective le rapport signal sur interférence plus bruit (SINR) donné par [44]

$$SINR = \sigma_t^2 \frac{|\mathbf{W}^H \mathbf{S}|^2}{\mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W}} \quad (3.19)$$

σ_t^2 est la puissance du signal désiré.

Si on suppose que \mathbf{R}_i et \mathbf{S} sont connus, le poids \mathbf{W} optimum peut être déterminé par la maximisation de la relation (3.19). En utilisant l'inégalité de Cauchy Schwartz, le vecteur de poids optimum sera

$$\mathbf{W}_{opt} = \alpha \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \quad (3.20)$$

α est une constante complexe arbitraire. Le SINR optimum est obtenu en substituant ce vecteur dans (3.19)

$$SINR_{opt} = \sigma_t^2 \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \quad (3.21)$$

3.4.3.2. Minimisation de la variance du bruit (MVDR)

Le vecteur de pondération optimum, donné par (3.20), est obtenu en supposant que la matrice de covariance d'interférences \mathbf{R}_i est connue. Cependant, en pratique, la matrice de covariance ne peut pas être estimée à partir des données observées car sous l'hypothèse H_1 , la composante du signal de la cible apparaît aussi dans le vecteur de données. Le critère MVDR consiste à réduire au minimum la puissance du bruit de sortie soumise à la contrainte que la réponse

du vecteur de pondération sera sans distorsion dans la direction de vue du lobe principal; c'est-à-dire

$$\min \mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W} \quad \text{Soumis à} \quad \mathbf{S}^H \mathbf{W} = 1 \quad (3.22)$$

Où $\mathbf{R}_i = E\{\mathbf{X} \mathbf{X}^H\}$ est la matrice de covariance des données observées.

En utilisant des multiplicateurs de Lagrange, on peut obtenir facilement l'expression du poids optimum

$$\mathbf{W}_{MVDR} = \frac{\mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}} \quad (3.23)$$

Si \mathbf{R}_i est connue, ce vecteur de poids est similaire (à un facteur près) à celui obtenu par maximisation du rapport *SINR*. Donc le vecteur de poids *MVDR* est également optimal dans le sens où le *SINR* est maximal.

3.4.4. Mesures de performances

3.4.4.1. Diagramme de rayonnement (Beam pattern)

Une des mesures de performances communément utilisée pour l'évaluation des algorithmes STAP est la réponse en angle/Doppler du filtre STAP, ou simplement (beam pattern en anglais), définie comme suit

$$P = |\mathbf{W}^H \mathbf{S}|^2 \quad (3.24)$$

Pour un radar à antenne uniforme et une fréquence d'émission f_r constante, l'expression (3.24) est simplement la transformée de Fourier inverse en 2 dimensions du filtre \mathbf{W} . Idéalement, cette réponse du filtre doit être à gain maximal en angle/Doppler en direction de la cible présumée et zéro dans la direction des interférences (fouillis, brouilleurs). Figure (3.8), illustre la réponse du filtre optimal (beam pattern) en présence de deux brouilleurs à -60° et 60° et d'une cible à $\theta_t = -20^\circ$ et de fréquence Doppler normalisée $F_t = 0.5$. On constate une parfaite annulation des interférences et extraction de la cible.

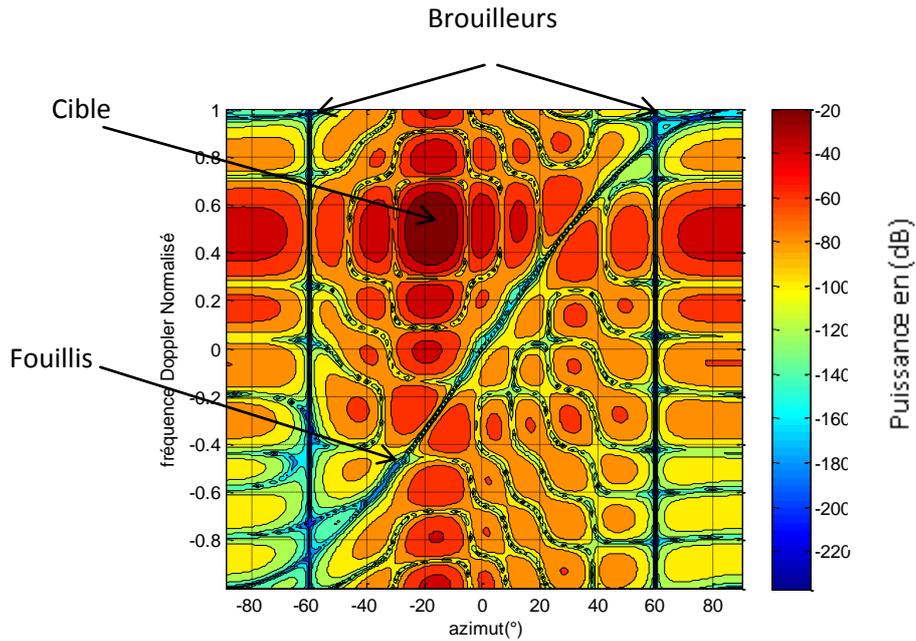


Figure 3.8 : Réponse du filtre STAP optimal en présence de deux brouilleurs à -60° et 60° , $JNR=40$ dB, $N=8$, $M=10$ et $CNR=40$ dB

3.4.4.2. Perte en SINR

Une mesure de performance pour comparer les différents algorithmes STAP est la perte en SINR (SINR Loss : SINRLw). Elle est définie comme étant constituée des pertes causées par les interférences à la sortie du filtre [18, 44]. Autrement dit, c'est le rapport du SINR à la sortie du filtre STAP \mathbf{W} en présence d'interférences plus bruit au SNR en présence du bruit thermique seulement. Dans ce cas, le filtre est $\mathbf{W} = \tilde{k}\mathbf{S}$ où \tilde{k} est une constante [54] et le SINRLw s'écrit comme suit

$$SINR_{Lw} = \frac{\sigma_n^2 |\mathbf{W}^H \mathbf{S}|^2}{NM \mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W}} \quad (3.25)$$

3.4.4.3. Facteur d'amélioration, IF

En plus du beam pattern, les performances des algorithmes présentés dans cette thèse sont discutées et évaluées par le biais du facteur d'amélioration

(Improvement factor, IF). Ce facteur représente, par définition, le rapport du $SINR$ de sortie et celui de l'entrée du processeur [5,6]

$$IF = \frac{\mathbf{W}^H \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{W} \text{tr}(\mathbf{R}_i)}{\mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W} \mathbf{S} \mathbf{S}^H} \quad (3.26)$$

Pour un processeur optimal, le poids adaptatif \mathbf{W} est donné par l'expression (3.20). Le facteur d'amélioration optimal peut être donc obtenu comme suit

$$IF_{opt} = \frac{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \text{tr}(\mathbf{R}_i)}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \mathbf{S}^H \mathbf{S}} = \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \frac{\text{tr}(\mathbf{R}_i)}{\mathbf{S}^H \mathbf{S}} \quad (3.27)$$

On note que le notch (pic inversé) apparaît à la fréquence du fouillis dans la direction de vue du radar. La largeur de ce notch est une mesure de la détection des cibles lentes (ou suppression des interférences). Elle est principalement déterminée par la taille du réseau N , de la longueur de l'intervalle de traitement cohérent M , et d'autres effets des différents bruits.

3.5. Influence des paramètres du radar sur la suppression des interférences

Dans cette partie, on commentera l'influence de quelques paramètres du radar sur la suppression des interférences et donc sur la détection des cibles. Celles-ci sont supposées de faible puissance ($SNR = 0$) et de faible vitesse. On résume dans le Tableau (3.1) tous les paramètres du système radar utilisés pour les simulations. Le radar simulé est un réseau linéaire sidelooking constitué de N antennes et M impulsions dans un intervalle de traitement cohérent.

L'angle d'élévation est fixé à 20° , et l'angle d'azimut représente le seul paramètre libre. L'environnement d'interférence se compose de J brouilleurs et du fouillis de terre. Les angles d'azimut et rapports $JNRs$ ainsi que le rapport CNR sont variables. On considère 180 patchs dans l'anneau du fouillis.

Symbole	Description	Valeur
f_r	Fréquence de transmission	0.3 GHz
C	Vitesse de la lumière	$3 \cdot 10^8$ m/s
$\lambda = c/f_r$	Longueur d'onde	1 m
V_R	Vitesse du radar aéroporté	100 m/s
$d = \lambda/2$	Espacement entre les éléments	0.5 m
N	Nombre d'éléments d'antennes	variable
M	Nombre d'impulsions	variable
σ^2	Variance du bruit radar	1 (normalisée)

Tableau 3.1 : Paramètres du système radar

3.5.1. Effet du nombre d'antennes et d'impulsions

Pour mettre en évidence l'effet du nombre d'antennes N et le nombre d'impulsions M sur la détection des cibles en mouvement lent, on a supposé que les antennes sont espacées de la moitié de la longueur d'onde transmise $d = \frac{\lambda}{2}$.

On a considéré deux cas illustratifs: influence de M avec $N = 8$ et influence de N avec $M = 10$ avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$.

A partir de la Figure (3.9), on remarque que l'augmentation du nombre d'impulsions M entraîne un élargissement du notch, jusqu'à obtention d'une largeur fixe. Lorsque M est supérieur à 10, la largeur du notch reste constante malgré l'augmentation du nombre d'impulsions. Cependant, cette augmentation exige un temps de calcul assez important, et un encombrement dans le matériel ce qui complique la tâche en pratique.

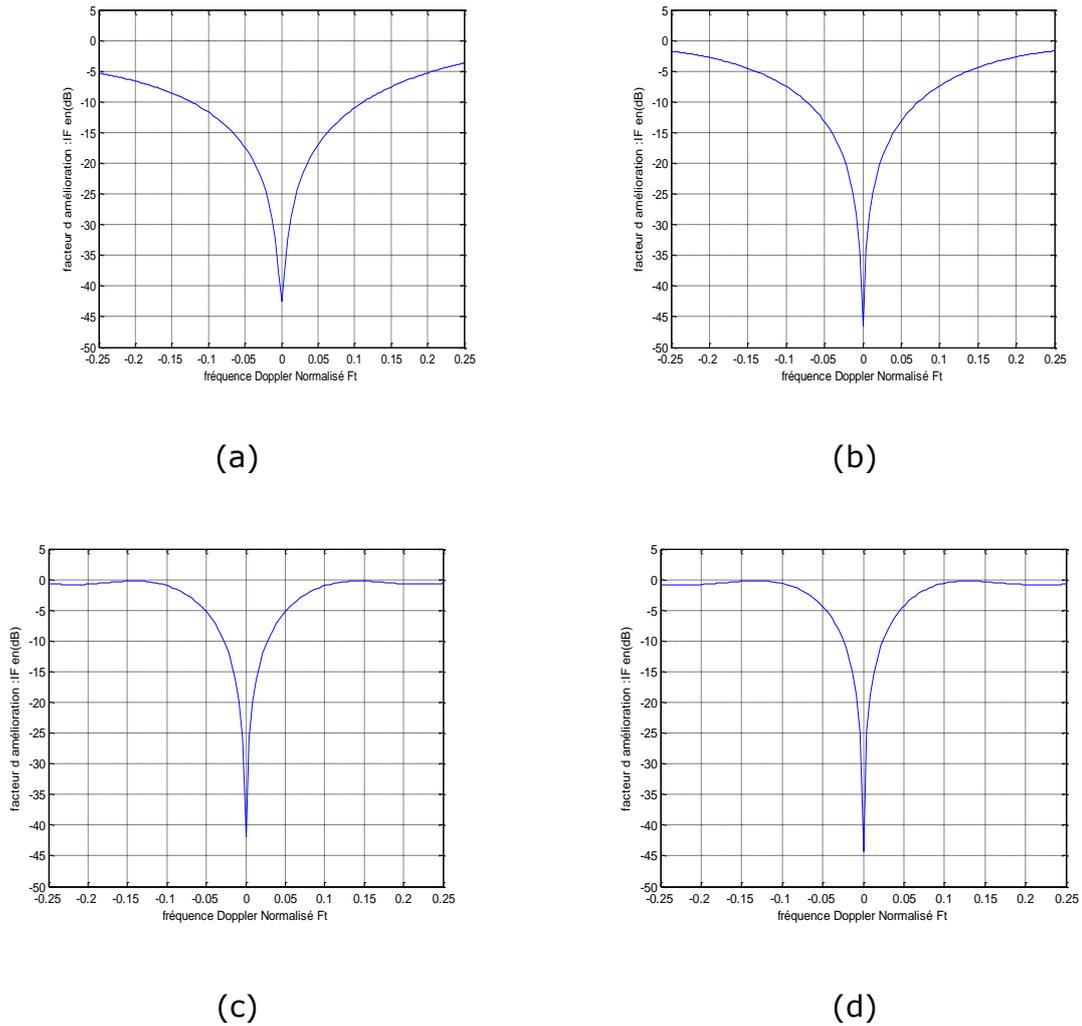


Figure 3.9 : Facteur d'amélioration du processeur optimal *DFP* avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$, $\frac{d}{\lambda} = 0.5$ et $N = 8$: a) $M = 4$, b) $M = 6$, c) $M = 10$, d) $M = 14$

Dans le deuxième cas, on remarque que plus le nombre d'antennes augmente plus le notch est plus étroit, Figure (3.10). Mais, à partir d'un nombre d'éléments d'antennes $N = 8$, la longueur du notch reste constante. Par conséquent, on obtient la même performance de détection malgré l'encombrement et la complexité de calculs provoqués par l'augmentation du nombre d'éléments d'antenne N . On peut conclure que l'amélioration de la détection peut être accomplie par l'augmentation d'un seul paramètre, nombre d'antennes ou d'impulsions ou alors du rapport N/M .

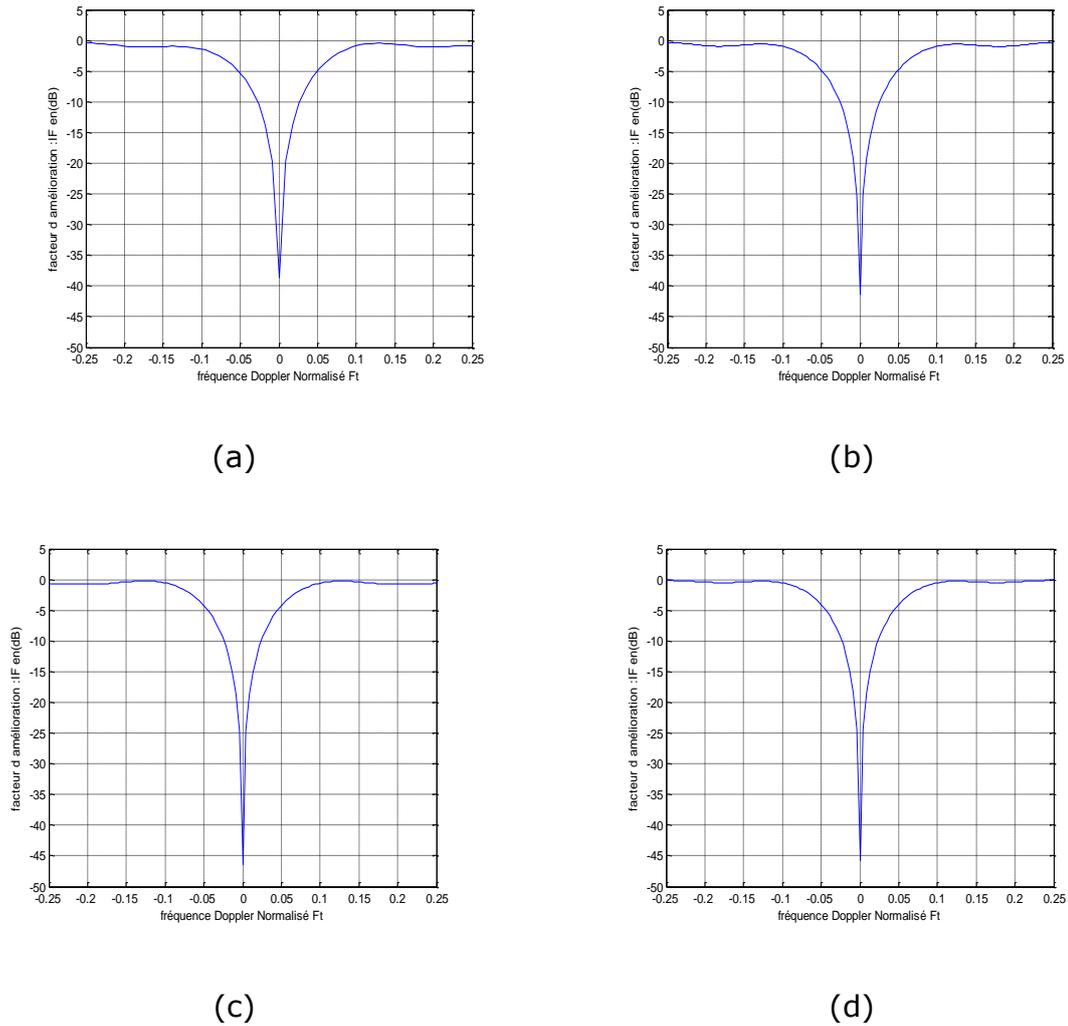
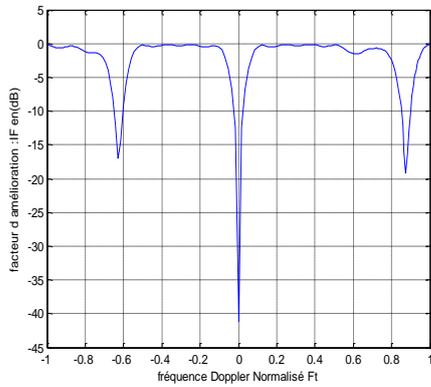


Figure 3.10 : Facteur d'amélioration du processeur optimal *DFP* avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$, $\frac{d}{\lambda} = 0.5$ et $M = 10$: a) $N = 4$, b) $N = 6$, c) $N = 8$, d) $N = 14$

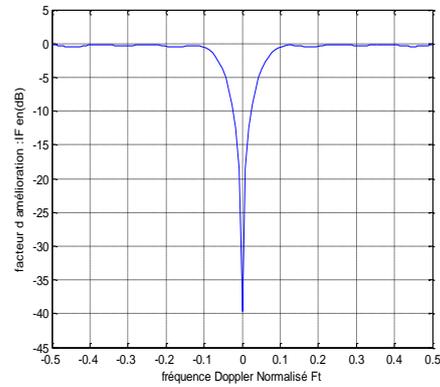
3.5.2. Effet de l'espacement entre les éléments d'antenne

La Figure (3.11) représente le facteur d'amélioration en fonction de la fréquence Doppler normalisée pour la même longueur d'onde transmise λ , et différentes valeurs de d . Pour le cas où $\frac{d}{\lambda} < 0.5$, il y a apparition de notches ambigus. Alors que pour les deux derniers cas ($\frac{d}{\lambda} = 1$, $\frac{d}{\lambda} = 2$) on obtient presque la même qualité de détection. Le cas où $\frac{d}{\lambda} = 0.5$ représente le cas optimal qui est considéré en pratique pour plusieurs systèmes de transmission. Par conséquent, on peut dire

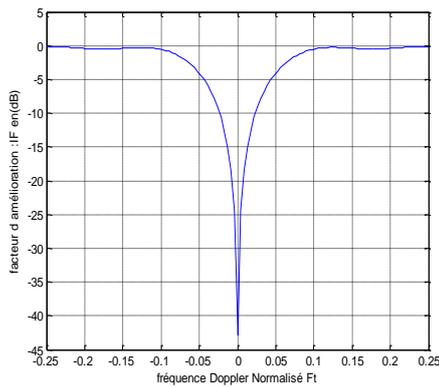
que le sous échantillonnage spatial ($\frac{d}{\lambda} < 0.5$) conduit à une ambiguïté spatiale ou ambiguïté de portée, la détection des cibles lentes se dégrade et devient presque impossible.



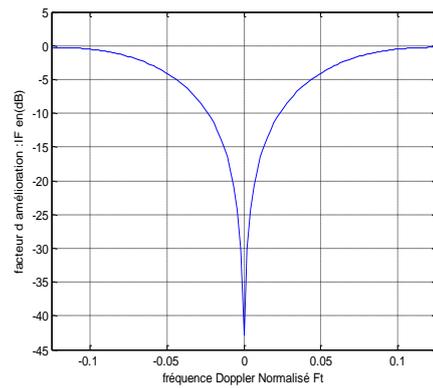
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.11 : Facteur d'amélioration du processeur optimal *DFP* avec $PRF = \frac{8V_R}{\lambda}$:

$$a) \frac{d}{\lambda} = 0.25, \quad b) \frac{d}{\lambda} = 0.5, \quad c) \frac{d}{\lambda} = 1, \quad d) \frac{d}{\lambda} = 2$$

3.5.3. Influence de la PRF

La Figure (3.12) illustre l'effet du changement de la PRF sur la suppression des interférences.

Dans le cas où $PRF = \frac{2V_R}{\lambda}$, on remarque l'apparition de notches ambiguës, dont les vitesses associées sont appelées les vitesses aveugles (blind velocities). Cependant, dans le cas où $PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$, on remarque que les notches sont éliminés, il y a donc une amélioration de la détection.

On peut conclure que le sous échantillonnage temporel conduit à une ambiguïté temporelle (ambiguïté Doppler). Cela est dû au chevauchement des bandes latérales qui devient plus important avec la diminution de la PRF . En conséquence, l'effet des ambiguïtés Doppler sera plus important et rend la détection des cibles plus difficile. L'explication serait plus convaincante si l'on considère le problème d'échantillonnage et la fréquence de Nyquist (théorème de Shannon). En effet, si l'on compare les deux résultats obtenus en (a) et (b) où on a considéré une PRF égale à la fréquence de Nyquist : $PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$ (**échantillonnage**) et une PRF égale à la moitié de la fréquence de Nyquist : $PRF = \frac{2V_R}{\lambda}$ (**sous échantillonnage**) respectivement, on note bien le phénomène de recouvrement, bien connu, manifesté ici par l'apparition des échos des lobes secondaires du fouillis. Ce problème est traité par Klemm [5] sous un autre angle et a abouti à la même conclusion.

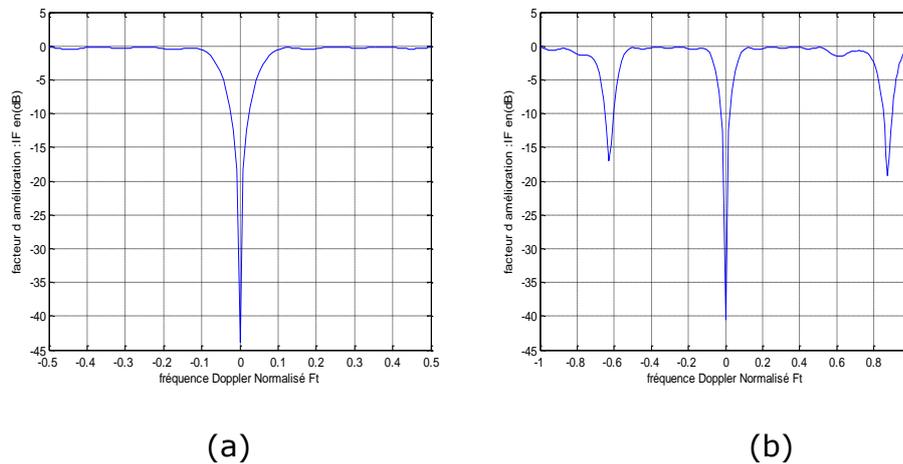


Figure 3.12 : Facteur d'amélioration du processeur optimal DFP avec PRF

constante, $N = 8$, $M = 10$, $\frac{d}{\lambda} = 0.5$: (a) $PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$, (b) $PRF = \frac{2V_R}{\lambda}$

Cette analyse peut être abordée en faisant varier le facteur β , dit facteur de repliement, défini au paragraphe (3.4.2.3).

La Figure (3.13) montre le spectre du minimum de variance du signal reçu en présence de deux brouilleurs pour différentes valeurs de β . On constate la présence de repliement du spectre du fouillis pour des valeurs de β élevées (PRF faible). Par conséquent, le choix de la PRF est primordial pour assurer une meilleure détection.

