



École Nationale Polytechnique
Département d'Électronique
Laboratoire des Dispositifs de Communication
et de Conversion Photovoltaïque



Thèse de Doctorat

En Électronique

Option : Traitement de signal

Présenté par :

Mohamed El Mounir ABDELAZIZ

Magistère en Électronique des Systèmes de l'USTHB

Intitulé

**TRAITEMENT RADAR ADAPTE A
L'ENVIRONNEMENT : CONCEPTION DE
FORME D'ONDE ET TRAITEMENT DE CLUTTER**

Soutenu publiquement le 22/05/2014 devant le jury composé de :

Président :	M. Mohamed TRABELSI	Professeur, E.N.P, Alger.
Directeurs :	M. Adel Belouchrani	Professeur, E.N.P, Alger.
	M. M'hamed Hamadouche	Maître de Conférence A, Université de Boumerdès
Examineurs :	M. Abdelhak ZOUBIR	Professeur Technische Universität Darmstadt, Allemagne
	M. Amrane HOUACINE	Professeur USTHB, Alger.
	M. Mustapha DJEDDOU	Maître de Conférence A, EMP, Alger

ENP 2014

ملخص

تعرض هذه الأطروحة إلى تحسين نوعية الإشارة المستقبلية من قبل الرادار و هذا بإنجاز تقنيتين، التقنية الأولى تخص التراجع ذاتي منسق مع الدوال العمودية التجريبي (AR-EOF) ، بينما التقنية الثانية تركز على معيار l_1 لتقدير إنعكاسات البحر وفق مكوناته النسيج و الترقيط. نتائج هاتين التقنيتين إستعملت لتصميم شكل الموجات الرادارية المرسله لغرضي تقليل طاقة إنعكاسات البحر على مستوى مجموعة خلايا زمنية صوب زاوية السميت وكذا نافذة مسافة ضمن فاصل دوري للرادار فيما يخص الغرض الثاني.

عالجنا أيضا ضمن أعمالنا تقليل الإنعكاسات الرادارية الأرضية بأعتماد ترشيح Doppler باستعمال معطيات تجريبية و هذا بنتمين تقنية AR-EOF لإيجاد مسقط عمودي لإزالة الإنعكاسات الأرضية بإعتبار الدوال العمودية التجريبية (EOF) لتثبيت بعد الفضاء الفرعي للإنعكاسات و المميزة بهيمنة طاقية ضمن الإشارة المستقبلية من قبل الرادار. **مفاتيح الكلمات :** رادار، إنعكاسات، تقدير، AR، l_1 ، l_2 ، دوال عمودية (EOF)، شكل الموجة، ترشيح Doppler ، مسقط عمودي، فضاء فرعي.

Résumé

Le présent travail cible particulièrement, l'amélioration de la qualité du signal reçu par un récepteur radar à travers la mise en œuvre de deux techniques AR-EOF (AutoRegressive-Empirical Orthogonal Functions) et l_2 - l_1 , pour l'estimation de clutter de mer, en se basant sur la propriété de décorrélation temporelle de ses composantes texture et speckle.

Les résultats des techniques d'estimation sont mis à profit pour la conception de formes d'onde radar à émettre qui minimisent l'énergie du clutter. A cet effet, les deux techniques d'estimation de clutter sont envisagées, d'une part pour une fenêtre distance d'une PRI (Pulse Repetition Interval) radar, dans le cas de la AR-EOF et d'autre part pour un ensemble de cellules distance dans une direction azimutale donnée pour la l_2 - l_1 .

La réduction de clutter a été aussi abordée dans un autre contexte lié au filtrage Doppler avec des données expérimentales, dans la mesure où la technique AR-EOF est appliquée pour déterminer un projecteur orthogonal pour la suppression de clutter qui se base sur un critère d'énergie qui utilise les fonctions orthogonales empiriques (Empirical Orthogonal Functions) pour fixer la dimension du sous espace clutter traduisant une prépondérance énergétique.

Mots clés : Radar, clutter, estimation, AR, EOF, AR-EOF, l_2 - l_1 , formes d'onde, filtrage, Doppler, projecteur orthogonal, sous espace.

Abstract

This work pinpoint particularly enhancement of radar received signal quality, where we achieved two techniques named AR-EOF (AutoRegressive-Empirical Orthogonal Functions) and l_2 - l_1 to estimate sea clutter by exploiting decorrelation time property of its components texture and speckle. To minimize sea clutter energy, results of these two estimation's techniques are capitalized respectively to design radar waveforms for two cases. The first one concerns waveform design to minimize clutter energy of range cells for a given azimuthally direction while the second case proceed clutter minimization of a range window within one radar period interval.

Our work concerns also clutter reduction in Doppler filtering area, where the AR-EOF technique is used to work out orthogonal projector for clutter suppression by mean of empirical orthogonal function (EOF).

The amount of EOF's modes energy fixes the dimension of clutter subspace that traduce the relevant energy contribution.