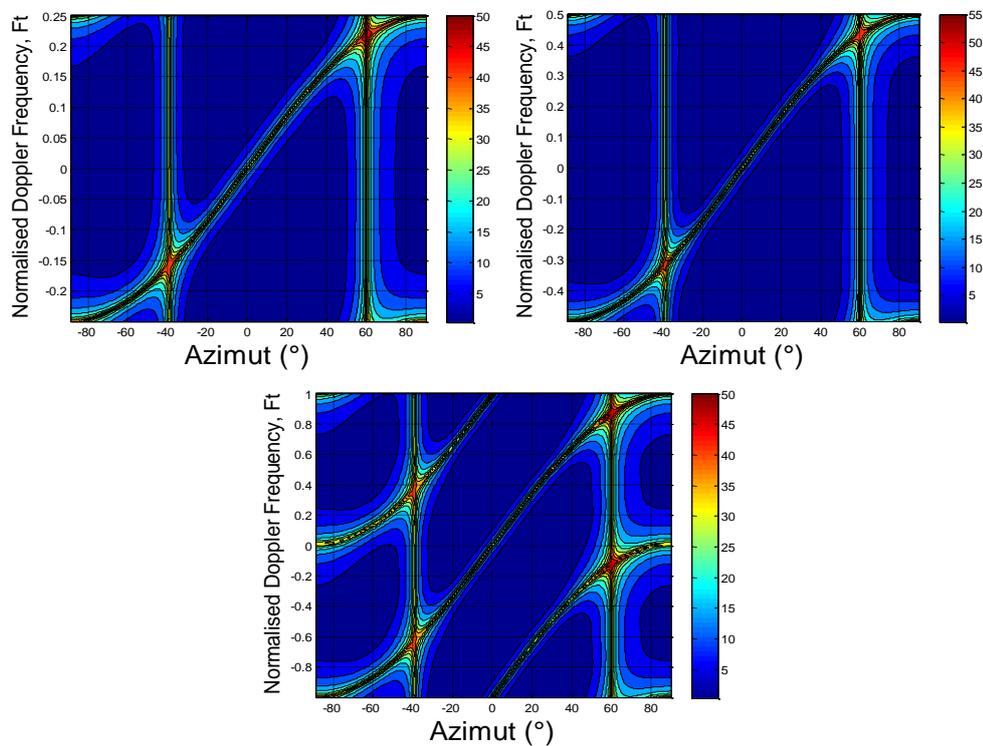


Figure 3.13 : Spectre Angle/Doppler en présence de deux brouilleurs à -40° et 60° avec $JNR = 45$ dB, $N=8$, $M=10$, $CNR = 20$ dB, $\beta = 0.5$, $\beta = 1$, $\beta = 2$

La Figure (3.14) représente la réponse du filtre STAP pour différentes valeurs de la PRF. On remarque l'annulation des brouilleurs et du fouillis et une nette extraction de la cible, et ce pour les valeurs de la PRF supérieures ou égales à la fréquence de Nyquist. En effet, la cible supposée par hypothèse dans la position ($F_t = 0, \theta_t = 20^\circ$), apparaît dans cette même position sur la réponse du filtre. Cependant, l'effet du recouvrement, présent quand la PRF est faible, ne permet

pas une parfaite extraction de la cible qui paraît noyée dans le fouillis, ce qui est illustré par les Figures (3.14c) et (3.14d). En fait la cible apparaît dans une position décalée $F_t = 0.2$ et 2.5 respectivement.

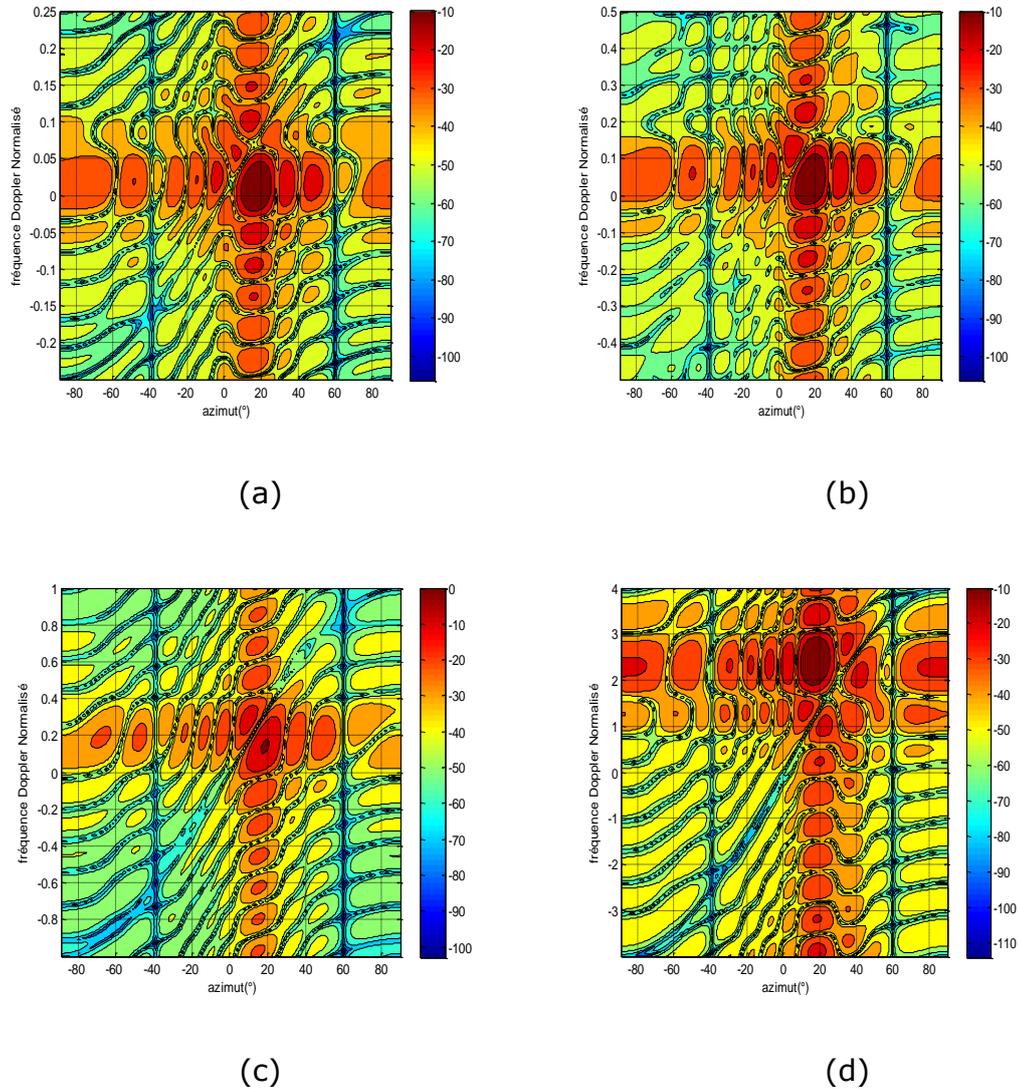


Figure 3.14 : Réponse du filtre STAP pour différentes valeurs de PRF :

$$(a) PRF = \frac{8V_R}{\lambda}, (b) PRF = \frac{4V_R}{\lambda}, (c) PRF = \frac{2V_R}{\lambda}, (d) PRF = \frac{V_R}{2\lambda}$$

3.5.4. Influence de la fréquence spatiale B_s

La bande spatiale du fouillis est définie comme étant ($B_s = 2d/\lambda$). D'après la Figure (3.15), on remarque que plus B_s augmente, plus des notches ambiguës apparaissent, ce qui entraîne une dégradation dans la détection des cibles lentes. Ce résultat est en accord avec ce qui a été abordé par Klemm en [5]. En effet, il démontra que la largeur de bande du fouillis est proportionnelle au nombre des valeurs propres du fouillis et que celles-ci représentent une mesure de la complexité du filtre de suppression.

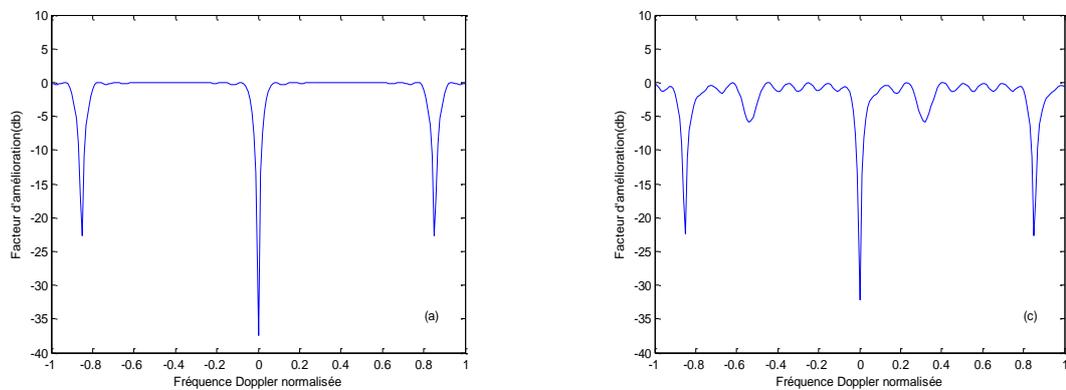


Figure 3.15 : Facteur d'amélioration du processeur optimal DFP avec $PRF = \frac{2V_R}{\lambda}$

a) $B_s = 0$, c) $B_s = 0.1$

3.6. Algorithme Sample Matrix Inversion (SMI) [54]

Le vecteur poids optimum dans l'équation (3.20) suppose que la matrice de covariance est connue. En pratique, la matrice de covariance \mathbf{R}_i est inconnue et doit être estimée utilisant les données d'entraînement. Une estimation courante de \mathbf{R}_i à partir d'un ensemble de vecteurs d'observations $\{\mathbf{x}_t\}$, $t = 1 \dots L$ est donnée par

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{L} \sum_{t=1, t \neq k}^L \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^H \quad (3.28)$$

La cellule distance sous test k (cellule primaire) est exclue de l'estimation pour éviter ce qu'on appelle l'auto-annulation (ou self-nulling) de la cible. Généralement, on exclut aussi les deux cellules voisines à la cellule sous test appelées cellules de garde. Normalement, plus le nombre de cellules de formation est grand, meilleure sera l'estimation des interférences.

Sous l'hypothèse que les vecteurs d'observations (snapshots) soient complexes Gaussiens indépendants et identiquement distribués (*i.i.d*), cet estimateur correspond à l'estimateur du maximum de vraisemblance de la vraie matrice de covariance \mathbf{R}_k et il est distribué selon une loi de Wishard complexe de degré de liberté K et de matrice \mathbf{R}_k [26] (Voir Annexe). L'algorithme basé sur cet estimateur est appelé sample matrix inversion (SMI) et le vecteur de pondération est donné par

$$\mathbf{W}_{smi} = \tilde{k} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1} \mathbf{s} \quad (3.29)$$

où \tilde{k} est une constante

Pour étudier les performances de cet algorithme, Reed et. al. [14] ont calculé la distribution de probabilité d'une version de SINR normalisé défini comme suit, pour un processeur à rang complet

$$\overline{SINR}_{Wsmi} = \frac{SINR_{Wsmi}}{SINR_{Wopt}} \quad (3.30)$$

Ils ont démontré que la distribution de probabilité du $SINR_{Wsmi}$ suit une loi Beta de paramètres $(L + 2 - NM, NM - 1)$ et de moyenne

$$E[\overline{SINR}_{Wsmi}] = \frac{L + 2 - NM}{L + 1} \quad (3.31)$$

La Figure (3.16) montre la convergence du SMI en fonction du support de données L en utilisant l'expression (3.31) et par simulation.

La Figure (3.17), illustre la réponse en angle/Doppler du filtre en utilisant l'algorithme SMI. On remarque une annulation des interférences (fouillis, brouilleur) mais avec une distorsion des lobes secondaires par comparaison au STAP optimal.

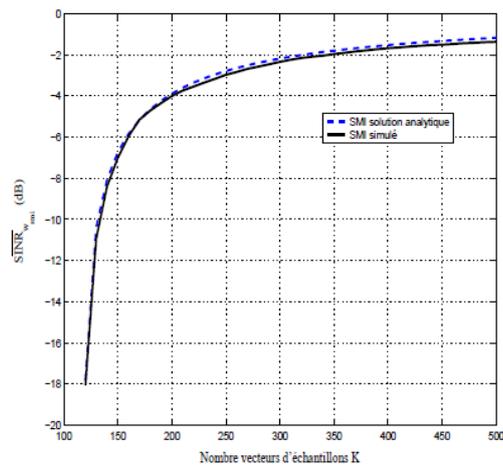


Figure 3.16 : SINR normalisé : solution analytique et simulée

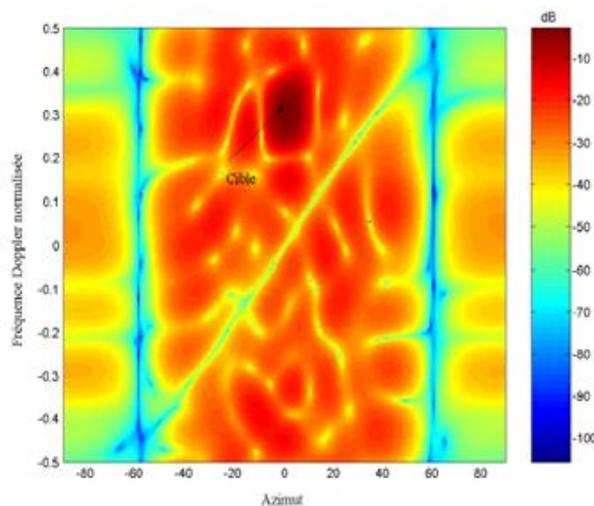


Figure 3.17 : Réponse en angle/Doppler du filtre en utilisant l'algorithme SMI cible insérée dans la position, $F_t=0.3$ et en présence de deux brouilleurs à $JNR=40\text{dB}$ et $CNR=20\text{dB}$

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les notions de base du traitement adaptatif du signal monodimensionnel et bidimensionnel, tout en mentionnant les critères de performances à savoir : le rapport signal sur interférence plus bruit, $SINR$, et le facteur d'amélioration, IF . Ceci en considérant un processeur de forme directe. Enfin, les résultats de simulation sont discutés en essayant de mettre en évidence l'influence des différents paramètres du radar et de l'environnement sur les performances de la détection des cibles lentes. Il a été montré que pour avoir une meilleure détection dans le cas d'environnement considéré, il est préférable de prendre un nombre d'impulsions $M = 10$, et un nombre d'antennes $N = 8$ espacées par la moitié de la longueur d'onde transmise. Bien évidemment, pour éviter le phénomène de recouvrement, choisir une PRF supérieure ou égale à la fréquence de Nyquist. Donc prendre une PRF moyenne ($\beta = 1$) pour éviter les ambiguïtés de Doppler et prendre ($d = \lambda/2$) pour éviter les ambiguïtés de portée.

Le chapitre est clôturé par l'introduction de l'algorithme SMI qui permettrait la validation des algorithmes et méthodes présentés dans les chapitres qui suivent.

Chapitre 4

Analyse avec Valeurs Propres et STAP à Rang Réduit

-
- 4.1. Introduction
 - 4.2. Analyse du STAP avec valeurs propres
 - 4.3. STAP à rang réduit
 - 4.4. Résultats et discussion
 - 4.5. Conclusion
-

4.1. Introduction

Dans ce Chapitre, on considère le traitement adaptatif spatio-temporel à rang réduit qui est plus efficace en pratique que celui à rang complet et cela à cause de la diminution du coût de calcul. Deux méthodes de réduction du rang seront étudiées. La première est basée sur la décomposition de la matrice de covariance d'interférences seulement à des composantes principales, et est dite méthode des PC (*Principal Components*). La deuxième méthode consiste à choisir des vecteurs propres de la matrice de covariance d'interférences, telles que les pertes dans les performances dans le SINR seront minimisées. Cette méthode est appelée SINR metric. Avant de procéder à une étude détaillée de ces deux méthodes, on va introduire l'analyse avec valeurs propres qui constitue une base pour la séparation des sous-espaces bruit et interférences, notions primordiales pour la réduction du rang de la matrice de covariance.

4.2. Analyse du STAP avec valeurs propres

L'analyse avec les valeurs propres ou Décomposition en Valeurs Propres, DVP, est une méthode très utilisée dans le traitement des signaux radar. Elle est basée sur l'étude de la structure propre de la matrice de covariance spatio-temporelle pour réduire le rang. Ceci a l'effet de diminuer le temps de calcul pour les applications en temps réel.

La matrice de covariance possède un petit nombre de valeurs propres élevées et un grand nombre de valeurs propre faibles. Le nombre des valeurs propres principales est prédit par le théorème de Landau-Pollak, qui montre que l'énergie du système est essentiellement concentrée dans ses $r=2BT+1$ valeurs propres élevées; où B est la largeur de bande couverte par les signaux reçus par le réseau, et T représente la durée totale de ces signaux [45].

Avant d'évaluer le nombre des valeurs propres ayant des intensités élevées pour le réseau spatio-temporel, il est intéressant de considérer le cas d'un simple réseau linéaire [1]. La sortie du $N^{ième}$ capteur dû a une seule source située à l'angle θ est donnée par

$$x_N = \exp\left(j2\pi\frac{\sin\theta}{2}(N-1)\right) \quad (4.1)$$

Ce signal peut être vu comme étant les échantillons d'une sinusoïde à la fréquence $0.5 \sin \theta$. La largeur de bande est essentiellement zéro, donc le nombre des valeurs propres selon le théorème est un. Le nombre des cibles entre les angles θ_1 et θ_2 correspond à un signal avec une largeur de bande $B = 0.5(\sin \theta_1 - \sin \theta_2)$. La durée sur le réseau étant égale à $T = (N - 1)$, donc le nombre des valeurs propres élevées pour ce cas est

$$r = (N - 1)(\sin \theta_1 - \sin \theta_2) + 1 \quad (4.2)$$

Puisque la composante de la fréquence spatio-temporelle la plus élevée est

$$x_{NM} = e^{j2\pi(\frac{1}{2})(N-1)} e^{j2\pi(\frac{1}{2})(M-1)} \quad (4.3)$$

Le nombre des échantillons exigés pour représenter ce signal est $N + M - 2$ et est limité par $r - 1$ donnant la condition

$$N + M - 2 \geq r - 1 \quad (4.4)$$

Donc le nombre des valeurs propres élevées de la matrice de covariance spatio-temporelle est limité par

$$r \leq N + M - 1 \quad (4.5)$$

4.2.1. Rang de la matrice de covariance du fouillis

Le rang de la matrice de covariance du fouillis sera considéré avec plus de détail du fait qu'il soit un indicateur de la sévérité du scénario du fouillis ainsi que du nombre de degré de liberté nécessaire pour permettre la suppression. Klemm [5] supposait que le rang du fouillis est approximativement égal à $N+M$. Sur la base de coûteuses simulations, Brennan et Staudahar [18] développaient la règle suivante quant au rang du fouillis

$$r = N + \beta(M - 1) \quad (4.6)$$

Pour savoir pourquoi cette règle a été retenue, on rappelle que chaque patch du fouillis contribue par un terme à l'échantillon spatio-temporel. En examinant le vecteur spatio-temporel du fouillis, on remarque que la phase du $n^{\text{ième}}$ élément et $m^{\text{ième}}$ impulsion sera

$$\varphi_{mn} = \frac{2\pi}{\lambda}(n + m\beta)d \cdot \cos\theta \sin\varphi \quad (4.7)$$

Le Doppler du fouillis fait que l'échantillon spatial pour la $m^{\text{ième}}$ impulsion apparaît comme s'il est reçu par un réseau dont la position a été déplacée de $m\beta d$. Par conséquent, la position effective pour le $n^{\text{ième}}$ élément et $m^{\text{ième}}$ impulsion est

$$d_{mn} = (n + m\beta)d \quad (4.8)$$

La Figure (4.1) illustre ce concept pour le cas $N = 4$, $M = 3$ et $\beta = 1$. On note que l'élément 2 sur l'impulsion 1 est effectivement à la même position comme l'élément 1 sur l'impulsion 2. Comme la plate-forme se déplace durant un CPI, les observations du fouillis sont, en effet, répétées par différents éléments sur différentes impulsions. Par conséquent, le nombre d'observations indépendantes du fouillis est inférieur à la dimension totale des échantillons, MN . Seules les observations indépendantes contribuent au rang du fouillis. Pour le cas de la Figure (4.1), il y a exactement $N+M-1=6$ observations distinctes, et qui représentent le rang prédit par la règle de Brennan.

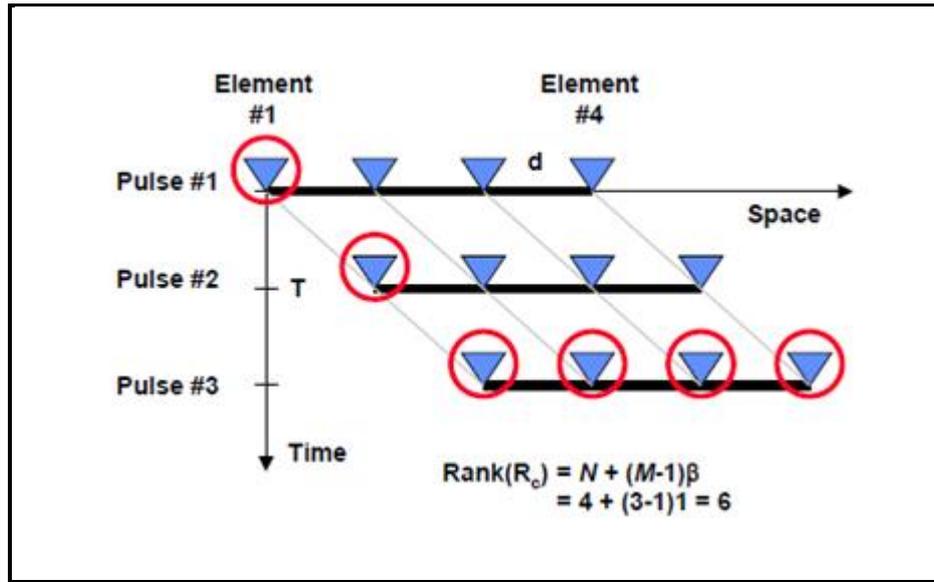


Figure 4.1 : Exemple illustratif de la règle de Brennan et Staudhar

$N=4$ éléments, $M=3$ impulsions et $\beta = 1$

Une extension de la règle de Brennan est déduite dans [11] et est donnée par

$$r = N + (\beta + J)(M - 1) \quad (4.9)$$

J étant le nombre des brouilleurs. La valeur propre maximale sera

$$\lambda_{\max} = \text{CNR} + 10 \cdot \log(NM) \text{ (dB)} \quad (4.10)$$

La puissance totale des signaux des jammers et du clutter dans le réseau est donnée par

$$P = \text{tr}[\mathbf{R}_i] = \sum_{i=1}^{NM} \lambda_i \quad (4.11)$$

L'analyse propre suggère que la plus grande partie de la puissance est concentrée dans les $r \leq (N + M - 1)$ valeurs propres. Pour les réseaux avec $r \ll NM$, un petit nombre de valeurs propres contient toute l'information sur les interférences. Il s'en suit que les vecteurs propres associés à ces valeurs propres élevées incluent tous les vecteurs de position qui comportent les signaux

d'interférences. Pour cette raison, les vecteurs propres dominants sont appelés les vecteurs propres d'interférences et ils couvrent le sous espace d'interférences. Les vecteurs restants sont appelés vecteurs du bruit; ils couvrent le sous espace bruit et ils sont orthogonaux au sous espace d'interférences.

4.2.2. Discussion des résultats de simulation

On a étudié l'influence du nombre des antennes N et des impulsions M sur le nombre des valeurs propres de la matrice de covariance qui nous a donné des indications sur les statistiques de l'environnement dans lequel se trouve la cible à détecter. Pour ce faire, on a tracé les variations des valeurs propres en fonction de leurs numéros. On considère trois cas illustratifs, à savoir un petit nombre de données ($NM=20$), nombre moyen de données ($NM=40$), grand nombre de données ($NM=80$). D'après la Figure (4.2), il est montré que l'augmentation du nombre NM entraîne une augmentation des puissances ainsi que le nombre des valeurs propres, ce qui augmente le degré de liberté du filtre et donc du système.

On remarque aussi que l'espace interférences-bruit est séparable en deux sous-espaces. Le sous-espace d'interférences et le sous-espace du bruit séparés par la valeur limite donnée par la formule (4.5). Les mêmes constatations sont faites lorsqu'on considère le spectre des valeurs propres de la matrice \mathbf{R}_{smi} . Pour un support de données élevé, les résultats s'approchent du cas optimal où \mathbf{R}_i est connue.

La Figure (4.3) montre l'effet de la présence des brouilleurs sur le rang de la matrice \mathbf{R}_i . On constate que celui-ci est bien en accord avec l'équation (4.9). En effet, pour $J=0$, le rang est égal à 17 alors que pour $J=2$, il est égal à 35. Ces valeurs pourront être lues directement à partir des graphes de la Figure (4.3). Effectivement, la présence de brouilleurs élargit le sous espace interférences et donc augmente la complexité des dimensions du filtre.

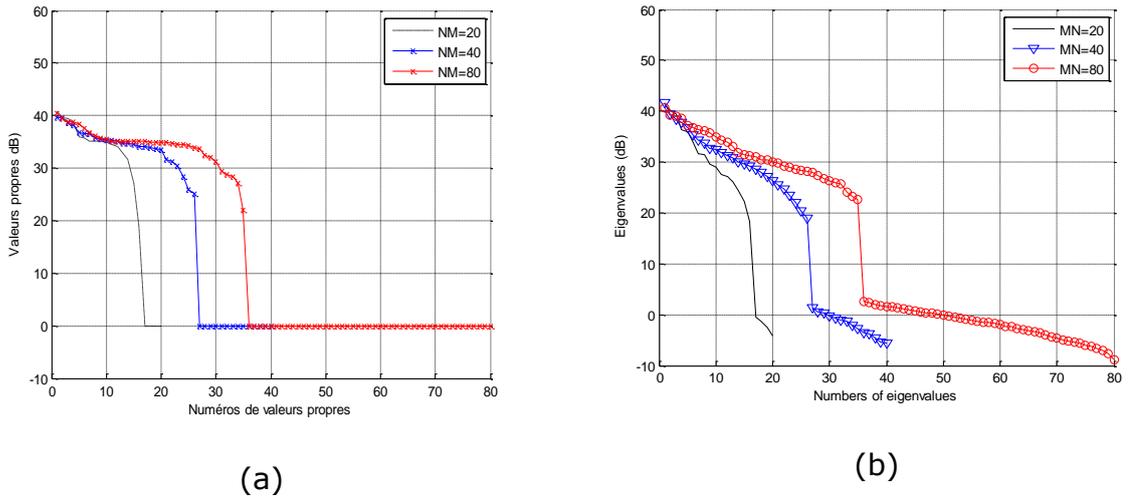


Figure 4.2 : Spectre des valeurs propres de la matrice de covariance R_i pour différents NM, avec JNR=35 dB, CNR = 30 dB
 (a) R_i connue ; (b) 2MN SMI pour R_{smi}

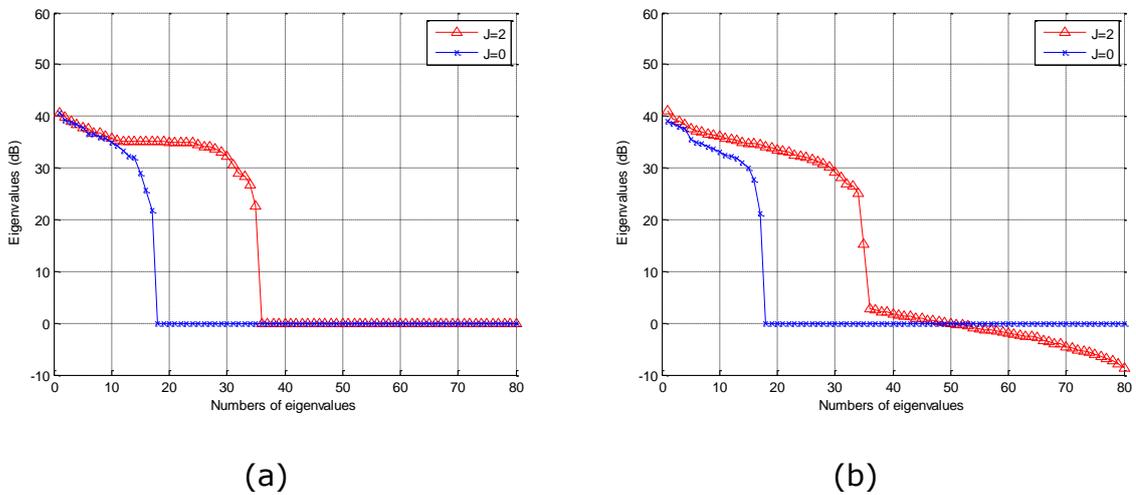


Figure 4.3 : Spectre des valeurs propres de la matrice de covariance R_i en présence de brouilleurs, avec JNR = 35 dB, $N=8$, $M=10$, CNR = 30 dB et $\beta = 1$
 (a) R_i connue ; (b) 2MN SMI

L'influence du facteur β est aussi apparente quant à la séparation des sous espaces. Il est clair, d'après la Figure (4.4), que plus β augmente, plus le sous-espace interférences s'élargit et donc le nombre du support des données augmente et rend difficile la suppression du fouillis.

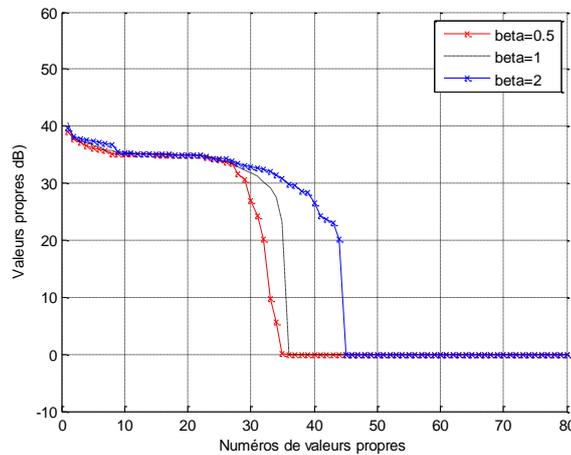


Figure 4.4 : Effet du facteur β sur le spectre des valeurs propres de la matrice de covariance R_i , avec $JNR = 35$ dB, $N=8$, $M=10$, $CNR = 30$ dB, $J=2$

4.3. STAP à rang réduit

4.3.1. Introduction

Les méthodes à rang réduit (RR) réalisent l'adaptation sur un espace de dimension réduite obtenu après une transformation adaptative sur les données. Elles exploitent également la nature du faible rang des interférences. Si r dénote le rang des interférences, on peut espérer alors que le support d'entraînement nécessaire pour obtenir un $SINR$ proche de l'optimal (≥ 3 dB) est non plus de l'ordre de $2MN$ mais de $2r$. Les méthodes RR sont utilisées dans de nombreux domaines d'application et sont particulièrement adaptées aux applications *STAP*. La détermination du rang r reste en revanche dans le cas pratique un point dur.

La motivation pour beaucoup d'algorithmes utilisés par *STAP* est de réduire la complexité du système (par conséquent coût) tandis qu'améliorer l'exécution dans la détection de cible tout en réalisant toujours presque la même performance optimale. Les algorithmes partiellement adaptatifs du *STAP*

consistent à transformer les données avec une matrice $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{NM \times r}$ où $r \ll NM$. Les méthodes de réduction du rang utilisent des transformations pour réduire les dimensions du vecteur de données de $NM \times 1$ en $r \times 1$ avec $r \ll NM$, et la matrice de covariance de $NM \times NM$ en $r \times r$, ce qui diminue le coût et la complexité du calcul.

On considère le processeur de forme directe (Direct Form Processor, DFP) à rang réduit montré par la Figure (4.5). La matrice \mathbf{V} est la matrice de réduction du rang et $\mathbf{W}_r \in \mathbb{C}^{r \times 1}$ est un vecteur de pondération désigné à maximiser le SINR [24,26].

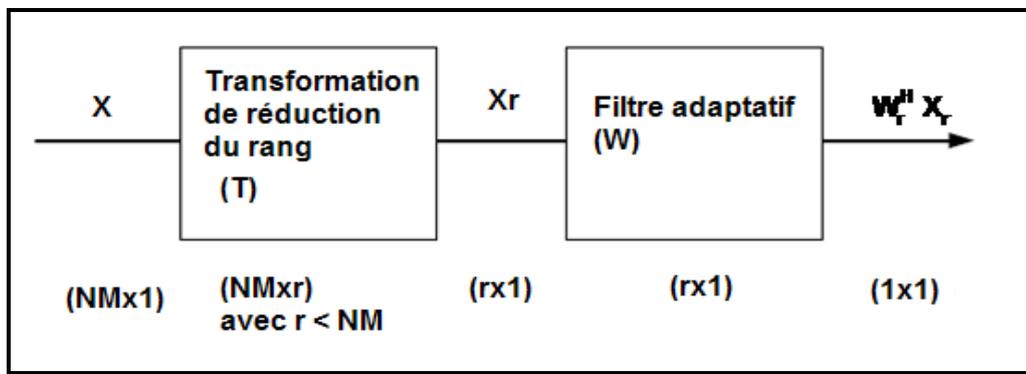


Figure 4.5 : Détecteur de forme directe à rang réduit

La matrice de covariance et le vecteur de direction à rang réduit du processeur DFP seront alors donnés, respectivement, par

$$\mathbf{R}_r = \mathbf{V}^H \mathbf{R} \mathbf{V} \quad (4.12)$$

et

$$\mathbf{S}_r = \mathbf{V}^H \mathbf{S} \quad (4.13)$$

Le vecteur de pondération à rang réduit du processeur de forme directe sera

$$\mathbf{W}_r = \mathbf{R}_r^{-1} \mathbf{S}_r = (\mathbf{V}^H \mathbf{R} \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^H \mathbf{S} \quad (4.14)$$

Il existe plusieurs méthodes de réduction du rang qui diffèrent l'une de l'autre par la forme du processeur ainsi que la manière dont les colonnes de la matrice \mathbf{V} sont choisies. On considère ici deux méthodes de réduction du rang notamment : la méthode des composantes principales (PC) et la méthode SINR metric.

4.3.2. Méthode des Composantes Principales, (PC)

La méthode des composantes principales, PC est originellement appelée principal components inverse (PCI) dans [37] ou eigencanceler dans [15]. Comme l'indique son nom, elle est basée sur la conservation des vecteurs propres de la matrice de covariance d'interférence qui correspond seulement aux valeurs propres élevées. Une décomposition en valeurs propres (DVP) est comme suit

$$\mathbf{R}_i = \sum_{i=1}^{NM} \lambda_i v_i v_i^H \quad (4.15)$$

où $\{\lambda_i, v_i\}$ dénote la $i^{\text{ème}}$ paire valeur propre-vecteur propre de \mathbf{R}_i . La meilleure approximation de la matrice de covariance est obtenue en retenant les r termes de (4.15) correspondant aux valeurs propres les plus élevées [26]. C'est-à-dire

$$\mathbf{R}_i^{PC} = \sum_{i=1}^{r(PC)} \lambda_i v_i v_i^H \quad (4.16)$$

En supposant que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{NM}$, la formule (4.16) est alors vue comme l'approximation de \mathbf{R} par ses r vecteurs propres dominants. Ceci est équivalent à appliquer la transformation de rang comme suit [16,17]

$$\mathbf{T}^{(PC)} = \mathbf{V}_{r(PC)} \quad (4.17)$$

Où la matrice de réduction du rang correspondante est donc donnée par

$$\mathbf{V}_{r(PC)} = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_{r(PC)}] \quad (4.18)$$

Le sous espace résultant de la matrice de covariance est donné par [27]

$$\mathbf{R}_{r(PC)} = \mathbf{V}_{r(PC)}^H \mathbf{R} \mathbf{V}_{r(PC)} = \text{diag}([\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_{1r(PC)}]) \quad (4.19)$$

Le vecteur de pondération résultant a la forme suivante [18]

$$\mathbf{W}^{(PC)} = \mathbf{S} - \sum_{i=1}^{r^{(PC)}} \frac{\lambda_i - \lambda_{\min}}{\lambda_i} (\mathbf{v}_i^H \mathbf{S}) \mathbf{v}_i \quad (4.20)$$

4.3.3. Méthode du SINR metric

L'objectif est de choisir les r colonnes de \mathbf{V} telle que la perte dans la performance du SINR sera minimisée. Inspirés par la méthode CSM (Cross Spectral Metric) appliqué au processeur GSC (Generalized Sidelobe Canceler) de Goldstein et Reed [16,18], Berger et Welsh [22] ont proposé une méthode similaire où les r colonnes de \mathbf{V} sont les vecteurs propres de \mathbf{R}_i sélectionnés en se basant sur leur impact sur le SINR de sortie du DFP. En effet, ils ont utilisé le SINR de sortie comme une fonction de coût pour identifier les r vecteurs propres qui minimisent les pertes dans la performance du SINR.

Le vecteur de pondération et le SINR pour un DFP optimal (de dimension complète) sont donnés par les formules (3.20) et (3.21) respectivement. Une décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance a été introduite dans [16]. Elle consiste à prendre $\mathbf{R}_i = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^H$ où \mathbf{V} est la matrice des vecteurs propres et $\mathbf{\Lambda}$ est la matrice diagonale des valeurs propres associées aux r vecteurs propres; le SINR de sortie pour le DFP à rang réduit est donné par

$$SINR_{RR} = \alpha (\mathbf{S}^H \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{V}^H \mathbf{S}) \quad (4.21)$$

Si on suppose que les r colonnes de \mathbf{V} sont un sous-ensemble des vecteurs propres de \mathbf{R}_i , (4.21) devient

$$SINR_{RR} = \alpha \sum_{i=1}^{NM} \frac{|\mathbf{v}_i^H \mathbf{S}|^2}{\lambda_i} \quad (4.22)$$

Le SINR de sortie du processeur de forme directe donné par (4.22) est en quelque sorte une somme partielle du SINR de sortie du processeur complètement adaptatif donné par (3.21). Donc, le DFP à rang réduit va introduire une perte dans la performance du SINR. L'objectif est de choisir les

colonnes de \mathbf{V} d'être les vecteurs propres de \mathbf{R}_i qui minimisent la perte dans la performance du SINR, ce qui est équivalent à maximiser la somme partielle donnée par (4.22). Clairement, la somme partielle est maximisée en choisissant les $r^{(SINR\text{metric})}$ colonnes de \mathbf{V} comme les vecteurs propres qui maximisent la quantité

$$\frac{|v_i^H \mathbf{S}|^2}{\lambda_i} \quad (4.23)$$

qui est appelé SINR metric [26]. En général, ces vecteurs propres vont être différents de ceux retenus par l'algorithme des composantes principales.

4.3.4. Facteur d'amélioration avec réduction du rang

En tenant compte des transformations sur le vecteur poids et matrice de covariance pour le rang réduit, le facteur d'amélioration à rang réduit pour le processeur de forme directe peut donc s'écrire comme suit

$$IF_{RR} = \frac{\mathbf{S}^H \mathbf{V} (\mathbf{V}^H \mathbf{R}_i \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^H \mathbf{S} \operatorname{tr}(\mathbf{V}^H \mathbf{R}_i \mathbf{V})}{\mathbf{S}^H \mathbf{V} \mathbf{V}^H \mathbf{S}} \quad (4.24)$$

4.3.5. Résultats et discussion

On examine l'effet de la réduction du rang sur la détection des cibles lentes.

Pour un scénario sans ambiguïtés ($\operatorname{PRF} = \frac{4V_R}{\lambda}$), la Figure (4.6), représente le facteur d'amélioration en fonction de la fréquence Doppler normalisée pour deux nombres de données ($NM = 20$ et $NM = 80$). On constate que les deux notches sont étroits, ce qui permet la détection des cibles en mouvement lent. Aussi l'augmentation de (NM) entraîne une augmentation de la capacité de détection, et un rétrécissement du notch (les cibles les plus lentes sont détectées). Cependant, il y a apparition d'ondulations dans le cas d'un nombre faible de données ($MN \text{ SMI}$).

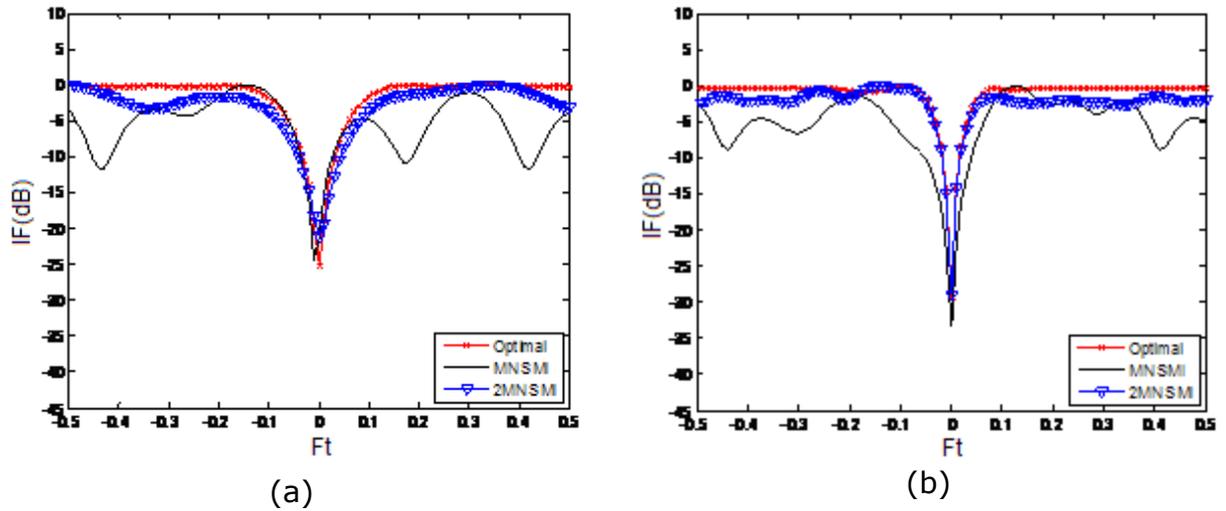


Figure 4.6 : Facteur d'amélioration en fonction de la fréquence Doppler normalisée : a) $NM = 20$; b) $NM = 80$

La Figure (4.7) représente le facteur d'amélioration en fonction de la fréquence Doppler normalisée pour le processeur DFP-PC, en prenant le rang r comme paramètre. Le cas sans ambiguïtés est illustré par la Figure (4.7a). On remarque que les résultats obtenus sont presque les mêmes, concernant la détection pour $r=60$, $r=40$ et $r=20$, donc on choisit $r=20$ pour gagner le temps de calcul. On remarque aussi que l'effet du fouillis est important chaque fois que r diminue. Pour un rang plus faible, $r=8$, la détection des cibles est impossible.

Les mêmes constatations sont faites pour un scénario ambiguë sur la Figure (4.7b). On peut donc conclure que la réduction du rang à de très faibles valeurs entraînera une difficulté dans la suppression des interférences et donc une dégradation dans la détection des cibles lentes.

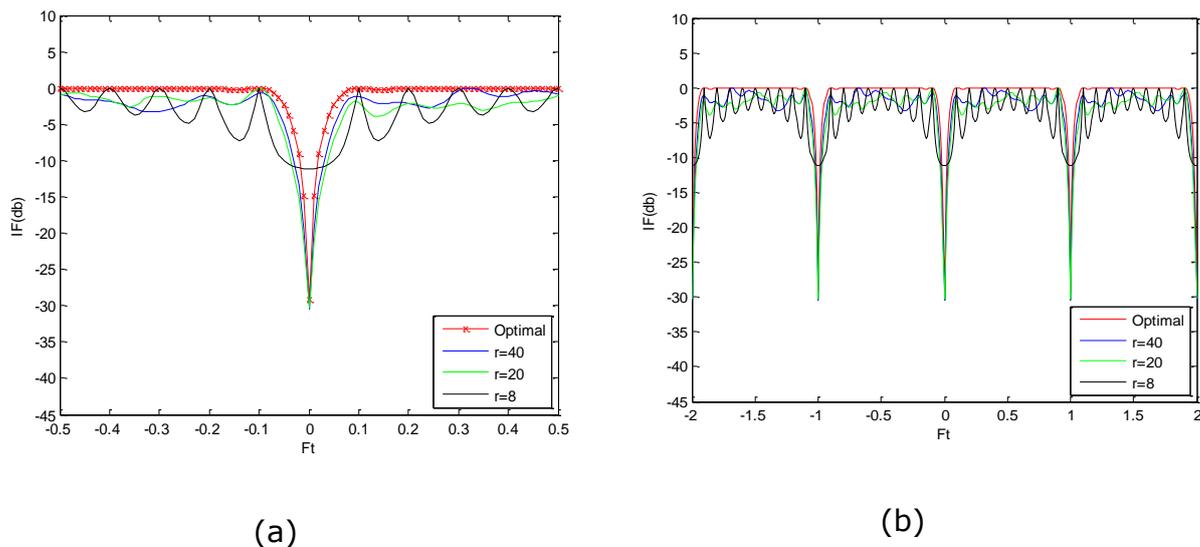


Figure 4.7 : Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit DFP-PC pour différentes valeurs du rang r : a) Sans Ambiguïtés b) Avec ambiguïtés

La Figure (4.8a) représente le facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée pour le processeur DFP-PC, pour un scénario non ambigu. En considérant $r = 20$, on remarque l'apparition de nouvelles ondulations faibles dans la bande passante qui sont dues à l'approximation utilisée pour la réduction de rang. La Figure (4.8b) illustre le cas de la présence d'ambiguïtés, par application des deux méthodes PC et SINR metric. Donc la réduction du rang n'élimine pas les ambiguïtés du fouillis.

Les mêmes constatations sont faites lorsqu'on applique la méthode SINR metric, néanmoins quelques différences dues à la manière de la réduction du rang utilisée par chaque méthode, à savoir que dans la bande passante, les ondulations deviennent plus fortes pour le SINR metric. D'autre part, cette méthode permet de supprimer quelques notches ambigus.

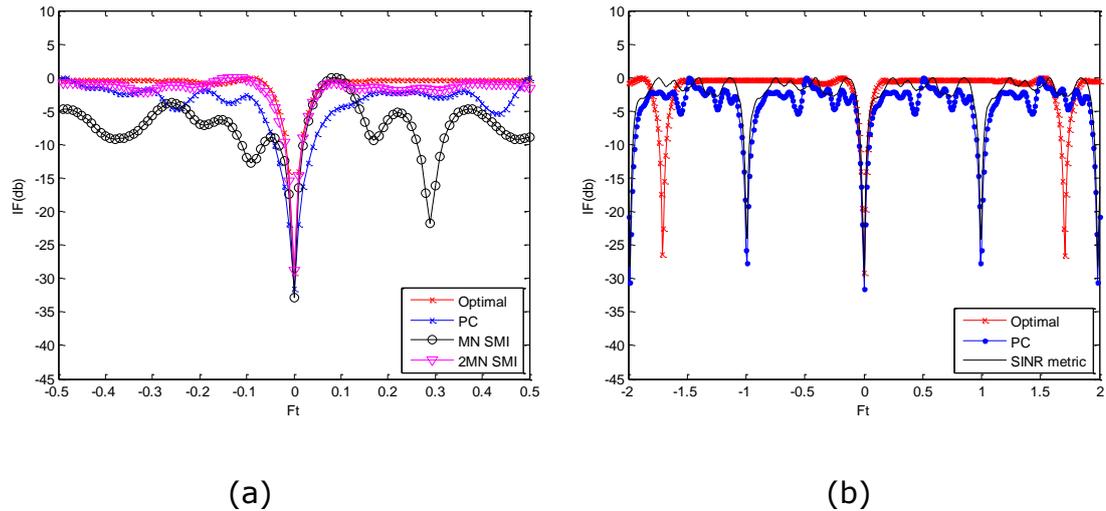


Figure 4.8 : Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit, avec $r=20$ et PRF constante : a) Sans Ambiguïtés b) Avec ambiguïtés

Il est important de considérer la performance du SINR pour chacune des méthodes partiellement adaptatives en fonction du rang. On remarque que la méthode des composantes principales ne peut pas obtenir le SINR optimal de sortie jusqu'à ce que le rang soit égal à la dimension de la structure propre du sous espace bruit. La Figure (4.9) montre l'existence d'une forte dégradation dans la performance pour un rang faible. On constate aussi que la méthode SINR metric est meilleure que celle des composantes principales lorsque le rang est réduit au-dessous de la dimension complète. Ce qui explique l'importance d'incorporer la fonction du coût dans le processus de sélection des colonnes de la matrice de réduction du rang.

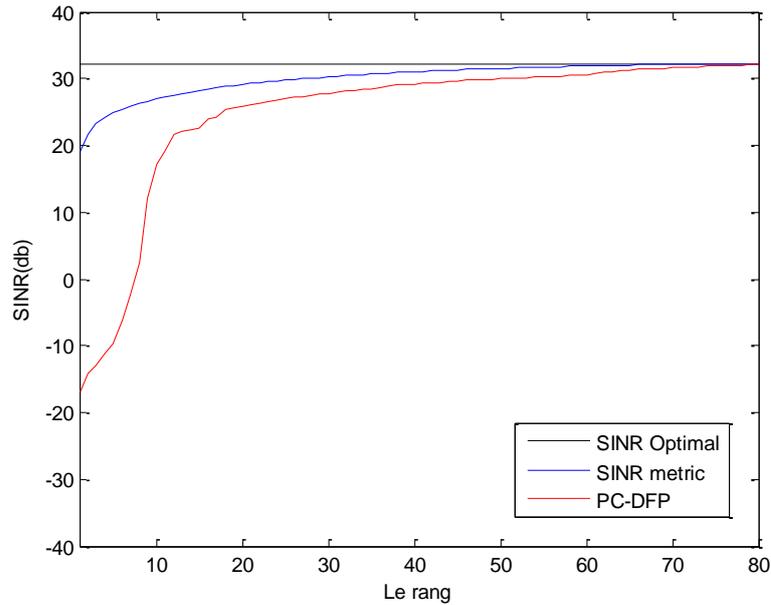


Figure 4.9 : Performances du SINR en fonction du rang

Une comparaison entre la réponse du filtre STAP à rang réduit pour deux valeurs du rang sera présentée. Pour ce faire, on considère un processeur de dimension $N = 10$, $M = 10$; d'où la dimension du sous-espace bruit est estimée à environ 37. C'est la limite inférieure des techniques classiques de réduction de rang.

Les Figures (4.10) et (4.11) représentent, respectivement, la réponse du filtre spatio-temporel à rang réduit pour $r = 40$ et $r = 35$ respectivement. Tandis que la première figure montre l'annulation des brouilleurs et du fouillis et une parfaite extraction de la cible, la deuxième figure illustre un désordre dans la répartition de l'énergie et le bruit est très peu atténué. Ce qui confirme la conclusion faite ci-dessus à ne pas réduire le rang à des valeurs très faibles pour permettre une bonne extraction des cibles.

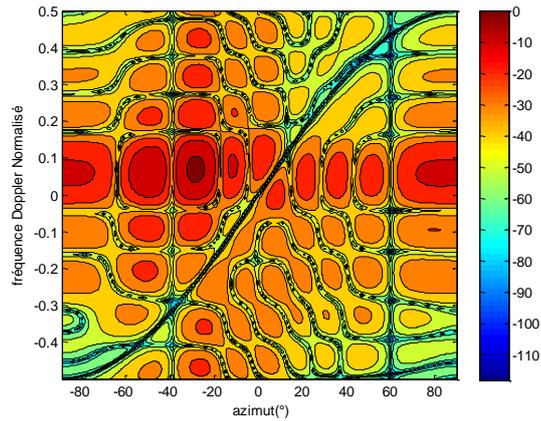


Figure 4.10 : Réponse du filtre STAP à rang réduit avec, $N = 10$, $M = 10$, $\theta_{j_1} = 60^\circ$, $\theta_{j_2} = -40^\circ$, $\text{CNR} = 40$, $r = 40$

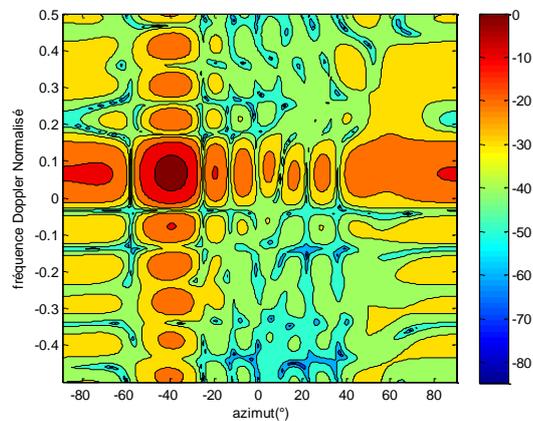


Figure 4.11 : Réponse du filtre STAP à rang réduit avec, $N = 10$, $M = 10$, $\theta_{j_1} = 60^\circ$, $\theta_{j_2} = -40^\circ$, $\text{CNR} = 40$, $r = 35$

4.4. Conclusion

On a présenté les notions de l'analyse avec les valeurs propres et son intérêt pour le traitement spatio-temporel. La connaissance de la DVP de la matrice de covariance du fouillis permet de faciliter la réduction du rang et donc la complexité du système. Deux méthodes basées sur la DVP, à savoir la méthode des composantes principales (PC) et la méthode SINR metric ont été étudiées et des résultats de simulations discutés. On a montré que la réduction du rang à de très faibles valeurs entraînera une dégradation dans la détection des cibles lentes.