Key words : Radar, clutter, estimation, AR, EOF, AR-EOF, l_2 - l_1 , waveforms, filtering, Doppler, orthogonal projector, subspace.

Table des matières

1	Introduction	9
1.1	Objectifs	9
1.2	Contributions	10
1.3	Organisation	11
2	Forme d'Onde Radar	15
2.1	Introduction	15
2.2	Fonction d'ambiguïté	17
2.2.1	Définition	17
2.2.2	Propriétés de la fonction d'ambiguïté	18
2.3	Formes d'ondes radar usuelles	19
2.3.1	Filtre adapté à compression d'impulsion	19
2.3.2	Exemples de formes d'ondes modulées en fréquence	23
2.4	Conclusion	28
3	Estimation du Clutter de Mer	30
3.1	Introduction	30
3.2	Modèle de clutter	35
3.2.1	Modèle du signal à un CPI	36
3.2.2	Modèle du signal à plusieurs CPIs	37
3.3	Estimation AR-EOF : cas d'un seul CPI	38
3.3.1	Estimation de l'ordre AR du modèle	38
3.3.2	Décomposition EOF	42
3.4	Estimation ℓ_2 - ℓ_1 : cas de Plusieurs CPIs	48
3.5	Conclusion	55
4	Conception de Forme d'Onde Radar dans le Contexte de Clutter de Mer	57

4.1	Introduction	57
4.2	Représentation du signal reçu : cas du clutter de mer	59
4.3	Conception de forme d'onde	61
4.3.1	Introduction	61
4.3.2	Minimisation de la puissance de clutter	63
4.4	Simulations	68
4.4.1	Cas d'une seule porte distance et CPIs multiple : Propriété temporelle de la texture	69
4.4.2	Cas de plusieurs cellules de fenêtre distance d'une PRI : Propriété spatiale de la texture	71
4.4.3	Considération LPI : Low Probability Intercept	74
4.5	Conclusion	76
5	Traitement Doppler du Clutter de Sol	77
5.1	Introduction	77
5.2	Analyse de clutter de sol	79
5.2.1	Représentations analytiques du spectre de clutter de sol	79
5.3	Traitements Doppler	83
5.3.1	Introduction	83
5.4	Filtres "Moving Target Indicator"	87
5.4.1	Performances des filtres MTI	90
5.5	Banc de filtres Doppler	95
5.5.1	Dimensionnement du banc de filtre Doppler	97
5.5.2	Performances du Banc de filtres Doppler	99
5.5.3	Conclusion	102
6	Suppression de clutter de sol par estimation AR-EOF	104
6.1	Introduction	104
6.2	Estimation du sous espace clutter	105
6.2.1	Estimation de la matrice de covariance du clutter de sol	106
6.3	Projecteur orthogonal EOF pour la suppression du clutter de Sol	108
6.4	Conclusion	112
7	Conclusion générale	113
A	Décomposition en Fonctions Orthogonales Empiriques	116

A.1	Introduction	116
A.2	Algorithme d'analyse par EOFs	117
B	Algorithmes Sous Espace : ESPRIT et RELAX	119
B.1	Introduction	119
B.2	Algorithme ESPRIT	120
B.3	Algorithme RELAX	123
C	Spécifications du Radar IPIX	126
	Bibliographie	129

Table des figures

1.1	Approche générique d'adaptabilité de formes d'onde radar.	12
1.2	Logique de synthèse de formes d'onde radar.	13
2.1	Traitement du filtre de compression d'impulsion.	21
2.2	Signal chirp à l'émission.	22
2.3	Entrées (I,Q) du filtre de compression d'impulsion.	22
2.4	Module du signal de sortie du filtre de compression d'impulsion.	23
2.5	Fonction d'ambiguïté d'une impulsion de durée $0.5 \mu s$	24
2.6	Représentation des coupes :(a) $ \chi(\tau, 0) $, (b) $ \chi(0, f_d) $	24
2.7	Fonction d'ambiguïté d'un train d'impulsion : $N = 5$ impulsions, $T = 0.5 \mu s$ et $T_R = 5 \mu s$	25
2.8	Représentation des coupes :(a) $ \chi(\tau, 0) $ et (b) $ \chi(0, f_d) $	26
2.9	Représentation de forme d'onde LFM avec son contour.	27
2.10	Représentation des coupes d'une impulsion modulée LFM :(a) $ \chi(\tau, 0) $ et (b) $ \chi(0, f_d) $	28
3.1	Illustration de vagues capillaires (google.com).	31
3.2	Illustration de vagues whitecaps (google.com).	32
3.3	Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 1$	40
3.4	Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 2$	40
3.5	Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 3$	40
3.6	Représentations du lobe principal des fonctions d'auto-covariance $\bar{\mathbf{r}}$ et $\bar{\mathbf{g}}$	41
3.7	Variance fractionnelle	43
3.8	Exemple des premières modes EOFs.	43
3.9	Exemple des dernières modes EOFs.	44
3.10	Texture estimée avec un ordre AR $P = 1$	45
3.11	Texture estimée avec un ordre AR $P = 2$	45
3.12	Texture estimée avec un ordre AR $P = 3$	46