Chapitre 5

Changement Chaotique de la PRF pour STAP à Rang Réduit

-
- 5.1. Motivation du changement de la PRF
 - 5.2. Principe du changement de PRF
 - 5.3. Changement chaotique de PRF
 - 5.4. Résultats et discussion
 - 5.5. Conclusion
-

5.1. Motivation du changement de la PRF

Si un radar utilise une PRF constante, la vitesse d'une cible ne peut être déterminée sans ambiguïté. En outre, la suppression du fouillis peut également

conduire à la suppression de l'écho d'une cible en mouvement à certaines vitesses radiales, dites vitesses aveugles.

Cette terminologie est utilisée quand une réponse du filtre MTI est égale à zéro pour ces valeurs. Les vitesses aveugles peuvent poser de sérieuses dégradations sur la performance des radars MTI et leur capacité à effectuer une détection de cible adéquate. L'utilisation de l'agilité de la PRF en changeant le PRI entre des impulsions consécutives peut prolonger la première vitesse aveugle à des valeurs plus tolérables. Afin de montrer comment le changement de la PRF peut atténuer le problème des vitesses aveugles, on va supposer d'abord que deux radars avec PRF distinctes sont utilisés pour la détection. Les vitesses aveugles des deux radars seraient différentes puisque celles-ci sont proportionnelles à la PRF. Cependant, l'utilisation de deux radars est une option très coûteuse. Une solution plus pratique consiste à utiliser un seul radar avec deux ou plusieurs PRFs différentes [46].

Les PRFs élevées sont typiquement utilisées par les radars Doppler à impulsions. Ces derniers utilisent un train très court d'impulsions non modulées, d'où la résolution en portée est limitée par la largeur de l'impulsion qui force le radar à utiliser des impulsions de durée extrêmement courte. Bien que les radars à PRF élevée soient ambigus en portée, ils fournissent une excellente capacité à mesurer la fréquence de Doppler. Cependant, une cible est bien extraite de la crête du fouillis à une PRF élevée, mais noyée dans le fouillis à une PRF basse.

Bien que l'augmentation de la fréquence de répétition des impulsions du radar soit utile pour atténuer l'effet des vitesses aveugles, elle permet également de réduire l'intervalle de la portée non ambiguë. En fait, si la portée d'une cible est supérieure à la portée non ambiguë R_u du système radar, sa position ne peut pas être déterminée sans ambiguïté. En outre, la suppression du fouillis pourra également conduire à la suppression de l'écho de la cible en mouvement à certaines vitesses radiales.

Le choix de la PRF d'un mode radar implique donc toujours un compromis entre la vitesse non ambiguë de la cible (déterminée par la PRF) et la portée non ambiguë.

Différentes techniques peuvent être appliquées pour la réalisation des estimations de Doppler et des mesures de distance sans ambiguïté

respectivement.

En effet, les ambiguïtés Doppler peuvent être éliminées par la transmission de plusieurs trains d'impulsions avec différentes PRF ou à différentes fréquences de fonctionnement. Aussi, elles peuvent être éliminées à l'aide de différents intervalles de répétition des impulsions (PRI).

D'autre part, les ambiguïtés de portée peuvent être évitées en utilisant un réseau d'antennes avec adaptabilité verticale (largeur du lobe principale étroite).

5.1.1. Catégories de base des PRF

A cause de l'importance du choix de la *PRF* sur les performances de la détection, il est préférable de classer les radars aéroportés suivant leurs *PRFs*. Trois catégories de base de *PRF* ont été établies: *PRF* basse, *PRF* moyenne et *PRF* élevée. Ces catégories ne sont pas définies dans le sens de la valeur numérique de la *PRF*, mais selon la présence ou l'absence des ambiguïtés Doppler ou de portée. Les définitions largement utilisées sont [6]:

- Une *PRF* basse est celle pour laquelle la portée maximale du radar est dans la première zone de portée, en l'absence d'échos au-delà de cette zone, la portée est non ambiguë.
- Une *PRF* élevée est celle pour laquelle les fréquences Doppler observées de toutes les cibles sont non ambiguës.
- Une *PRF* moyenne est celle pour laquelle la portée et les fréquences Doppler sont ambiguës.

<i>PRF</i>	<i>Portée</i>	<i>Doppler</i>
Elevée	Ambiguë	Non ambiguë
Moyenne	Ambiguë	Ambiguë
Basse	Non ambiguë	Ambiguë

Tableau 5.1: Catégories de PRF

L'appartenance d'une *PRF* à une catégorie ou l'autre dépend des conditions de fonctionnement. Par exemple, une *PRF* de 20KHz peut être moyenne pour un radar de longueur d'onde de 3 cm, mais elle est élevée pour un radar de 10cm de longueur d'onde. Il faut noter que ces classifications ne sont pas d'une moindre importance pratique. Au contraire dans le monde ordinaire de développement du radar et ses applications, elles sont énormément utiles (surtout concernant les radars aéroportés d'alerte avancée).

5.1.2. Changement de PRF

Si la *PRF* est faible, les ambiguïtés Doppler se produisent et ce à cause des bandes latérales qui se chevauchent avec le vrai spectre. Ce chevauchement diminue graduellement à chaque fois que la *PRF* est augmentée car les bandes latérales s'éloignent l'une de l'autre en laissant le vrai spectre sans décalage. De ce fait, l'idée de l'utilisation du changement de *PRF* pour résoudre le problème des ambiguïtés doppler est apparue.

Le changement de *PRF* n'a aucun effet sur la fréquence porteuse f_c des échos de la cible puisque la fréquence Doppler de la cible est indépendante de la *PRF*. Par contre, les fréquences des bandes latérales au-dessus et en dessous de f_c dépendent de la *PRF* car elles sont séparées de f_c par des multiples de *PRF*. Quand on change la *PRF*, les fréquences des bandes latérales changent également comme le montre la Figure (5.1).

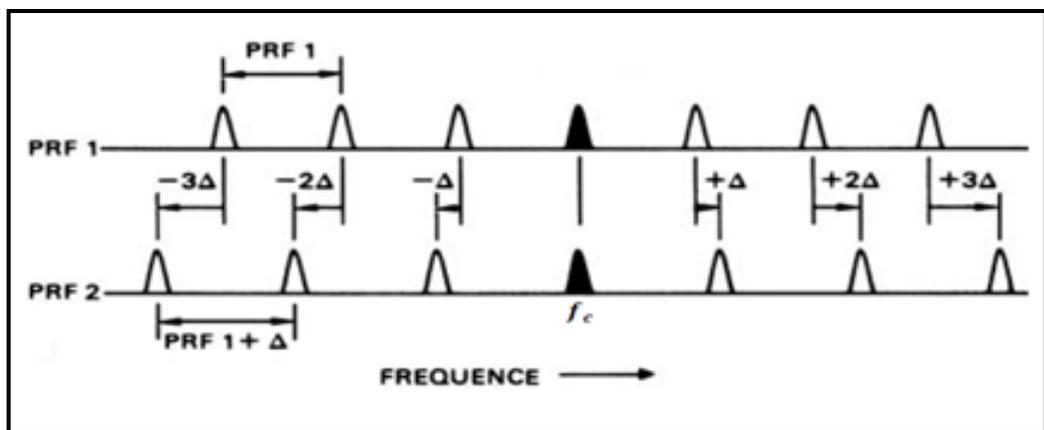


Figure 5.1 : Effet du changement de PRF sur les bandes latérales

Une bande latérale supérieure se déplace vers le haut si la *PRF* augmente et vers le bas si elle diminue. Par contre une bande latérale inférieure aura le mouvement inverse.

Il faut noter que le changement se fait d'une impulsion à une autre.

5.2. Changement quadratique

Ce type de changement consiste à diminuer (ou augmenter) l'intervalle de répétition d'impulsions *PRI* dans certaines étapes et d'une manière quadratique. Donc, le *PRI* dans la fréquence temporelle des vecteurs de direction de la cible et du fouillis est multiplié par le terme $\left(1 + \varepsilon \frac{j}{M}\right)$ pour chaque impulsion j . Par conséquent la PRF aura le changement représenté dans la Figure (5.2) pour un nombre d'impulsions $M=10$.

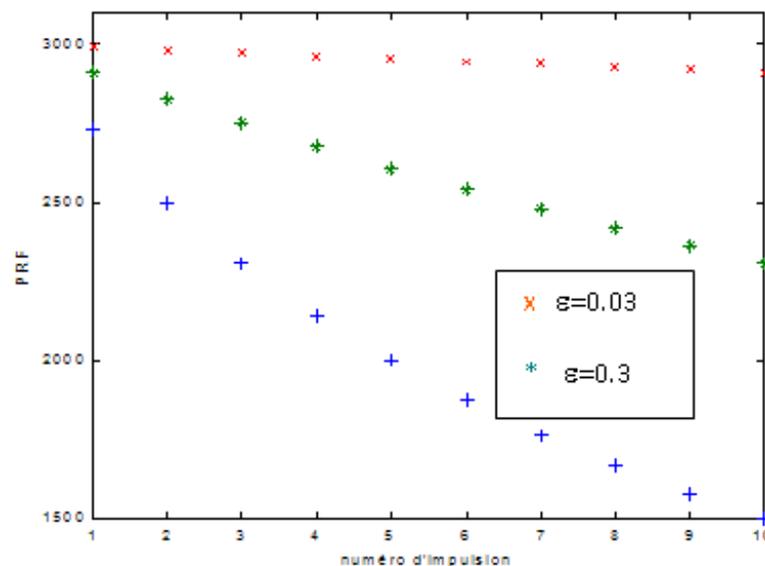


Figure 5.2 : Changement quadratique de PRF, PRF initiale = 3KHz

5.3. Changement chaotique de PRF

Un système chaotique est un système déterministe et imprévisible mais c'est aussi et surtout un système non linéaire. Un tel système vérifie les propriétés suivantes [36,37]:

- La propriété de sensibilité,
- La propriété de mélange,
- La densité des points périodiques.

5.3.1. Sensibilité aux conditions initiales

La sensibilité aux conditions initiales signifie que si l'on change l'état de départ, on s'attend à ce que l'évolution générale du système soit également modifiée et l'erreur sera du même ordre que le signal lui-même.

Utilisant le système dynamique suivant pour générer les orbites chaotiques $x(t)$ qui servent à la génération des PRF :

$$\begin{cases} x_0 \in [0; 1] \\ x_{n+1} = f(x_n); \end{cases} \quad \text{avec } f: x \rightarrow rx(1-x) \quad (5.1)$$

Les exposants de Lyapunov mesurent le taux de divergence des orbites voisines, ils sont donnés par la formule suivante [16]

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \ln |f'(x_{k-1})| \quad (5.2)$$

Pour l'équation (5.1), la formule précédente devient alors

$$\lambda(x_0) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n \ln |r - 2rx_n| \quad (5.3)$$

Cette formule de Lyapunov permet de séparer les zones où le système est chaotique de celles où le système est stable Figure (5.3). Dans ce cas, si $\lambda(x_0)$ est négatif ou égal à zéro, nous sommes en présence d'un phénomène stable ou périodique ; sinon, il est chaotique.

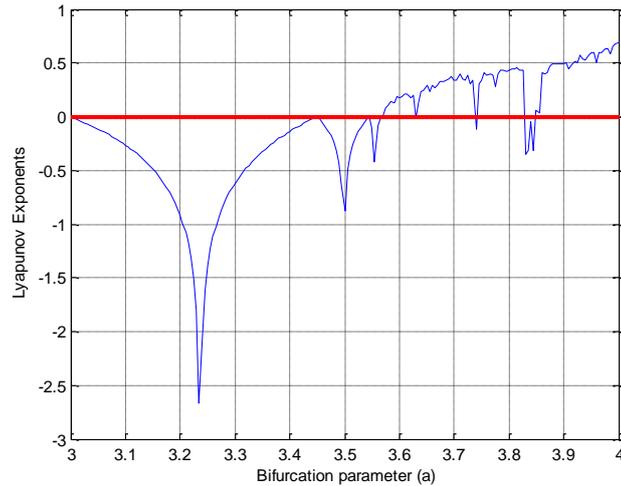


Figure 5.3 : Courbe de bifurcation

5.3.2. Capacité de mélange

Intuitivement, il s'agit de la propriété suivante : si l'on se donne deux sous-intervalles quelconques I, J de $[0 ; 1]$, le premier étant considéré comme source et le second comme cible, il existe une orbite dont le premier terme x_0 est dans I , et qui a l'un de ses éléments x_n dans J .

5.3.3. Densité des points périodiques

On peut construire le diagramme de Feigenbaum pour l'équation (5.1), si en partant, par exemple de $r=2.8$ jusqu'à $r=4$, on peut obtenir le schéma illustré sur la Figure (5.4), et on peut constater que d'une branche principale on passe à deux branches qui elles-mêmes se subdivisent en deux autres branches, etc. C'est le dédoublement de période.

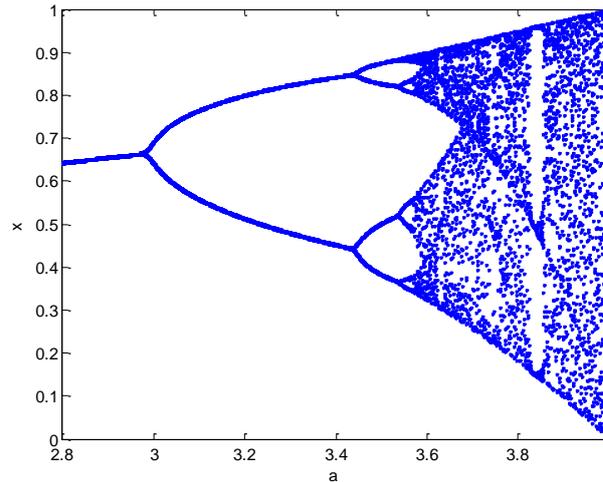


Figure 5.4 : Effet chaotique pour générer la *PRF*

En dehors de cet aspect du dédoublement de période, si l'on observe la partie droite, on peut observer une structure particulière. Au fur et à mesure où l'on s'approche de 4, on remarque que tout l'intervalle (de 0 à 1) est couvert par cette structure. Il s'agit en fait de la zone chaotique. Les *PRFs* sont générées suivant le produit : $PRF_{max} \cdot x(n)$.

L'avantage d'utiliser un système chaotique pour générer les *PRFs* réside dans :

- La simplicité de la génération des impulsions en se basant sur des circuits électroniques simples, tel que le circuit de Chua.
- La possibilité de prendre une grande variété des *PRFs* en même temps.

5.4. Résultats et discussion

La Figure (5.5) représente le facteur d'amélioration IF en fonction de fréquence Doppler normalisée F_t pour le processeur DFP-PC, et pour un scénario sans ambiguïtés ($PRF = \frac{4V_R}{\lambda}$) en faisant varier ε . On remarque que pour un ε plus faible, les notches ne sont pas supprimés. En pratique le meilleur choix de ε , pour l'élimination des notches ambiguës quelque soit les variations de la vitesse du radar sera égal à 1 [31].

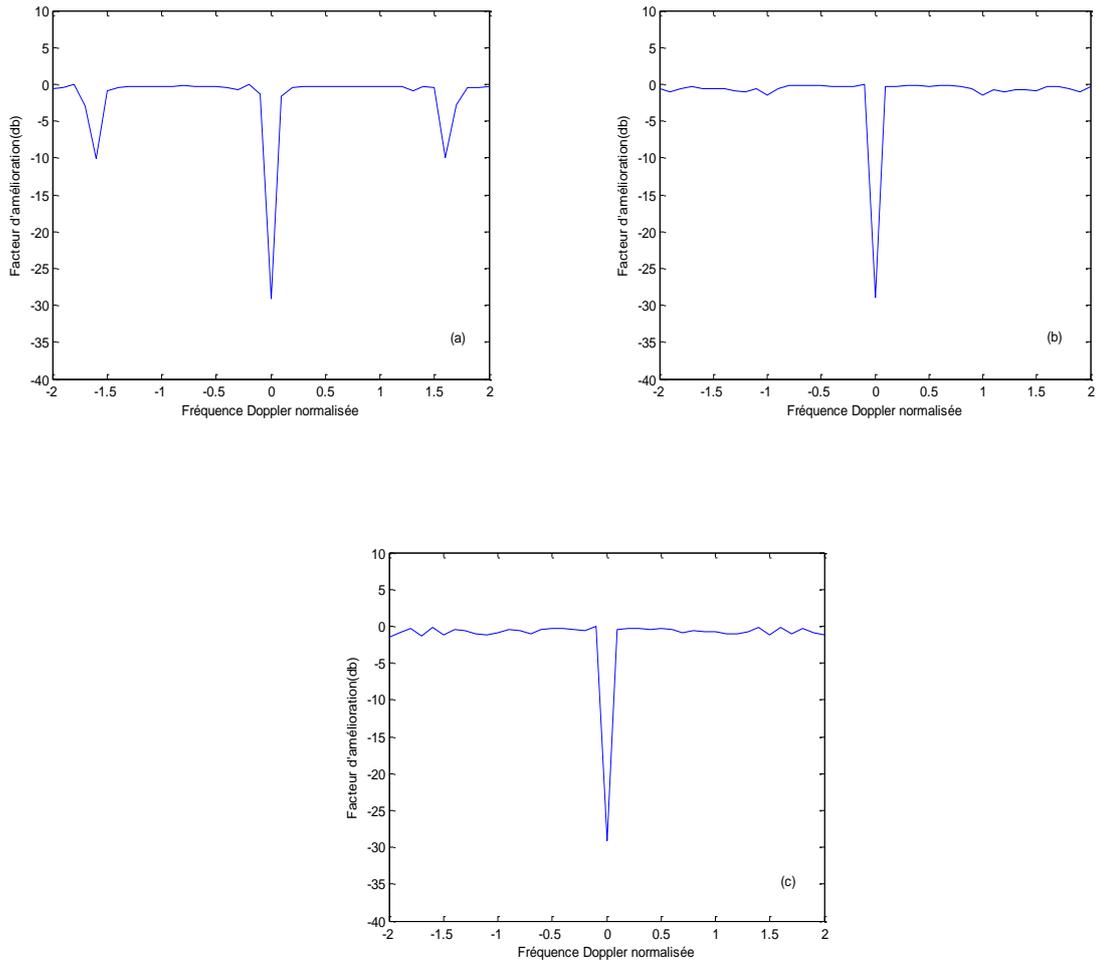


Figure 5.5 : Effet du ε sur la suppression des clutter

a) $\varepsilon = 0.0003$, b) $\varepsilon = 0.003$, c) $\varepsilon = 1$

Dans la Figure (5.6), on représente le facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée pour les processeurs DFP optimal, DFP-PC et DFP-SINR metric respectivement, et ce pour un scénario ambigu et une PRF constante. On observe l'apparition de notches ambigus, comme il a été bien détaillé dans le chapitre 3. Les mêmes constatations sont faites quand on applique la méthode SINR metric.

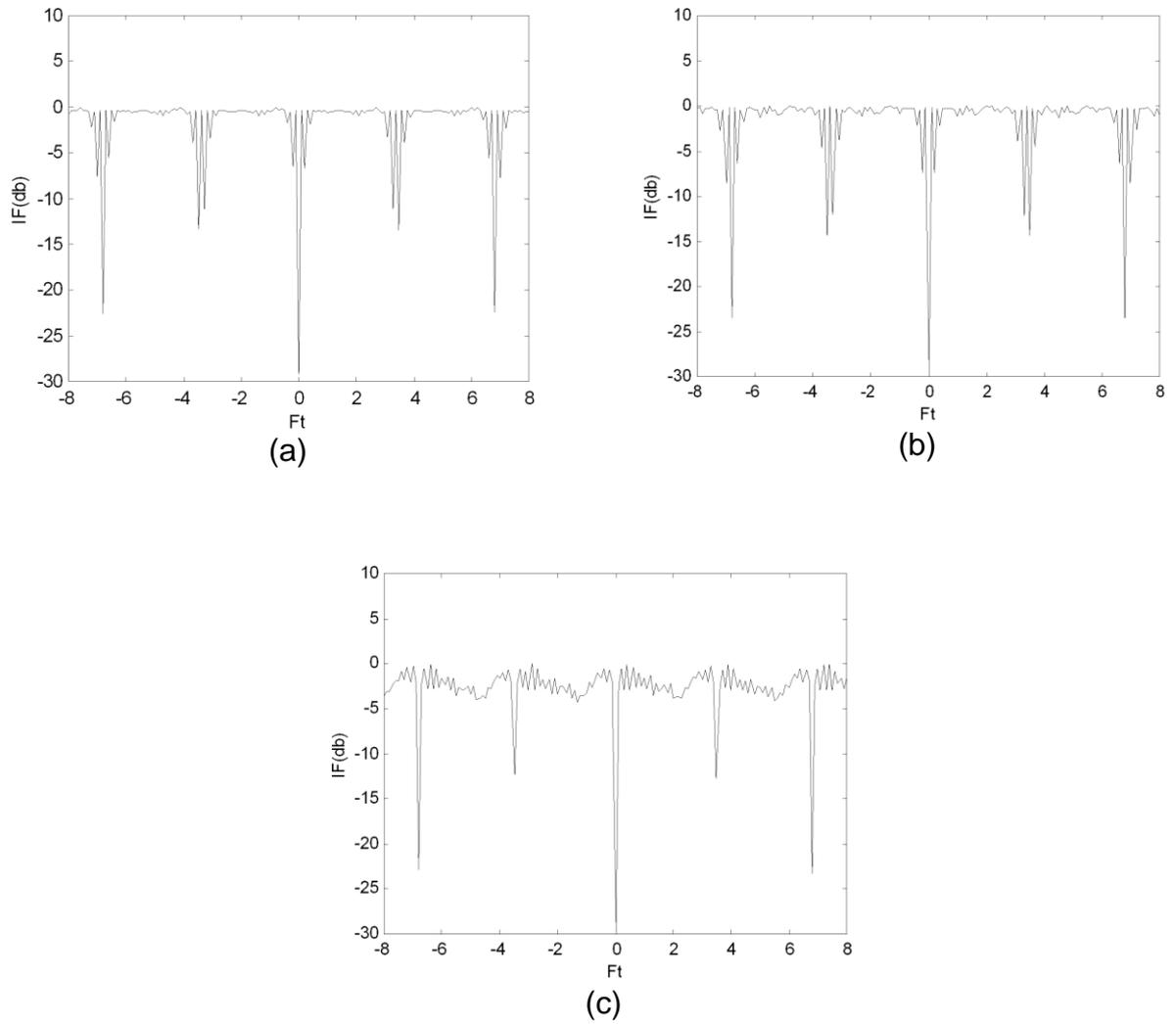


Figure 5.6 : Facteur d'amélioration pour un scénario ambigu ($r = 20$), avec une **PRF constante** appliquée aux processeurs :
(a) DFP- Optimal (b) DFP-PC (c) DFP-SINR metric

La Figure (5.7) montre le facteur d'amélioration pour les trois processeurs avec changement quadratique de la PRF. On remarque que l'application du changement de PRF supprime les notches ambiguës du fouillis en laissant des ondulations dans la bande passante du filtre STAP. Par conséquent, l'application du changement de PRF améliore les performances du filtre STAP, en éliminant les notches ambigus et donc permettre une bonne détection des cibles lentes.

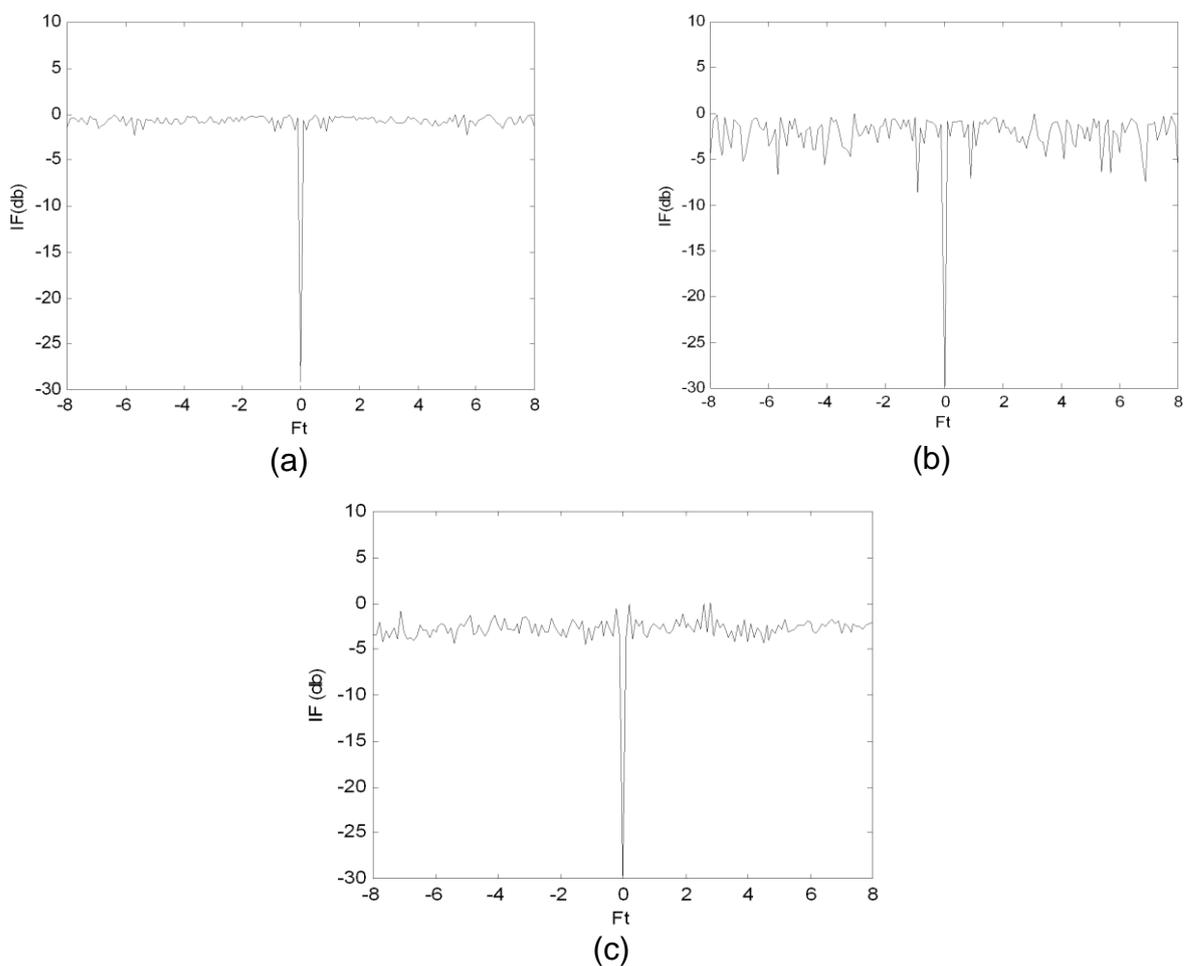


Figure 5.7 : Facteur d'amélioration pour un scénario ambigu ($r = 20$), avec un changement **quadratique** de PRF appliqué aux processeurs :
 (a) DFP- Optimal (b) DFP-PC (c) DFP-SINR metric

Des observations similaires sont faites pour un changement chaotique, comme il est illustré sur la Figure (5.8). Cependant, on constate que l'application du changement chaotique en association avec le processeur SINR metric donne des performances qui s'approchent de celles du processeur optimal. Ce fait nous permet de décider en faveur du changement chaotique, sachant de plus que la génération des fréquences dans un système chaotique est faite utilisant un simple circuit.

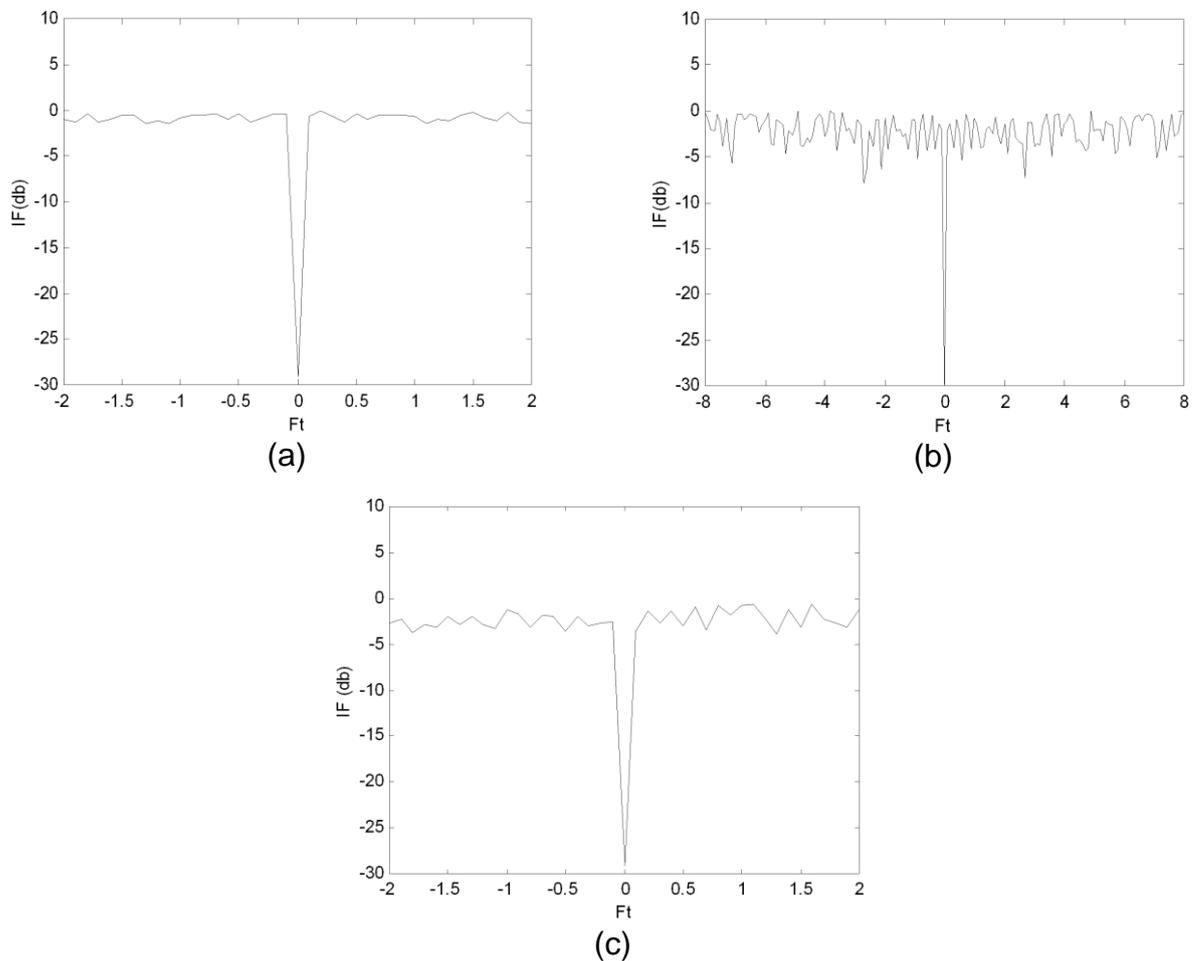


Figure 5.8 : Facteur d'amélioration pour un scénario ambigu ($r = 20$), avec un changement **Chaotique** de PRF appliqué aux processeurs :
 (a) DFP- Optimal (b) DFP-PC (c) DFP-SINR metric

Les Figures (5.9) - (5.11) illustrent IF en fonction de F_t pour un changement quadratique de PRF appliqué aux méthodes PC et SINR metric pour les deux cas de matrice de covariance connue et estimée dans un environnement ambigu. On note que l'application du changement de PRF supprime les notches ambigus du fouillis en laissant des ondulations dans la bande passante du STAP. En outre, on remarque que la méthode SMI emploie seulement NM échantillons pour estimer la matrice de covariance, un faible nombre comparé au cas d'une PRF constante.

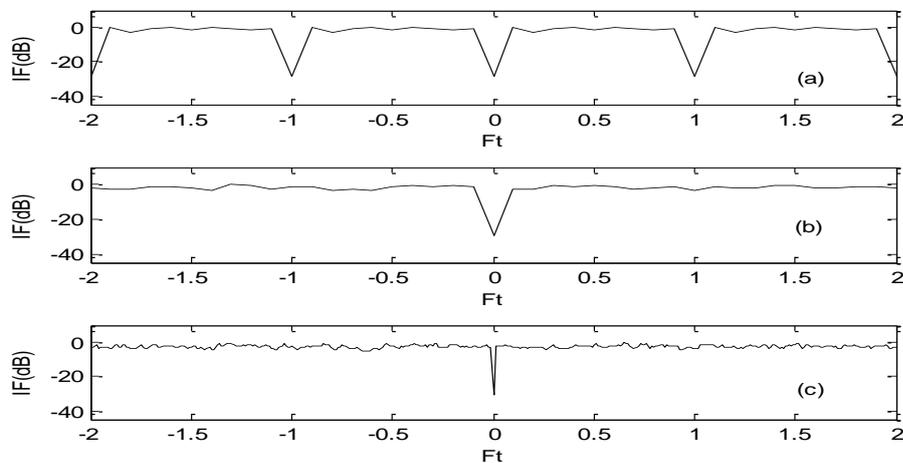


Figure 5.9 : Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit avec ambiguïtés : (a) DFP- PC (b) DFP- PC avec changement **quadratique** de PRF (c) MN SMI- PC

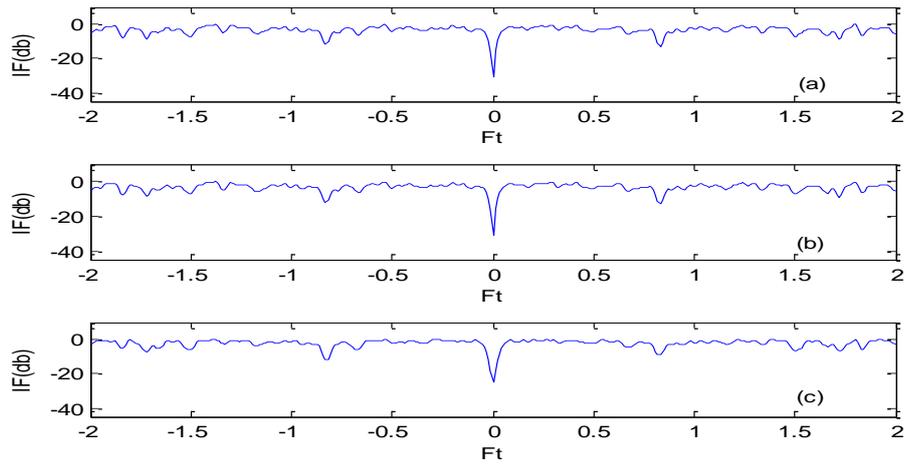


Figure 5.10 : Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit avec ambiguïtés : (a) DFP- SINR metric (b) DFP- SINR metric avec changement **quadratique** de PRF (c) MN SMI- SINR metric

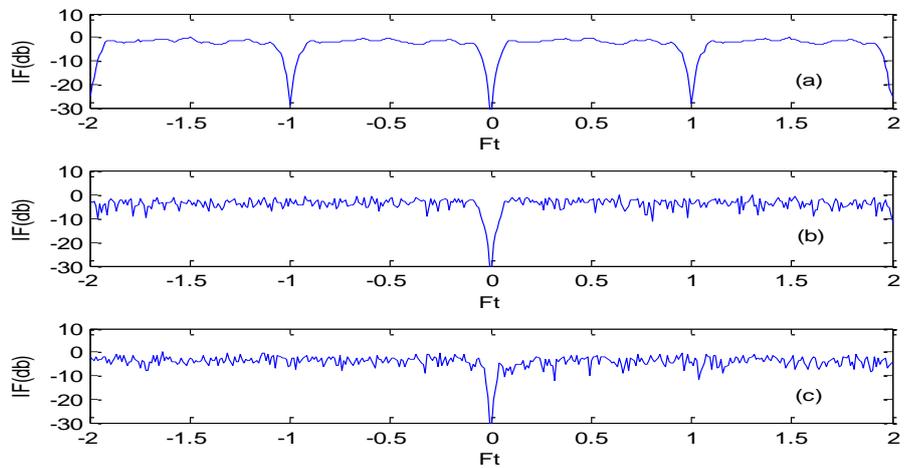


Figure 5.11 : Facteur d'amélioration du processeur à rang réduit avec ambiguïtés : (a) DFP- PC (b) DFP- PC avec changement **chaotique** de PRF (c) MN SMI- SINR metric

5.5. Conclusion

La présence des ambiguïtés Doppler provoque de sévères dégradations dans les performances de détection des cibles lentes en rendant difficile la suppression des échos du fouillis. L'application du changement de PRF a montré son efficacité pour remédier à ce problème de repliement. Le changement chaotique, proposé ici pour la première fois, a montré sa capacité à surmonter les problèmes d'ambiguïtés Doppler en améliorant la détection. Basé sur de simple circuit de Chua, l'introduction du chaos semble convenable au STAP.

Chapitre 6

Application des Algorithmes Itératifs au STAP

-
- 6.1. Introduction aux algorithmes itératifs et adaptatifs de poursuite de sous-espace
 - 6.2. Application des algorithmes PAST et OPAST au STAP
 - 6.3. Evaluation des performances
 - 6.4. Résultats et discussion
 - 6.5. Conclusion
-

6.1. Introduction aux algorithmes itératifs et adaptatifs de poursuite de sous-espace

Dans ce chapitre, on considère l'utilisation de deux algorithmes itératifs pour la suppression des interférences et ainsi la détection des cibles lentes dans un radar aéroporté monostatique. Le processeur STAP conventionnel, comme SMI ou méthode des PC présentent un coût calculatoire très élevé et nécessitent l'estimation de la matrice de covariance du fouillis à partir de données secondaires qui sont supposées être indépendantes et identiquement distribuées. Cependant, dans un radar aéroporté monostatique, à cause du mouvement de la plate-forme et l'inclinaison du réseau d'antennes, les données ne sont plus stationnaires. C'est pour cette raison qu'on se propose d'évaluer les performances d'algorithmes adaptatifs et récursifs de suivi de sous-espaces de complexité linéaire, à savoir PAST et OPAST. Pour justifier leur application au traitement adaptatif spatiotemporel, les performances sont évaluées par comparaison aux méthodes de réduction de rang basées sur la décomposition en valeurs propres (DVP) présentées dans le chapitre précédent (PC et SINR metric).

Ces algorithmes adaptatifs de poursuite de sous-espace permettent de suivre les variations temporelles du sous-espace et de le mettre à jour à chaque nouvelle observation. Un grand nombre d'algorithmes ont été proposés dans la littérature [40,54]. Ils ont été essentiellement développés depuis le début des années 90. L'idée clé est l'exploitation du faible rang de la matrice de covariance d'interférence pour la séparation de l'espace d'observation en deux sous-espaces; le sous-espace interférence et le sous-espace bruit suivi par une projection des observations sur le sous-espace bruit [50]. L'algorithme PC peut réduire le support de données à $2r$, où r est le rang de la matrice de covariance d'interférence pour les mêmes performances que la méthode SMI, comme il a été détaillé dans le chapitre précédent. Cependant, la complexité calculatoire reste élevée à savoir $O((NM)^3)$.

Outre leur faible coût calculatoire, ces algorithmes ont montré des performances similaires, voire identiques à celles des algorithmes qui font intervenir la DVP pour estimer le sous-espace. Ils ont montré leur efficacité dans plusieurs

domaines de traitement du signal notamment en traitement d'antennes et en analyse spectrale. En effet, ces techniques sont largement utilisées dans des applications telle que la compression de données, l'identification des systèmes, le filtrage, l'estimation des paramètres, et la reconnaissance des formes. Ils offrent ainsi des perspectives intéressantes en traitement adaptatif spatio-temporel.

Dans ce contexte, on considère particulièrement la classe des algorithmes les plus rapides, robustes et efficaces dite classe à complexité linéaire, c.à.d. de l'ordre de $O(NMr)$. On propose l'application et l'évaluation des performances des algorithmes, PAST ainsi que l'algorithme PAST orthonormé (OPAST).

6.2. Algorithmes PAST et OPAST appliqués au STAP

L'algorithme de poursuite de sous-espace dit Projection Approximation Subspace Tracking (PAST) a été proposé et analysé dans [53]. Il est parmi les algorithmes les plus connus de la classe à complexité linéaire $O(NMr)$, efficace et simple à mettre en oeuvre. Il est basé sur l'optimisation du critère suivant
Considérons la fonction scalaire de l'EQM

$$J(\mathbf{W}) = E(\|x - \mathbf{W}\mathbf{W}^H x\|^2) \quad (6.1)$$

ou

$$J(\mathbf{W}) = \text{tr}(\mathbf{R} - 2\mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W} + \mathbf{W}^H \mathbf{R}_i \mathbf{W} \mathbf{W}^H \mathbf{W}) \quad (6.2)$$

Où $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{NM \times r}$ est la matrice engendrant le sous-espace dominant.

Il est montré dans [53] que $J(\mathbf{W})$ admet un minimum global unique atteint pour $\mathbf{W}_{opt} = \mathbf{U}_d \mathbf{Q}$ où \mathbf{U}_d contient les r plus grands vecteurs propres de \mathbf{R}_i et $\mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{r \times r}$ est une matrice unitaire [54].

Une des techniques d'optimisation itératives est basée sur la technique des moindres carrés, en remplaçant l'espérance dans (6.1) par une somme exponentielle pondérée, on obtient

$$J_1(\mathbf{W}(\mathbf{t})) = \sum_{i=1}^t u^{t-i} \|x(i) - \mathbf{W}(\mathbf{t})\mathbf{W}^H(\mathbf{t})x(i)\|^2 \quad (6.3)$$

L'utilisation de la technique des moindres carrés est possible en considérant l'approximation suivante :

$$\mathbf{W}^H(i)x(i) = \mathbf{W}^H(i-1)x(i) \quad (6.4)$$

Cette approximation s'interprète comme suit, la projection du vecteur d'observation $x(i)$ sur les colonnes de $\mathbf{W}(t)$ (non encore connu à l'itération t) est à peu près équivalente à sa projection sur $\mathbf{W}(i-1)$ estimée antérieurement à l'observation $x(i)$ (d'où le nom "*Projection Approximation*"). On obtient le critère modifié suivant [54]

$$J_2(\mathbf{W}(t)) = \sum_{i=1}^t u^{t-i} \|x(i) - \mathbf{W}(t)^H y(i)\|^2 \quad (6.5)$$

Dans [53], les auteurs ont montré que minimiser ce critère est équivalent à la forme en bloc de l'algorithme PAST suivante

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{R}(t)\mathbf{W}(t-1)(\mathbf{W}^H(t-1)\mathbf{R}(t)\mathbf{W}(t-1))^{-1} = \mathbf{R}_{xy}(t)\mathbf{R}_{yy}^{-1}(t) \quad (6.6)$$

Où $\mathbf{R}_{xy}(t) = \mathbf{R}(t)\mathbf{W}(t-1)$ et $\mathbf{R}_{yy}(t)$ est vue comme étant la matrice de covariance des données compressées.

La mise à jour du sous-espace W peut être divisée en deux étapes [55]

1. Etape de compression : $\mathbf{R}_{xy}(t) = \mathbf{R}(t)\mathbf{W}(t-1)$
2. Etape d'ortho-normalisation : $\mathbf{W}(t) = \mathbf{R}_{xy}(t)\mathbf{Z}(t)$

Où $\mathbf{Z}(t) = \mathbf{R}_{yy}^{-1}(t)$ définit la matrice d'orthonormalisation. La version *PAST* correspond, en fait, à l'implémentation itérative de la matrice d'orthonormalisation $\mathbf{Z}(t)$ et en remplaçant $\mathbf{R}(t)$ par sa version récursive à fenêtre exponentielle

$$\mathbf{R}(t) = \mu\mathbf{R}(t-1) + x(t)x^H(t) \quad (6.7)$$

Il a été démontré dans [55] que cette approximation est équivalente à $W(t) \approx W(t-1)$ à chaque itération.

L'algorithme *PAST* ne garantit pas une base orthonormée du sous-espace à chaque itération. Par conséquent, une étape d'orthonormalisation du sous-espace est nécessaire.

Afin de garantir l'orthonormalité du sous-espace, une version rapide consiste à ajouter une étape d'orthonormalisation à l'algorithme *PAST* désignée par *OPAST*.

Dans [43], les auteurs ont proposé une version rapide et orthonormée de l'algorithme *PAST* désignée par *OPAST* (Orthonormal *PAST*). Cette version consiste à ajouter une étape d'orthonormalisation à l'algorithme *PAST* afin de garantir l'orthonormalité du sous-espace. Le sous-espace $W(t)$ est mis à jour à chaque itération en introduisant l'étape suivante

$$W(t) = W(t)(W^H(t)W(t))^{-1/2} \quad (6.8)$$

Utilisant le fait que $W(t-1)$ est une matrice orthonormée et que l'erreur $e(t)$ est orthogonale au sous-espace $W(t-1)$ (c.à.d. $W^H(t-1)e(t) = 0$), $W(t)$ peut s'écrire sous la forme suivante

$$W(t) = W(t) \left(I_r + \|e(t)\|^2 g(t)g^H(t) \right)^{-1/2} \quad (6.9)$$

Il est intéressant de noter que l'algorithme *PAST* dans sa version originale [53] qui a inspiré par la suite plusieurs travaux [42-54] se base sur l'implémentation récursive de la matrice $Z(t)$. Cette matrice est supposée hermitienne, ce qui est théoriquement vrai.

Cependant, dans certaines applications, $Z(t-1)$ et $Z^H(t-1)$ peuvent différer, il en résulte la divergence des algorithmes. B.Yang [41] a forcé la matrice à être hermitienne, en prenant seulement la partie triangulaire supérieure ou inférieure de $Z(t)$ à chaque itération. Les algorithmes proposés dans le tableau suivant ne divergent pas.

Tableau 6.1: Algorithmes PAST et OPAST appliqués au STAP

Initialisation :

$$W(0) = \begin{bmatrix} I_r \\ \mathbf{0}_{(NM-r) \times r} \end{bmatrix} ; Z(0) = I_r$$

For $t = 1$ to Nombre d'échantillons **do**

PAST Section:

$$y(t) = W^H(t-1) \cdot x(t)$$

$$h(t) = Z(t-1) \cdot y(t)$$

$$\gamma(t) = \frac{1}{\mu + y^H(t) \cdot h(t)}$$

$$g(t) = \gamma(t) \cdot h(t)$$

$$Z(t) = \frac{1}{\mu} \left(Z(t-1) - g(t) y^H(t) Z(t-1) \right)$$

$$e(t) = x(t) - W(t-1) \cdot y(t)$$

$$W(t) = W(t-1) + e(t) g^H(t)$$

OPAST Section:

$$s(t) = \gamma(t) (x(t) - W(t-1) y(t))$$

$$\tau(t) = \frac{\mu^2}{\|h(t)\|^2} \left(\frac{1}{\sqrt{1 + \frac{1}{\mu^2} \|s(t)\|^2 \|h(t)\|^2}} \right)$$

$$e(t) = \frac{\tau(t)}{\mu} W(t-1) h(t) + \left(1 + \frac{\tau(t)}{\mu^2} \|h(t)\|^2 s(t) \right)$$

$$Z(t) = \frac{1}{\mu} \left(Z(t-1) - \frac{1}{\mu} g(t) y^H(t) Z(t-1) \right)$$

$$W(t) = W(t-1) + e(t) g^H(t)$$

End

6.3. Evaluation des performances

Dans [43], les auteurs ont établi une comparaison des performances du PAST et de l'OPAST. L'évaluation des performances porte sur l'erreur d'estimation, la vitesse de convergence, et la complexité numérique des deux algorithmes considérés. Ces mesures de performances représentent de bons arguments pour l'application de ces algorithmes dans notre cas. Il est donc nécessaire de les énumérer :

Erreur d'estimation

En fait, on a deux types d'erreur d'estimation; il y a d'abord l'erreur sur l'estimation du sous-espace qui est sensiblement la même pour les deux algorithmes; il y a ensuite l'erreur sur l'orthogonalité de la matrice de poids. Cette erreur est nulle pour OPAST qui garantit l'orthogonalité de la matrice de poids à chaque itération, alors que pour PAST on a seulement une convergence asymptotique de la matrice de poids vers une matrice orthogonale.

Convergence

Pour la méthode PAST, la convergence n'est pas toujours garantie dans le sens où l'algorithme peut osciller indéfiniment entre deux valeurs de la matrice de poids. La vitesse de convergence asymptotique de l'algorithme PAST ainsi que celle de l'OPAST dépendent exponentiellement du rapport de la $p^{\text{ième}}$ et la $(p+1)^{\text{ième}}$ valeur propre de R_i . Toutefois, pour les premières itérations de l'algorithme, l'OPAST peut converger plus rapidement que le PAST selon le choix du point initial de l'algorithme.

Complexité

La complexité de calcul de l'algorithme OPAST est de $4np + O(p^2)$ flops par itération. Elle est donc légèrement supérieure à celle de l'algorithme PAST de $3np + O(p^2)$ flops par itération.

6.4. Résultats et discussions

Dans cette partie, on va discuter l'influence des algorithmes de réduction du rang sur la détection d'une cible supposée de faible puissance et de faible vitesse de déplacement. Les performances des algorithmes sont évaluées en se référant aux algorithmes PC et SINR metric. Pour ce faire, on utilise le facteur d'amélioration donné par l'expression suivante

$$IF = \frac{w^H S S^H w \operatorname{tr}(R_i)}{w^H R_i w S^H S} \quad (6.10)$$

Le vecteur de pondération w est donné par

$$w = (I - WW^H)S \quad (6.11)$$

Où W est le sous-espace d'interférences estimé.

Les Figures (6.1) et (6.2) représentent le facteur d'amélioration, IF , en fonction de la fréquence Doppler normalisée (F_t), pour un scénario non ambigu, et différentes valeurs du rang (valeur moyenne $r = 20$ et valeur basse $r = 8$). On note que les algorithmes récursifs sont plus performants que l'algorithme SMI dans tous les cas. Les différents algorithmes testés sont globalement équivalents dans la première figure. Cependant, on peut constater la supériorité des algorithmes récursifs dans le cas d'un rang faible (Figure (6.2)). En conclusion, les algorithmes PAST et OPAST sont plus performants que les autres. On remarque aussi que OPAST est meilleur que PAST.

Pour les mêmes considérations, mais dans un environnement ambigu, les Figures (6.3) et (6.4) montrent que les notches ambigus de l'algorithme *PAST* apparaissent aux mêmes niveaux que ceux de la méthode *PC-DFP* mais, ils sont beaucoup plus larges. Donc ces algorithmes itératifs s'apprêtent bien à l'application aux traitements STAP.

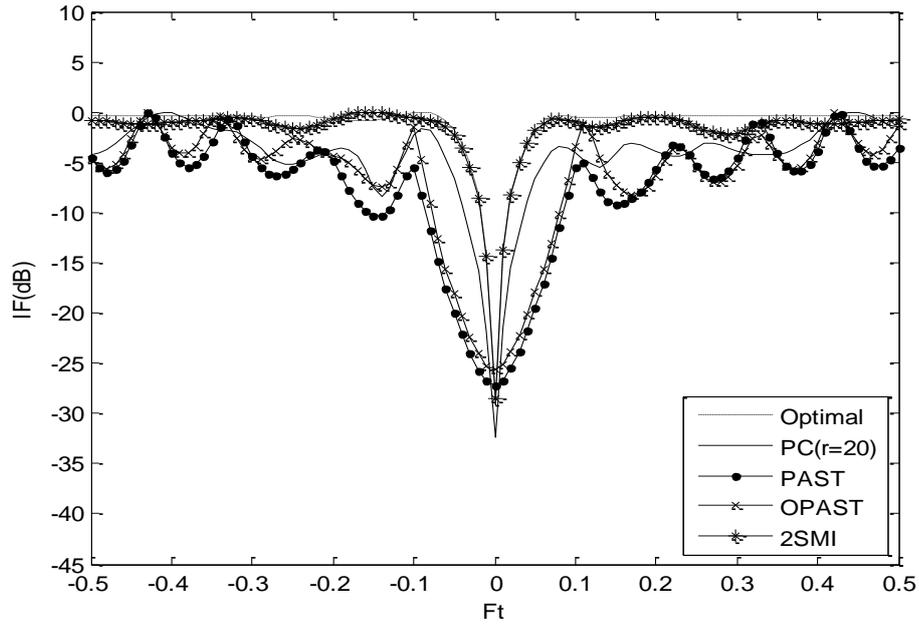


Figure 6.1 : Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée F_t , pour $PAST$, $OPAST$ et $PC-DFP$ pour un scénario non ambigu, $r = 20$

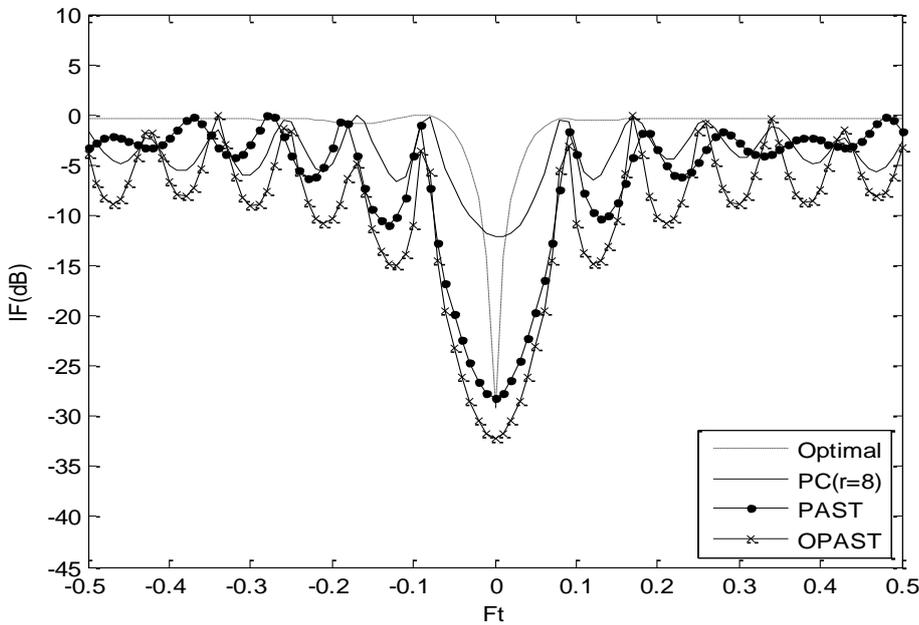


Figure 6.2 : Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée F_t , pour $PAST$, $OPAST$ et $PC-DFP$ pour un scénario non ambigu, $r=8$

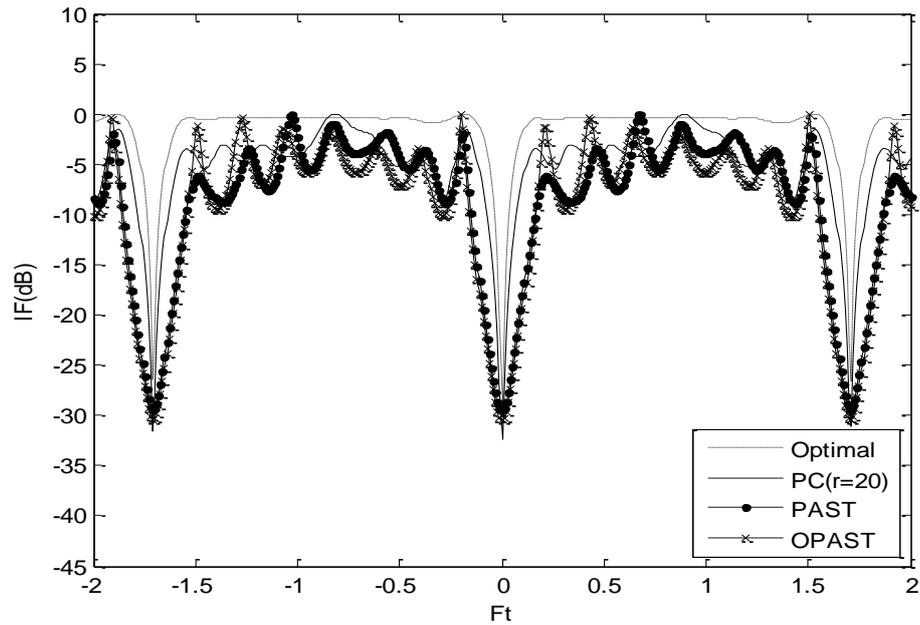


Figure 6.3 : Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft , pour PAST, OPAST et PC-DFP pour un scénario ambigu, $r = 20$

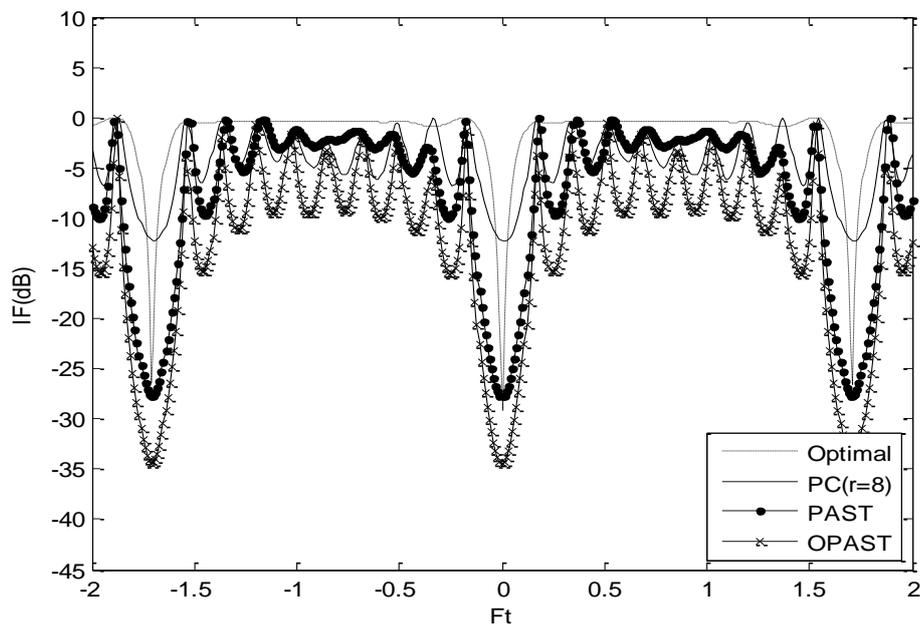


Figure 6.4: Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft , pour PAST, OPAST et PC-DFP pour un scénario ambigu, $r = 8$

Des constatations similaires pourront être faites lorsqu'on applique la méthode SINR metric, comme il est illustré sur les Figures (6.5) et (6.6).

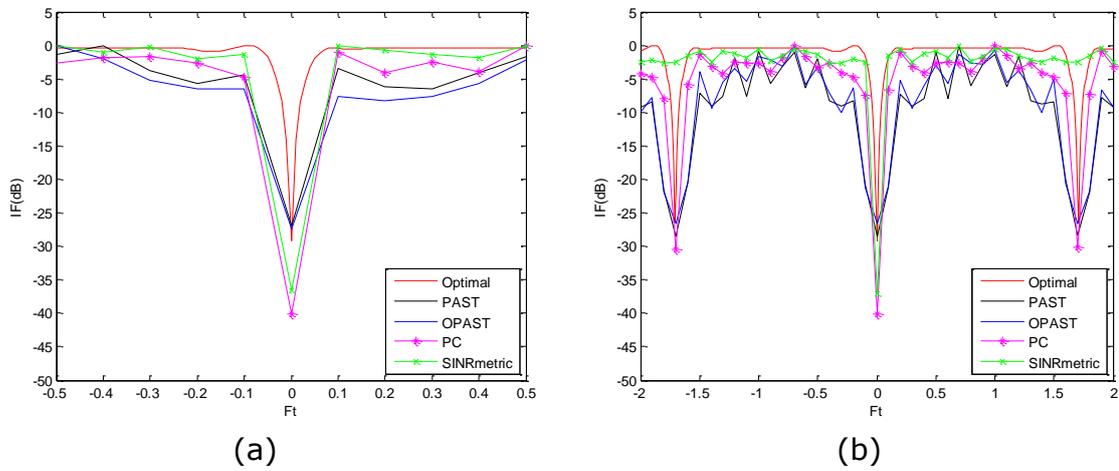


Figure 6.5: Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour PAST, OPAST et PC-DFP, SINR metric pour $r = 8$: a) Sans ambiguïtés b) Avec ambiguïtés

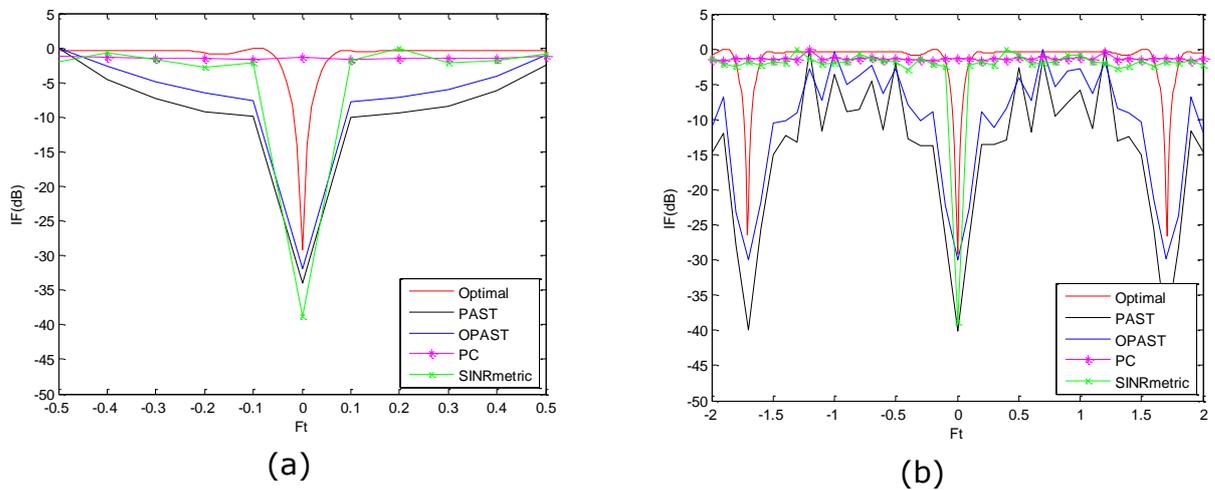


Figure 6.6: Facteur d'amélioration IF en fonction de la fréquence Doppler normalisée Ft pour PAST, OPAST et PC-DFP, SINR metric pour $r = 8$: a) Sans ambiguïtés b) Avec ambiguïtés

6.5. Conclusion

La présence d'ambiguïtés ainsi que la réduction du rang à de faibles valeurs dégradent les performances du STAP pour la suppression des interférences et la détection des cibles lentes. Dans ce chapitre, on a montré qu'on peut surmonter ces problèmes en utilisant des algorithmes itératifs qui peuvent estimer les poids du filtre de rejection du fouillis d'une manière récursive. On a évalué les performances de PAST et OPAST sous simulation du cas d'un rang très faible dans un environnement présentant des ambiguïtés Doppler en comparaison avec les processeurs SMI et PC ainsi que le processeur optimal. Ces algorithmes présentent de bonnes performances.

L'étude comparative a prouvé que ces algorithmes sont bien adaptés à la réduction du rang pour STAP du fait qu'ils permettent des performances similaires voire meilleures que celles données par les méthodes de réduction de rang basées sur la DVP. En outre, ils présentent un taux calculatoire très réduit. Ces algorithmes peuvent donc être considérés comme une approche économique par comparaison avec les autres méthodes.

Chapitre 7

Détection CFAR et STAP Optimal

-
- 7.1. Introduction
 - 7.2. Aspect probabiliste de la décision
 - 7.3. Processus de détection
 - 7.4. Technique de la détection CFAR
 - 7.5. CFAR et STAP optimal
 - 7.6. Conclusion
-

7.1. Introduction

Le traitement du signal radar comprend les tâches de détection et d'estimation de la position des cibles. La tâche de détection est celle qui requiert le plus gros effort, l'estimation de la position n'étant réalisée que pour les cibles détectées.

L'objectif du traitement radar est d'assurer une bonne probabilité de détection tout en maintenant une très faible probabilité de fausse alarme. Ce dernier point est à la fois le plus important et le plus critique à assurer.

Dans la plupart des détecteurs à taux de fausse alarme constant (CFAR, Constant False Alarm Rate), la statistique de la case distance-Doppler-angle sous test est comparée à celle des « données secondaires » collectées dans les cases voisines [55-65]. Par exemple le classique Cell Averaging CFAR (CA-CFAR) compare le niveau de puissance dans la case sous test au niveau moyen reçu sur un ensemble de cases secondaires voisines. Si le niveau dans la case sous test excède le niveau dans les cases secondaires de plus d'un certain seuil, une détection est alors déclarée. Ce seuil est choisi pour assurer une probabilité de détection suffisante, tout en maintenant basse la probabilité de fausse alarme. De manière évidente, P_d et P_{fa} sont affectées de manière contraire par la présence du fouillis ou du brouillage. Pour les cibles détectées, le traitement radar doit également préserver la possibilité de mesures de distance, Doppler, et angle.

7.2. Aspect probabiliste de la détection [73]

Pour définir la notion de la détection dans son aspect le plus simple, on envisage deux hypothèses :

- L'hypothèse nulle, H_0
- L'hypothèse alternative, H_1

Ces deux hypothèses représentent respectivement l'absence ou la présence du signal désiré. On ne peut donc prendre que l'une ou l'autre des deux décisions qui s'excluent mutuellement. Cette situation est connue sous le nom de décision

binaire (ou détection binaire). Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations représentées par des variables aléatoires.

Pour choisir l'hypothèse la plus vraisemblable, on fait appel aux deux probabilités conditionnelles : $\Pr(H_0/x)$ et $\Pr(H_1/x)$.

$\Pr(H_0/x)$ étant la probabilité que H_0 soit vraie, x étant connue.

$\Pr(H_1/x)$ étant la probabilité que H_1 soit vraie, x étant connue.

L'hypothèse H_0 est retenue si : $\Pr(H_0/x) > \Pr(H_1/x)$.

L'hypothèse H_1 est retenue si : $\Pr(H_1/x) > \Pr(H_0/x)$.

Le quotient de ces probabilités conditionnelles constitue le rapport de vraisemblance (Likelihood Ratio) noté généralement $\lambda(x)$ et donné par

$$\lambda(x) = \frac{P(x/H_1)}{P(x/H_0)} \quad (7.1)$$

La fonction de vraisemblance joue un rôle considérable dans la détection des signaux et l'estimation de leurs paramètres.

Chaque fois qu'une décision est prise, quatre cas sont possibles :

1. Détection du bruit (seul) (décider H_0 quand H_0 est vraie); probabilité du bruit, P_b .
2. Fausse alarme (décider H_1 quand H_0 est vraie); probabilité de fausse alarme, P_{fa} .
3. Non détection du signal (décider H_0 quand H_1 est vraie); probabilité de miss, P_m .
4. Détection de signal (décider H_1 quand H_1 est vraie); probabilité de détection, P_d .

Les critères de décision les plus connus sont ceux de Bayes et de Neyman-Pearson. Ce dernier consiste à rendre maximale la probabilité de détection, et fixer celle de la fausse alarme à une valeur désirée. Comme $P_d = 1 - P_m$, le critère de Neyman-Pearson consistera donc à rendre minimale la probabilité de non détection P_m .

7.3. Processus de détection

Un radar aéroporté ne peut pas voir à travers les montagnes, et il ne peut pas mieux voir à des altitudes basses à cause du fouillis de terre qui sera important. Même si la cible est dans la ligne de vue, cela ne signifie pas qu'elle va être détectée. Les échos peuvent être obscurcis par le fouillis de terre, les transmissions des autres radars, par les brouilleurs ou par d'autres interférences électromagnétiques.

Plusieurs impulsions sont reçues par le radar, lorsque le faisceau rencontre une cible. Le filtre, dans le processeur du signal du radar, additionne l'énergie contenue dans toutes ces impulsions. Le signal de la cible à la sortie du filtre correspond donc à l'énergie totale reçue pendant le temps que le faisceau illumine la cible. Cette énergie va se combiner avec celle du bruit.

A la fin de chaque période d'intégration, la sortie du filtre, qui est une somme du signal intégré plus le bruit, est appliquée à un détecteur. Si cette somme dépasse un certain seuil, le détecteur déclare la présence d'une cible. En l'absence d'écho, le bruit seul dépasse parfois le seuil; donc il y a une fausse alarme.

Si le seuil est trop élevé, des cibles peuvent être non détectées. S'il est trop bas, la probabilité de fausse alarme est augmentée comme le montre la Figure (7.1).

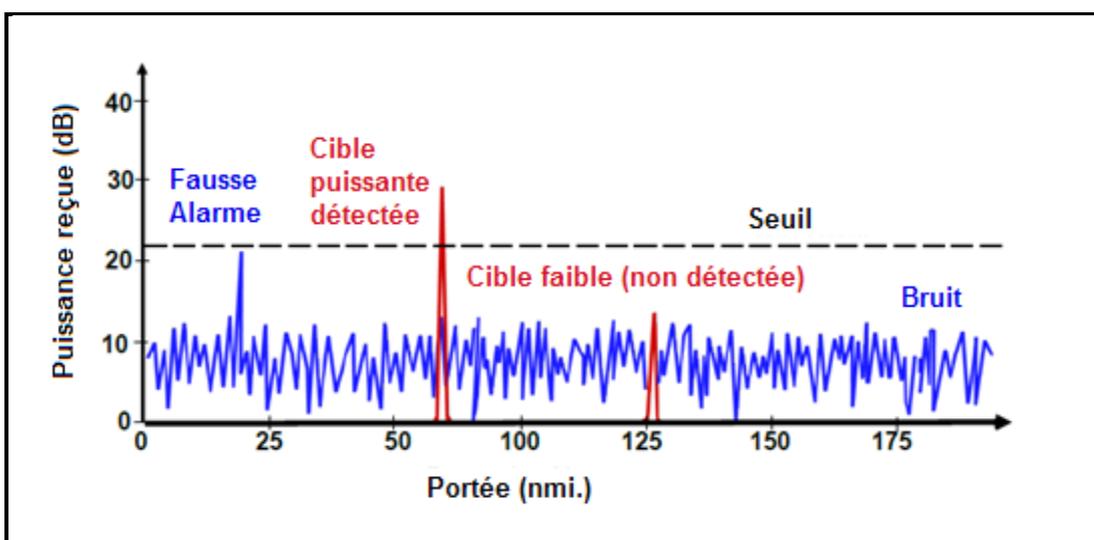


Figure 7.1 : Détection radar à seuil fixe

Les limitations du seuil fixe imposent l'utilisation d'un seuil adaptatif qui soit proportionnel à l'estimation du fouillis et par lequel la sensibilité de la Pfa sera réduite. Le récepteur est alors conçu pour atteindre un taux de fausse alarme constant, avec un maximum de probabilité de détection pour la cible, Figure (7.2).

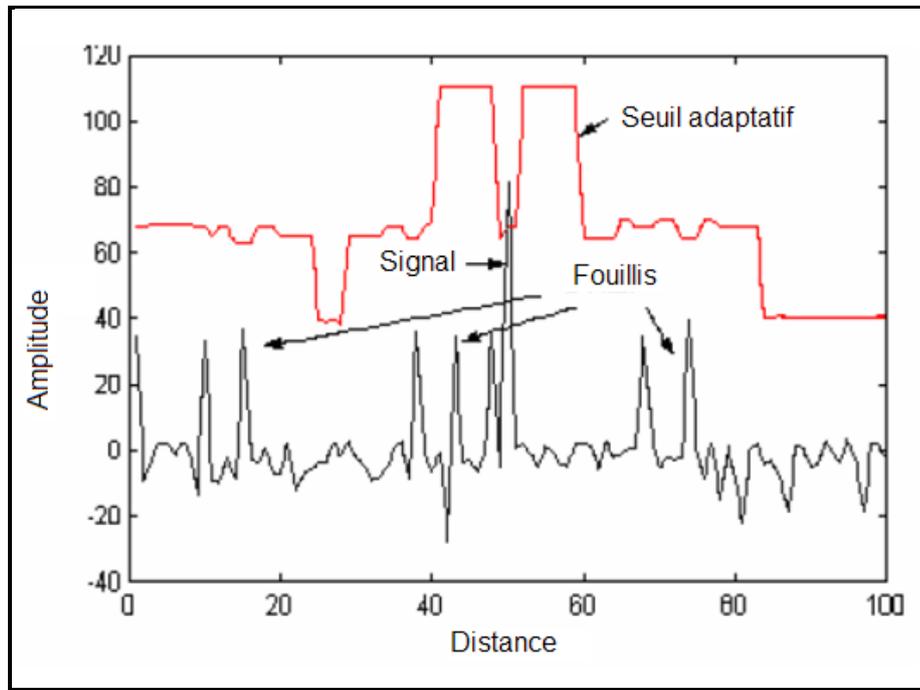


Figure 7.2 : Détection adaptative (seuil adaptatif)

7.4. Technique de la détection CFAR

Dans les systèmes de détection du signal radar, le problème est celui de la détection automatique d'une cible noyée dans un bruit thermique et le fouillis. Comme le signal reçu est non stationnaire avec une variance inconnue à l'entrée du récepteur, l'idée de détection classique utilisant un seuil fixe est extrêmement sensible aux changements de la variance totale du bruit. En effet, une petite augmentation de la puissance du bruit provoque un accroissement considérable dans la probabilité de fausse alarme, Pfa . Pour un seuil de détection invariant, la Pfa en fonction de la variance du bruit σ^2 , obtenue pour une valeur fixe de Pfa égale 10^{-6} , est illustrée sur la Figure (7.3). On remarque bien qu'une augmentation de $3dB$ seulement dans la puissance du bruit provoque un

changement de la P_{fa} de l'ordre de 10^3 qui est intolérable pour le traitement de données soit par le calculateur ou par les opérateurs et cela peut causer la saturation du système.

Cette remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar.

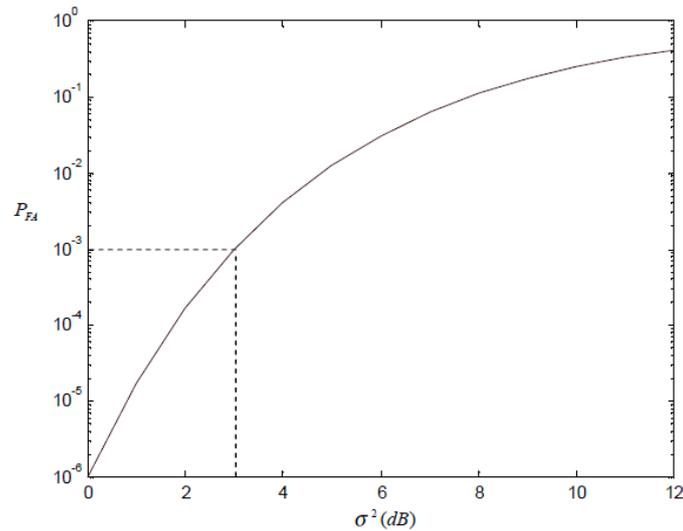


Figure 7.3 : Variations de la P_{fa} en fonction de la puissance du bruit

L'idée de base d'un détecteur CFAR, est d'utiliser quelques échantillons du bruit pour pouvoir l'estimer. Donc on peut établir un seuil de détection qui s'adapte aux variations du bruit. Ces échantillons sont obtenus par échantillonnage de la portée et de la fréquence de Doppler du signal reçu comme le montre la Figure (7.4). La largeur de bande de chaque filtre Doppler est égale à la largeur de bande de l'impulsion transmise, B , avec $B=1/\tau$, τ est largeur de bande de l'impulsion transmise.

La sortie de chaque détecteur quadratique est échantillonnée tous les τ secondes, ce qui correspond à un intervalle de portée de $C\tau/2$. Ainsi chaque échantillon peut être considéré comme étant la sortie de la cellule de résolution de la portée-Doppler avec dimension τ dans le temps et $1/\tau$ en fréquence. On obtient une matrice dont les éléments représentent la portée et la fréquence de Doppler des cellules de résolution, comme il est illustré sur la Figure (7.4).

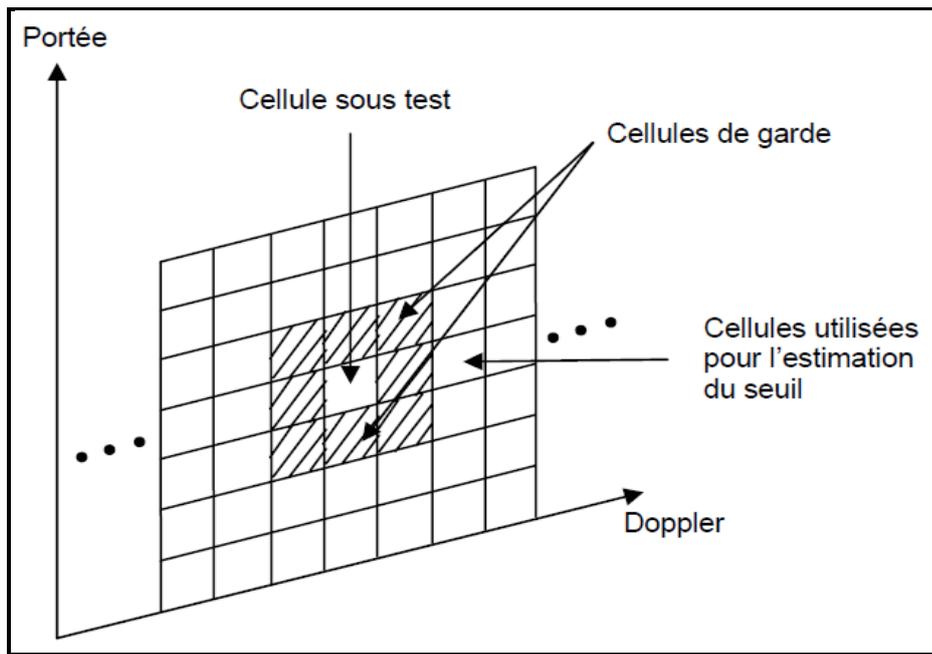


Figure 7.4 : Matrice des cellules Portée-Doppler

Nous supposons que la cellule test est celle du milieu et divise les cellules de résolution en deux fenêtres identiques, U et V . Les statistiques de ces deux fenêtres sont obtenues à partir des $N/2$ premières cellules de référence et $N/2$ dernières cellules de référence respectivement. On aura ainsi, N échantillons du bruit qui seront utilisés pour la détermination du seuil de détection. Les deux fenêtres U et V sont combinées suivant une certaine sélection, pour obtenir le niveau du bruit afin de maintenir la probabilité de fausse alarme à une valeur désirée et constante.

Ensuite, le niveau du bruit est multiplié par un coefficient appelé facteur multiplicatif du seuil T . Le seuil ainsi calculé est comparé avec la sortie de la cellule test q_0 pour décider de la présence ou l'absence d'une cible. La Figure (7.5) représente le schéma de principe du détecteur CFAR.

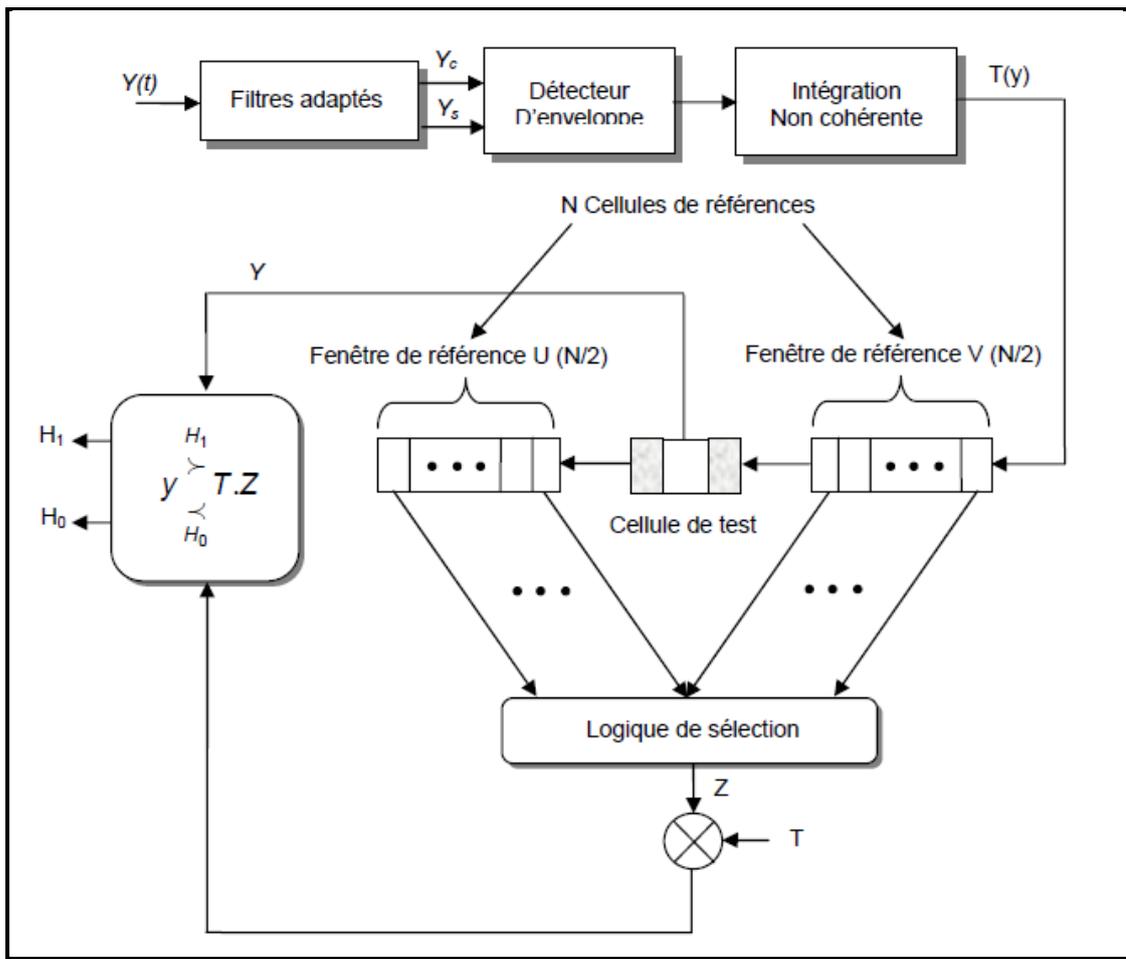


Figure 7.5 : Schéma de principe du détecteur CFAR [81]

7.5. Détection CFAR pour STAP optimal

La chaîne de détection après suppression des interférences par STAP est illustrée sur la Figure (7.6). La sortie du processeur STAP passe dans un détecteur CFAR où le contenu de la CST est comparé avec une sélection logique des contenus des cellules de référence, données secondaires collectées dans le cube de données STAP.

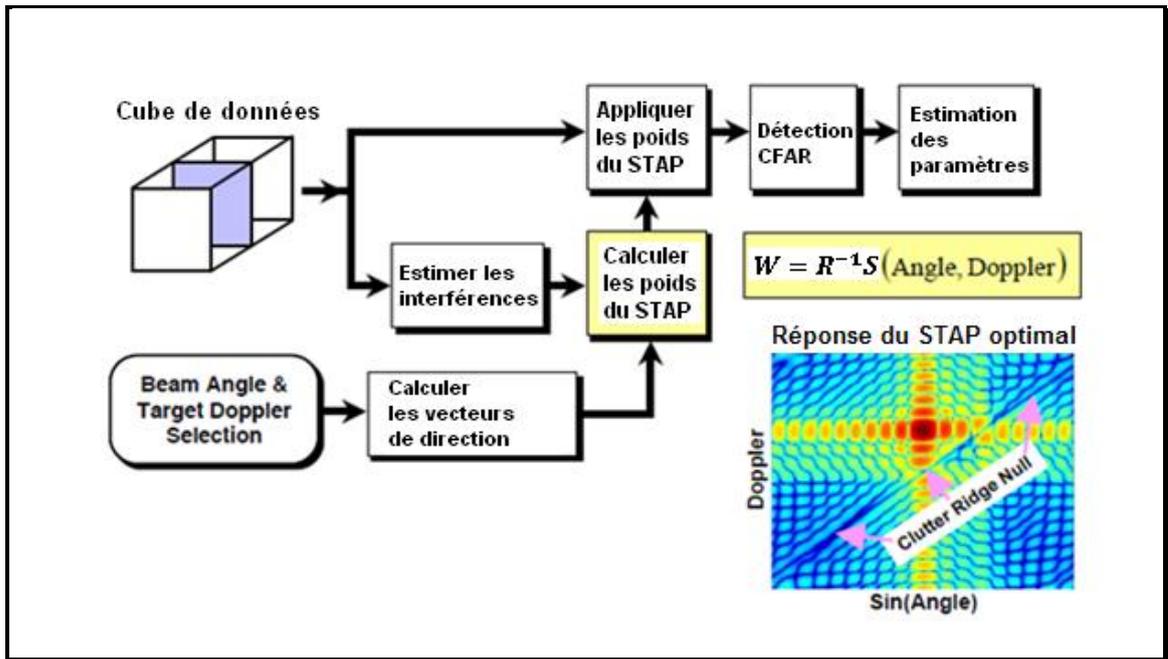


Figure 7.6 : Détection CFAR pour un processeur STAP optimal [1]

7.5.1. Test AMF-CFAR

La détection radar est un problème à deux hypothèses H_0 et H_1 . Comme il a été défini dans le paragraphe 2. Le vecteur aléatoire \mathbf{X} , est Gaussien sous les deux hypothèses et les densités de probabilités conditionnelles de \mathbf{X} sont respectivement

$$P_{X/H_1,\phi}(\mathbf{X}) = \frac{1}{\pi^{NM} \|\mathbf{R}_i\|} e^{-(\mathbf{X}-\sigma_t \mathbf{s})^H \mathbf{R}_i^{-1} (\mathbf{X}-\sigma_t \mathbf{s})} \quad (7.2)$$

et

$$P_{X/H_0,\phi}(\mathbf{X}) = \frac{1}{\pi^{NM} \|\mathbf{R}_i\|} e^{-\mathbf{X}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}} \quad (7.3)$$

Où $\|(\cdot)\|$ est l'opérateur déterminant. Le test du rapport de vraisemblance prend alors la forme suivante

$$\Lambda_{LRT} = \frac{P_{X/H_1}(X)}{P_{X/H_0}(X)} = \frac{\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f_{X/H_1,\vartheta}(X) d\vartheta}{\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f_{X/H_0,\vartheta}(X) d\vartheta} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (7.4)$$

Où η est le seuil de détection. Utilisons les densités de probabilités, ce test devient

$$\Lambda_{LRT} = I_0(2|\sigma_t| |\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}|) e^{-\sigma_t^2 \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (7.5)$$

Où $I_0(\cdot)$ est la fonction Bessel modifiée de première espèce. La matrice de covariance d'interférence \mathbf{R}_i est définie non négative, et la fonction modifiée de Bessel est monotone croissante dans son argument. Donc, le test (7.5) est simplifié à

$$\Lambda_{RMB} = |\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}|^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_1 \quad (7.6)$$

Où le nouveau seuil η_1 est relié au précédent seuil η par la relation

$$\eta_1 = \left[\frac{I_0^{-1}(\eta e^{-\sigma_t^2 \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}})}{2|\sigma_t|} \right]^2 \quad (7.7)$$

Le test dans (7.6) était le premier critère de détection *STAP* développé dans les articles bien connus de Brennan, Reed et Mallet (*RMB*) [4]. Le test *RMB* prend la forme du filtre adapté (Matched filter) pour la détection incohérente. Cependant, comme il a été noté par Kelly [59,60], aucun seuil prédéterminé ne peut être fixé pour réaliser une probabilité de fausse alarme spécifiée puisque le détecteur est conçu pour fonctionner dans un environnement d'interférences inconnu.

Le test *RMB* dans (7.7) peut être modifié pour satisfaire la propriété du *CFAR* par l'intermédiaire d'une normalisation par la puissance de sortie. Ce test normalisé, déterminé indépendamment dans [61,62], prend la forme

$$\Lambda = \frac{|\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}|^2}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}} \begin{array}{l} > \\ < \end{array} \begin{array}{l} H_1 \\ H_0 \end{array} \eta_2 (1 + \tilde{\alpha} \mathbf{X}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}) \quad (7.8)$$

La constante $\tilde{\alpha}$ détermine le test à utiliser

- $\tilde{\alpha} = 0$: test *AMF* ; *AMF* : Adaptive Matched Filter
- $\tilde{\alpha} = 1$: test *GLR* ; *GLR* : Generalized Likelihood Ratio
- $\tilde{\alpha}$ tend vers ∞ : test *ACE* ; *ACE* : Adaptive Coherent Estimation

Dans le cadre de notre travail, on va étudier le test *AMF*, donc on prend $\tilde{\alpha} = 0$.

La probabilité de détection pour ce test *AMF-CFAR* avec \mathbf{R}_i connue est donnée par

$$P_d = \sum_{n=0}^{\infty} \left(\frac{\xi^n e^{-\xi}}{n!} \right) Q(n+1, \eta_2) \quad (7.9)$$

Où ξ est le *SINR* de sortie donné par l'équation (SINR_{opt})

$Q(\cdot)$ est la fonction incomplète de Gamma. Le seuil η_2 est déterminé à partir de la probabilité de fausse alarme donné par

$$Pfa = Q(1, \eta_2) = e^{-\eta_2} \quad (7.10)$$

7.5.2. Structure du filtre de forme directe

Le test statistique du détecteur *AMF-CFAR* dans (7.6) peut être interprété comme le rapport de la valeur au carré de la sortie du filtre contraint de Wiener, W , sur la puissance du bruit de la sortie de ce filtre. La contrainte imposée est que le signal dans le lobe principal ne sera pas distordu. Donc, le problème est de minimiser la puissance du bruit de sortie soumis à la contrainte que la réponse du vecteur de pondération sera sans distorsions dans la direction de vue du lobe principal c'est-à-dire Cette expression représente aussi le vecteur de pondération qui maximise le *SINR*. W_{MVDR}

La sortie de cette structure de filtrage est formée par l'application du vecteur de pondération dans (7.6) au vecteur de données observées

$$\varepsilon_0 = \mathbf{W}^H \mathbf{X} = \frac{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{X}}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}} \quad (7.11)$$

La puissance du bruit de sortie de ce filtre de forme directe, qui est équivalente à l'erreur quadratique moyenne minimale (*MMSE*), est calculée comme suit

$$\psi_0 = \mathbf{W}^H \mathbf{R} \mathbf{W} = \frac{1}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S}} \quad (7.12)$$

Le *SINR* de sortie dû au filtre \mathbf{W} est donné par

$$SINR_{opt} = \frac{\sigma_t^2}{\psi_0} = \sigma_t^2 \mathbf{S}^H \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{S} \quad (7.13)$$

Le rapport de la valeur au carré de la sortie du filtre ε_0 dans (7.11) sur la puissance du bruit de sortie ψ_0 dans (7.12) donne le test statistique *AMF-CFAR* dans (7.13). Le détecteur *AMF-CFAR* du filtre de forme directe est représenté par la Figure (7.7). On remarque que la variable de sortie et la puissance du bruit de sortie du filtre contraint de Wiener représentent l'entrée du mécanisme de décision. Le test statistique *AMF-CFAR* calculé par

$$\Lambda = \frac{|\varepsilon_0|^2}{\psi_0} \quad (7.14)$$

est donc comparé avec le seuil η_2 . La sortie du système complet est la décision D_i , où $i = 0$ correspond à H_0 et $i = 1$ correspond à H_1 .

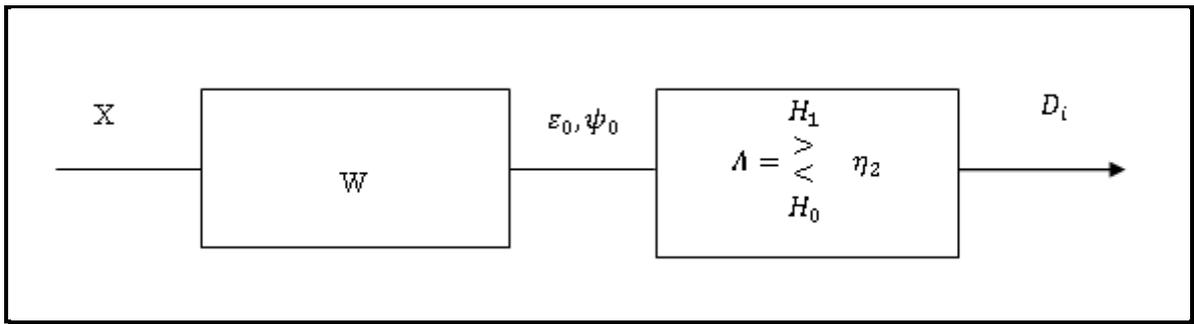


Figure 7.7 : Le détecteur *AMF-CFAR* de forme directe

7.5.3. Résultats de simulation

D'après les formules (7.9) et (7.10), on remarque que la probabilité de détection est fonction du rapport signal sur bruit plus interférence et de la probabilité de fausse alarme, qui est elle-même fonction du seuil η_2 . Pour mettre en évidence l'effet de ces paramètres sur la détection et la fausse alarme, on a représenté la probabilité de fausse alarme en fonction du seuil, et les variations de la probabilité de détection en fonction du *SINR*.

La Figure (7.8) montre que l'augmentation du seuil de détection entraîne une décroissance rapide de la *Pfa*. Par conséquent, il ne faut pas choisir un seuil trop élevé pour pouvoir maintenir une *Pfa* à une valeur constante et acceptable pour le calcul de la *Pd*.

D'après la Figures (7.9), on remarque que la probabilité de détection est faible pour des valeurs de *SINR* faibles, et qu'elle augmente proportionnellement avec le *SINR*. En outre, plus la *Pfa* est grande, plus la *Pd* est grande, et elle tend vers celle du détecteur optimal.

On peut donc conclure que, pour avoir une meilleure détection, il est nécessaire d'avoir un seuil élevé et un signal puissant par rapport au bruit, et une *Pfa* relativement faible.

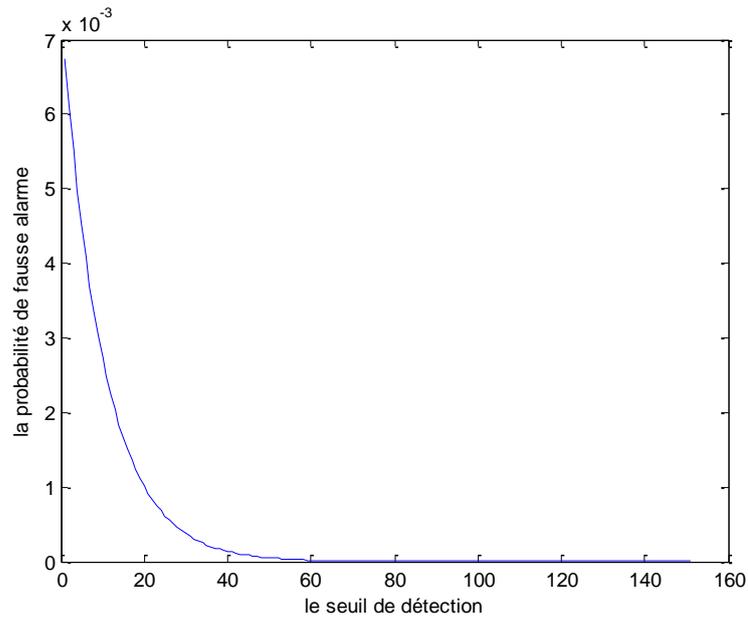


Figure 7.8 : Variations de la probabilité de fausse alarme en fonction du seuil

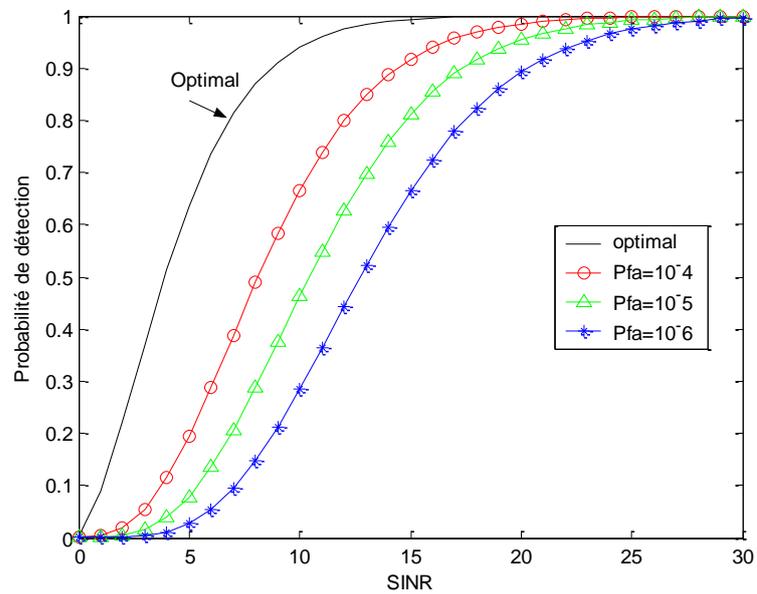


Figure 7.9 : Variations de la probabilité de détection en fonction du *SINR*

7.6. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la théorie de la décision qui se fait entre deux hypothèses qui s'excluent mutuellement. Le processus de détection a été introduit mettant en évidence le problème de la détection avec seuil fixe. Ce qui justifie l'utilisation d'un seuil adaptatif proportionnel à l'estimation du bruit et par lequel la sensibilité de la Pfa sera réduite.

La détection adaptative CFAR a été, ensuite, plus ou moins détaillée tout en donnant la relation entre le STAP et test AMF-CFAR, et la structure du filtre de forme directe.

Finalement les performances des probabilités de détection et fausse alarme ont été commentées.

Une comparaison avec d'autres détecteurs serait intéressante, ainsi qu'une application sur données simulées ou réelles.

Chapitre 8

Conclusions et Perspectives

8.3. Conclusions

8.4. Perspectives

8.1. Conclusions

Dans cette thèse, on a présenté une analyse du traitement adaptatif spatio-temporel dans un radar aéroporté monostatique.

On a commencé par donner des généralités sur le radar aéroporté monostatique à visée latérale, son principe, sa configuration géométrique ainsi que l'effet Doppler, ses causes et les deux types d'ambiguïtés existants (ambiguïté de la portée et Doppler).

Puis, on a présenté le principe fondamental du traitement adaptatif (spatial et spatio-temporel), tout en donnant le modèle mathématique des données des interférences dans le champ de surveillance du radar aéroporté. Ensuite, un historique d'apparition et de développement, ainsi que les principaux travaux concernant ce traitement ont été présentés.

La théorie de base d'analyse avec les valeurs propres a été présentée. En effet, la détection est meilleure et s'approche de celle du détecteur optimal pour des valeurs élevées de NM . Ce qui exige un temps de calcul très grand avec un matériel très coûteux.

Pour remédier à ces problèmes, on a considéré l'analyse du STAP à rang réduit en se basant sur la méthode des composantes principales PC et SINR metric. Les résultats ont montré que ces méthodes permettent une réduction simultanée du temps de calcul et du coût sans influencer sur la capacité de détection des cibles lentes. En effet, cette dernière n'est affectée qu'à des rangs très faibles. Cependant, il y a toujours apparition de notches ambigus du fouillis dus au chevauchement des intervalles de répétition d'impulsions. Ce qui prouve l'incapacité de ces techniques à éliminer ces ondulations.

Pour éliminer l'effet des notches ambiguës sur la détection, on a utilisé le principe de changement de PRF en introduisant, pour la première fois, la notion du chaos dans ce changement. Une étude comparative avec le changement quadratique a été faite, prouvant l'efficacité de ce changement chaotique pour la suppression des notches ambigus même en présence de la réduction du rang.

L'évaluation des algorithmes basés sur le suivi des sous-espaces a montré l'efficacité de ces algorithmes pour le traitement des données STAP. En effet, le rang est réduit et le temps de calcul aussi sachant que le traitement doit se faire en temps réel.

Pour étudier les performances de la détection, nous avons utilisé le test AMF-CFAR. On a montré que la probabilité de détection est proportionnelle au SINR et que la probabilité de fausse alarme P_{fa} décroît avec la décroissance du seuil.

8.2. Perspectives et suggestions pour de futurs travaux de recherche

Pour l'évaluation des méthodes présentées dans cette thèse, on a supposé que la matrice de covariance d'interférence \mathbf{R}_i est connue *a priori*. Cependant, en pratique cette matrice ne peut pas être connue, mais estimée à partir des données secondaires. Il serait donc intéressant de refaire l'analyse avec une matrice de covariance inconnue estimée à partir des données réelles captées par un radar aéroporté monostatique et procéder ainsi à une simulation en temps réel.

La réduction du rang est une étape nécessaire durant le traitement adaptatif spatiotemporel, dans lequel, comme toute application en temps réel, le temps de calcul est à minimiser au maximum. Bien sûr puisque le radar est aéroporté, la notion d'encombrement est aussi importante et doit être prise en compte. De ce fait, il serait donc souhaitable de chercher des méthodes de réduction de rang plus rapides, et moins coûteuses.

Le processus de détection utilise un détecteur CFAR conventionnel. L'investigation dans des variantes de détecteurs serait prometteuse.

Annexe

Simulation de Monté Carlo pour les réseaux d'antennes adaptatifs

Dans cette section, on présente une description de l'approche de simulation Monte Carlo, sous Matlab, utilisée afin d'évaluer les algorithmes et les techniques développés dans cette thèse. La démonstration de l'approche est faite en utilisant un traitement de réseau spatial et le beamformer MVDR introduit dans le chapitre 3. Cet exemple a été choisi car il existe une solution analytique qui caractérise le SINR normalisé, ρ , comme une fonction du nombre d'échantillons d'apprentissage (snapshots). On utilise cette solution analytique afin de valider les approches et simulation de base, qui sera ensuite étendu à d'autres problèmes qui ne sont pas si analytiquement manipulables [26].

L'architecture du réseau adaptatif qu'on a simulé est représentée sur la Figure (2.8). Le caractère aléatoire de ce système provient de deux sources. Chacun des N éléments a son propre récepteur, et chaque récepteur contribue par le bruit thermique au système. L'impact de ces sources de bruit du récepteur est caractérisé par une matrice de covariance diagonale, $\mathbf{R}_n = \mathbf{I}$. En outre, il existe un « bruit coloré » dans le système en raison de la présence de plusieurs barrages de brouilleurs. Chaque brouilleur, comme il a été vu dans le chapitre 2, est modélisé comme des processus aléatoires gaussiens et se caractérise par la matrice de covariance suivante

$$\mathbf{R}_j = \sigma_j^2 \mathbf{S}_{S_j} \mathbf{S}_{S_j}^H \quad (\text{A.1})$$

où σ_j^2 est la puissance du brouilleur et \mathbf{S}_{S_j} est le vecteur collecteur de réseau associé à la direction d'arrivée du brouilleur, θ_j . La formation de la matrice de

covariance de l'interférence plus bruit, $\mathbf{R}_{i,n} = \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n$ est une première étape importante dans la simulation. Celle-ci est divisée en trois sections : Définitions et Initialisation, Programme Principal et Sorties, comme il est illustré sur la Figure (A.1).

Dans le programme principal, il ya trois fonctions principales : la génération des données d'entraînement, le calcul du vecteur de poids adaptatif, et l'évaluation de la performance du vecteur de poids adaptatif. Un élément clé de l'étape définition et initialisations consiste à former la vraie matrice de covariance interférence plus bruit, $\mathbf{R}_{i,n}$, comme a été discuté ci-dessus. Ainsi, une fonction clé au début du programme principal est de générer les échantillons de données. Ces derniers sont calculés comme suit

$$\mathbf{x}_{i,n}(k) = \mathbf{R}_{i,n}^{1/2} \mathbf{a}_k \quad (\text{A.2})$$

où

$$\mathbf{a}_k = \frac{1}{\sqrt{2}} (\text{randn}(N, 1) + j * \text{randn}(N, 1)) \quad (\text{A.3})$$

où « randn » instruction Matlab pour générer des nombres aléatoires de distribution normale. On remarque que

$$\mathbf{E}[\mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H] = \mathbf{I} \quad (\text{A.4})$$

$$\mathbf{E}[\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H] = \mathbf{R}_{i,n}^{1/2} \mathbf{E}[\mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H] \mathbf{R}_{i,n}^{1/2} \quad (\text{A.5})$$

En remplaçant (A.4) dans (A.5), on trouve

$$\mathbf{E}[\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H] = \mathbf{R}_{i,n} \quad (\text{A.6})$$

On rappelle que $\mathbf{R}_{i,n}$ est hermitienne, c'est-à-dire $\mathbf{R}_{i,n}^H = \mathbf{R}_{i,n}$.

La deuxième fonction essentielle dans le programme principal est le calcul du vecteur de poids adaptatif. Dans cette section, on évalue le beamformer MVDR – SMI qui est calculé à partir de la relation

$$\mathbf{W}_{MVDR-smi} = \frac{\hat{\mathbf{R}}_{i,n}^{-1} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \hat{\mathbf{R}}_{i,n}^{-1} \mathbf{S}} \quad (\text{A.7})$$

Où $\hat{\mathbf{R}}_{i,n} = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L \mathbf{x}_{i,n}(t) \mathbf{x}_{i,n}^H(t)$ est la matrice de covariance calculée à partir des échantillons (snapshots) $\mathbf{x}_{i,n}$.

La troisième fonction importante du programme principal est d'évaluer les performances du vecteur de poids adaptatifs.

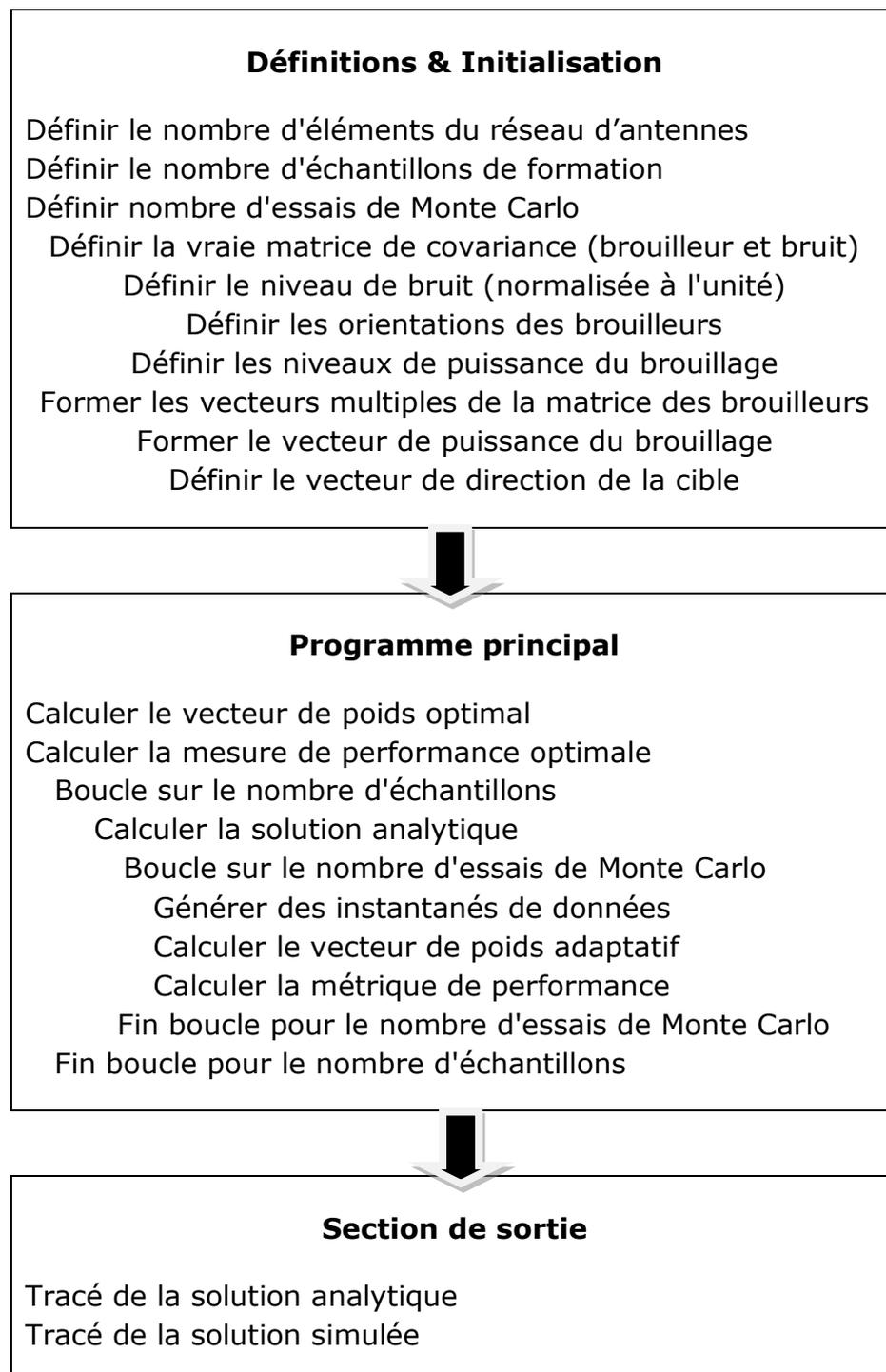


Figure (A1) : Aperçu sur l'algorithme de simulation

Bibliographie

- [1] J. Ward. Space-Time Adaptive Processing for Airborne Radar, *Technical Report 1015, Lincoln Laboratory MIT*, Dec. 1994.
- [2] G.W. Stimson, *Introduction to Airborne Radar*, second edition, Scitech Publishing, Inc. Mendham, New Jersey, 1998.
- [3] L.E. Brennan and I.S. Reed. Theory of radar, *IEEE transactions on Aerospace and Electronics*, vol. AES-9(2) : 237-252, 1973.
- [4] L. E. Brennan, J. Mallet and I. S. Reed. Adaptive arrays in airborne MTI radar, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 24(5) : 607-615, Sept. 1976.
- [5] R. Klemm. *Space Time Adaptive Processing Principles and applications*, The Institution of Electrical Engineers, London, 1998.
- [6] R. Klemm. *Principle of space-time adaptive processing*, IEE Press, Bodmin, UK, 2002.
- [7] J. R. Guerci. *Space-Time Adaptive Processing for Radar*, Boston, Artech House, 2003.
- [8] B. Himed. MCARM/STAP data analysis, *Technical report AFRL-SN-RS-TR-1999-48*, Vol II, Air Force Research Laboratory, May 1999.
- [9] P. G. Richardson. Analysis of the adaptive space-time processing technique for airborne radar, *IEE Proc. Radar, Sonar Navig*, 141(4) : 187–195, August 1994.
- [10] S.Dib, M.Barkat, J.M.Nicolas and M.Grimes. Two dimensional signal adaptive processing for airborne radar, *ICDIPC 2011, Part II, CCIS 189, Springer-Verlag Berlin Heidelberg* : 244-257, 2011.
- [11] P.G. Richardson. STAP covariance matrix structure and its impact on clutter plus jamming suppression solutions, *Electronics Letters* 37(2) : 118–119, 2001.
- [12] L. Savy and F. Le Chevalier. Traitements spatio-temporels adaptatifs en radar, *Techniques de l'ingénieur TE 6 710* : 1-14.

-
- [13] J. Ward, S. M. Kogon. Space-time adaptive processing (STAP) for AMTI and GMTI radar, *IEEE Radar Conference* : 26-29, April 2004.
- [14] I. S. Reed , J. D. Mallet and L. E. Brennan. Rapid convergence rate in adaptive arrays, *IEEE transactions on aerospace and Electronicssystems*, vol. AES-10(6) p: 853-863, Nov. 1974.
- [15] A. Haimovich. Eigencanceler: Adaptive radar by eigenanalysis methods, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32(2) : 532–542, 1996.
- [16] J.S. Goldstein and I.S. Reed. Theory of partially adaptive radar, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems In Proceedings of the IEEE National Radar Conference*, vol. 33(4) : 1309-1325, 1997.
- [17] J. S. Goldstein and I. S. Reed. Reduced-rank adaptive filtering, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 45(2) : 492-496, 1997.
- [18] J. S. Goldstein and I. S. Reed. Subspace selection for partially adaptive sensor array processing, *IEEE Trans. Aero. Elec. Syst.*, vol. 33(2) : 539-544, 1997.
- [19] J.R.Guerci, J.S.Goldstein and I.S.Reed. Optimal and adaptive reduced-rank STAP, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. 36(2) : 647-663, 2000.
- [20] A. M. Haimovich, Y. Bar-Ness. An eigenanalysis interference canceler, *IEEE Trans. Sig. Process.*, vol. 39(1) : 76-84,
- [21] A. M. Haimovich and M. Berin. Eigenanalysis-Based Space-Time Adaptive Radar: Performance Analysis, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33(4) , : 1170– October 1997
- [22] S.D. Berger and B.M. Welsh. Selecting a reduced-rank transformation for STAP, a direct form perspective, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. 35(2) : 722-729, April 1999.
- [23] C. D. Peckham, A. M. Haimovich, T. F. Ayoub, J. S. Goldstein and I. S. Reed, Reduced-Rank STAP Performance analysis, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 36(2) : 664–675, April.

-
- [24] H. Nguyen. *Robust Steering Vector Mismatch Techniques for reduced Rank Adaptive Array Signal Processing*, PhD thesis, Virginia Polytechnic Institute at State University, USA, Oct. 2002.
- [25] J. D. Hiemstra. Colored Diagonal Loading, *Proceedings of IEEE Radar Conference*, Long Beach, CA : 22-25, April 2002.
- [26] J. D. Hiemstra. *Robust Implementation of the Multistage Wiener Filter*. PhD thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, April 2003.
- [27] W. L. Melvin. A STAP overview, *IEEE Aero. .Elec. Syst. Mag.*, vol. 19(1) : 19-35, 2004.
- [28] Y. Dong. Overview of STAP Algorithms, *Tech. Rep. Electronic Warfare and Radar Division Defence Science and Technology Organisation*, Australia, Mar. 2011.
- [29] M. Rangaswamy. An Overview of Space-Time Adaptive Processing for Radar, *Tech. Rep. Air Force Research Laboratory/SNHE Hanscom Air Force Base*, MA, USA, Apr. 2005.
- [30] B. Himed. STAP techniques and applications (Tutorial), *IEEE International Radar Conference*, Adelaide, Australia, 2008.
- [31] R.Klemm. STAP with staggered PRF, *5th International Conference on Radar Systems*, Brest, France : 17-21, 1991.
- [32] S.Dib, M.Barkat, J.M.Nicolas and M.Grimes. A Reduced Rank STAP with Change of PRF, *In Proc. Eusipco2007, Poznan, Poland* : 95-122, Sept. 2007.
- [33] S.Dib, M.Barkat, J.M.Nicolas and M.Grimes. A Reduced Rank STAP and Staggered PRF for Multiple Target Situations, *International Journal on New Computer Architectures and Their Applications (IJNCAA)* : 52-69, 2012.
- [34] S.Dib, M.Barkat, J.M.Nicolas and M. Benslama. Chaotic staggered PRF and Reduced Rank STAP for airborne radar, *International Review of Aerospace Engineering (IREASE)*, vol 7(1), 25-33, 2014.
- [35] T.S. Parker, L.O. Chua. Chaos: a tutorial for engineers, *Proc. IEEE* 75-8 : 982-1008, 1987.

-
- [36] S. Haykin. Chaotic signal processing: New research directions and novel applications, *IEEE workshop on SSAP, Victoria, 1992*.
- [37] S. Haykin, X. B. Li. Detection of signals in chaos, *Proc. IEEE 83-1* : 95-122, 1995.
- [38] S. Yu and J. Lu. High Order Chua's Circuit and Its FPGA Realization, *Proc. IEEE 83-1* : 409-413, 2007.
- [39] P. B. Mital, U. Kumar and R. S. Prasad. Chua's Circuit – A Universal Paradigm for Generating and Studying Chaos, *Journal of Active and Passive Electronic Devices, Vol. 3* : 51–63, 2008.
- [40] P. Comon and G.H. Golub. Tracking a few extreme singular values and vectors in signal processing, *Proc. Of the IEEE*, vol 78(8) : 1327-1343, 1990.
- [41] B. Yang. Projection Approximation Subspace Tracking, *IEEE, Trans. Signal Processing*, vol. 44(1) : 95-107, 1995.
- [42] Y. Hua, Y. Xiang, T. Chen, K. Abed-Meraim and Y. Miao. A new look at the power method for fast subspace tracking, *Digital Signal Processing*, vol. 9(4) : 297–314, Oct. 1999.
- [43] K. Abed-Meraim, A.Chkeif and Y.Hua. Fast Orthonormal PAST Algorithm, *IEEE Signal Processing Letters*, 7 : 60–62, 2000.
- [44] R. Badeau, B. David and G. Richard. Fast approximated power iteration sub-space tracking, *IEEE Trans. Sig. Processing*, vol. 53 : 2931-2941, Aug. 2005.
- [45] A. Valizadeh and M.Karimi. Fast Subspace tracking algorithm based on the constrained projection approximation, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* : 1-16, 2009.
- [46] S. Beau and S. Marcos. Range Dependent Clutter Rejection using Range-Recursive Space Time Adaptive (STAP) Algorithms, *Signal Processing*, vol. 90(1) : 57-68, 2010.
- [47] P. Wang, M.O. Pun and Z. Sahinoglu. Low Complexity STAP via Subspace Tracking in compound-Gaussian Environment, *IEEE Radar Conference TR2* : 011-018, May 2011.

- [48] S. Dib, M. Barkat and M.Grimes. PAST and OPAST Algorithms for STAP in Monostatic Airborne Radar, *Proc. IEEE Conference of INISTA (International Symposium on Innovations in Intelligent SysTems and Applications)*, Istanbul, Turkey : 177-181, 2011.
- [49] S.Dib, M.Barkat and M.Benslama. Iterative Subspace Algorithms and Staggered PRF for Monostatic Airborne Radar, *Series B, Signal Processing and Pattern Recognition, AMSE Journal (2014)*, In press.
- [50] H. Belkacemi and S. Marcos. Fast Iterative Subspace Algorithms for Airborne STAP Radar, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Special Issue on Multisensor Processing for Signal Extraction and Applications : 1-8, 2006.
- [51] M. Kamenetsky and B. Widrow. A variable leaky LMS adaptive algorithm, *Proceedings of the IEEE conference of the 38th Asilomar on Signals, Systems and Computers*, vol. 1 : 125–128, Pacific Grove, Calif, USA, Nov. 2004.
- [52] L. Yang. *Design and analysis of adaptive noise subspace estimation algorithms*, PHD Thesis, Department of Electrical and Computer Engineering National University of Singapore, 2009.
- [53] R. Badeau. *Méthodes à haute résolution pour l'estimation et le suivi de sinusoïdes modulées. Application aux signaux de musique*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, France, Avril 2005.
- [54] H. Belkacemi. *Approches de sous-espaces pour le traitement adaptatif spatio-temporel en radar aéroporté monostatique/bistatique*, Thèse de doctorat, Université Paris-Sud XI, France, Décembre 2006.
- [55] Finn H. M and Johson R. S. Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates, *RCA Review.*, , vol. 29(3) : 414-464, 1968.
- [56] Minkler, G., and Minkler, J., CFAR: The Principles of Automatic Radar Detection in Clutter, by Magellan Book Company, 1990.
- [57] R. M. O'Donnell. *Radar Systems Engineering Lecture 6 Detection of Signals in Noise*, Radar Systems Course Detection : 1-57, Jan. 2010.
- [58] L. Abdou. Application des algorithmes évolutionnaires à l'optimisation du seuil de detection dans les systems distributes CFAR, Phd thesis, Université de Batna, 2009.

-
- [59] E. J. Kelly. An adaptive detection algorithm, *IEEE Trans. Aero. Elec. Syst.*, vol. AES-22(2) : 115-127, 1986.
- [60] E. J. Kelly. Adaptive clutter suppression for airborne phased array radars, *Processing, of the IEEE*, 130, pts. Fand H : 125-132, Feb.1983.
- [61] W.S. Chen and I.S Reed. A new CFAR detection test for radar, *Digital signal processing*, vol. 4(6) : 198-214, Oct. 1991.
- [62] F. C Robey, D.R. Fuhrmann, E.J. Kelly and R. Nitzberg. A CFAR Adaptive matched filter detector, *IEEE Transactions on aerospace and Electronic systems*, vol. 38(1) : 208-216, Jan 1992.
- [63] Y.-L. Gau and I.S. Reed. An improved reduced-rank CFAR space-time adaptive radar detection algorithm, *IEEE Trans. Sig. Process.*, vol. 46(8) : 2139-2146, Aug 1998.
- [64] I. S. Reed, Y. L. Gau, and T. K. Truong. CFAR detection and estimation for STAP radar, *IEEE Trans. Aero. Elec. Syst.*, vol. 34(3) : 722 735, 1998.
- [65] T. F. Ayoub and A. M. Haimovitch. Modified GLRT Signal Detection Algorithm, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36(3) : 810-818, July 2000.
- [66] J. S. Goldstein, I. S. Reed, and P. A. Zulch. Multistage partially adaptive STAP CFAR detection algorithm, *IEEE Trans. Aero. Elec. Syst.*, vol. 35(2) : 645-661, 1999.
- [67] M. Richards. Fundamental Concepts in Radar Signal Processing, *Tutorial of IEEE International Radar Conference*, Washington, DC, 2010.
- [68] J. Lifermann. *Les principes du traitement statistiques du signal, Tome 1, Les méthodes classiques*, Masson Paris, 1981.
- [69] M.L. Picciolo. *Robust Adaptive Signal Processors*, PHD thesis, Virginia, USA, April 2003.
- [70] M. Oudin. *Etude d'algorithmes de traitement d'antenne sur signaux large bande et signaux radar bande étroite à antenne tournante*, Thèse de doctorat, Université Paris 6, France, 2008.

-
- [71] G. G. Pailloux. *Estimation Structurée de la Covariance du Bruit en Détection Adaptative*, Thèse doctorat, Université Paris Ouest, France, 2010.
- [72] K.P. Ong. *Signal Processing for Airborne Bistatic Radar*, PhD Thesis, University of Edinburgh, June 2003.
- [73] Barkat, M., *Signal Detection and Estimation*, Artech House, 1991.
- [74] B.R. Mahafza. *Radar Systems Analysis and Design Using Matlab*, Chapman & Hall/CRC, 2000.
- [75] B.R. Mahafza and A.Z Elsherbeni. *Matlab simulations for Radar system design*, CRC Press, Boca Raton, FL, 2004.
- [76] B. Mahafza. *Radar signal analysis and processing using matlab*, Taylor & Francis Group, LLC, 2009.
- [77] M. Skolnik. *Introduction to Radar Systems*, McGraw-Hill, New York, 3rd Ed., 2001.
- [78] N. Levanon. *Radar Principles*, Wiley, New York, 1988.
- [79] L. Van Trees. *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, Vols. I and III, Wiley, New York, 2001.
- [80] J. Darricau. *Physique et théorie du radar*, Tome1, Editeur SODIPE, 2^{ème} édition, Paris 1981.
- [81] A. Mezache. *Optimisation de la detection décentralisée CFAR dans un clutter Weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurons flous*, Phd thesis, Université de Constantine, 2009.
- [82] Y. Saad. *Iterative methods for sparse linear systems*. Available at <http://wwwusers.cs.umn.edu/saad/>.
- [83] <http://www.radartutorial.eu/index.en.html>.

Adaptive Detection in Nonhomogeneous Environment

Abstract

RADAR is an electromagnetic system used to detect the presence of objects and extract the necessary information about the target from the received echo. To achieve the optimal performance of the detection, it is necessary to choose the right method of detection, but above all, we must identify and accurately characterize the nature of interference. Airborne or space radar systems operate in harsh environments where detection of small targets in a high clutter and/or in the presence of interference is required for effective surveillance of space. The only increases in transmitter power are not adequate to detect advanced threats in hostile conditions. Developments in the radar signal processing are required for improving the sensitivity in detection necessary. The subject of this thesis lies in the field of adaptive detection in a non-homogeneous environment; in particular Space Time Adaptive Processing in airborne radar. The problem concerns the suppression of clutter and jammers enabling the detection angle / Doppler of moving targets at low speed. These targets embedded in the ground clutter Doppler which is spread due to the movement of the platform, are not detectable by conventional methods based on spatial or temporal approaches only.

الكشف المكيف في بيئة غير متجانسة

ملخص

الرادار هو نظام كهرومغناطيسي يستخدم للكشف عن وجود الأشياء واستخراج المعلومات اللازمة حول الهدف من الصدى المستقبل. لتحقيق الأداء الأمثل للكشف، فمن الضروري اختيار الطريقة الصحيحة للكشف، ولكن قبل كل شيء، يجب علينا تحديد وبدقة طبيعة الإشارات الدخيلة. أنظمة الرادار المحمولة جوا تعمل في البيئات القاسية التي تتطلب الكشف عن الأهداف الصغيرة في فوضى عالية و/أو في وجود أصدااء دخيلة من أجل مراقبة فعالة للفضاء. الزيادات في قوة الإرسال ليست كافية لكشف التهديدات المتطورة في ظروف معادية. وبالتالي فمن الضروري تطوير طرق معالجة الإشارات الرادارية لتحسين حساسية الكشف اللازم. موضوع هذه الأطروحة يكمن في مجال الكشف المكيف في بيئة غير متجانسة. ولا سيما المعالجة ثنائية البعد زمن-فضاء في الرادار المحمول جوا. الإشكالية تتمثل في إزالة الأصدااء غير المرغوب فيها لتمكين كشف الأهداف المتحركة بسرعة منخفضة. هذه الأهداف تمثل جزءا لا يتجزأ من فوضى دوبلر الأرض الذي ينتشر بسبب حركة المنصة، و لا يمكن الكشف عنها بتطبيق الأساليب التقليدية القائمة على النهج المكانية أو الزمنية فقط.