3.13	Erreur résiduelle de la texture après estimation AR-EOF	46
3.14	Variance cumulée en fonction du nombre de mode	47
3.15	Texture estimée à 80% de l'énergie totale	47
3.16	Texture estimée à 90% de l'énergie totale	47
3.17	Erreur résiduelle de la texture pour les critères de pondération et d'énergie.	48
3.18	Synthèse de la texture à partir d'une somme de quatre cosinusoides.	50
3.19	Estimation des coefficients des cosinusoides.	51
3.20	Coefficients moyens estimés en fonction des fréquences moyennes estimées.	53
3.21	Comparaison entre les estimées RELAX, ESPRIT et $\ell_2 - \ell_1$ avec la texture originale.	53
3.22	Carré de l'erreur résiduelle $\ \mathbf{e} \ ^2$	54
3.23	RELAX et ESPRIT, en considérant 8 harmoniques.	54
3.24	Zoom in : RELAX et ESPRIT, en considérant 8 harmoniques.	55
4.1	Partie de la chaîne radar affectées par la forme d'onde.	62
4.2	Représentation temporelle de l'onde conçue : cas de texture temporelle	70
4.3	Fonctions d'ambiguïté : cas de la propriété temporelle de la texture	70
4.4	Fonctions d'autocorrélation : cas de la propriété temporelle de la texture.	70
4.5	Comparatif des résolutions en distance entre l'onde conçue et le chirp	71
4.6	Comparatif des niveaux des premiers lobes secondaires de l'onde conçue et du chirp	71
4.7	Représentation temporelle de l'onde conçue : Cas de texture spatiale	72
4.8	Fonctions d'ambiguïté du chirp et de l'onde conçue pour la propriété spatiale de texture	73
4.9	Fonctions d'autocorrélation du chirp et de l'onde conçue pour la propriété spatiale de texture	73
4.10	Comparatif des résolutions en distance entre l'onde conçue et le chirp	73
4.11	Comparatif des niveaux des lobes secondaires entre l'onde conçue et le chirp	74
5.1	Spectres de clutter de sol pour différentes valeurs de vitesse du vent.	81
5.2	Représentation temporelle du clutter de sol pour une PRI à différentes valeurs de vitesse du vent.	82
5.3	Représentation empirique du clutter de sol à différentes vitesses de vent w	83
5.4	Structure du filtre Doppler transverse	85
5.5	Structure du filtre Doppler à décomposition Phase/Quadrature.	86
5.6	Structure FIR du filtre MTI.	87
5.7	cellule élémentaire d'un soustracteur MTI.	88

5.8	Soustracteur MTI d'ordre n	89
5.9	Soustracteur MTI : $n = 1$	89
5.10	Soustracteur MTI : $n = 2$	90
5.11	Soustracteur MTI : $n = 3$	90
5.12	Signaux vidéo bruts des voies Phase et Quadrature (I,Q)	92
5.13	Module des signaux (I,Q) après filtrage MTI double annulation	93
5.14	Module des signaux (I,Q) après filtrage MTI triple annulation	94
5.15	Illustration de l'approche de traitement MTD	96
5.16	Arrangement 3D des échantillons du signal complexe en entrée en fonction des paramètres radar : Distance, PRIs et N_c	97
5.17	Représentation Distance-Doppler après traitement MTD.	97
5.18	Représentation Distance-Doppler après traitement MTD	98
5.19	Représentation de la fonction de transfert d'un filtre Doppler avec fenêtrage Chebyshev	99
5.20	Réponse fréquentielle du banc de filtre Doppler	100
5.21	Signaux vidéo bruts des voies Phase et Quadrature (I,Q).	101
5.22	modules des signaux à la sortie du banc de filtre.	101
5.23	Zoom d'une fenêtre distance de clutter de sol.	101
5.24	Facteurs d'annulation à la sortie des filtres Doppler.	102
6.1	Fenêtre distance d'une PRI représentative d'une prépondérance du clutter de sol.	106
6.2	Comparaison des fonctions de covariances de \mathbf{r} "estimée" et \mathbf{g} "observation"	107
6.3	Mesure de la distance d de \mathbf{r} "estimée" pour $p = 1$ et $p = 2$	108
6.4	Variance cumulée de la contribution des valeurs propres des différents modes.	109
6.5	Représentation fréquentielle du filtre d'ordre zéro.	110
6.6	Densité spectrale de puissance du clutter après projection orthogonale avec différentes valeurs $(1-s)$	110
6.7	Représentation du signal $\mathbf{y}^{0\perp}$ à la sortie du filtre de clutter AR-EOF.	111

Liste des tableaux

2.1	Paramètres de simulation d'un scénario de traitement du filtre de compression.	22
2.2	Cas d'une seule impulsion : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.	25
2.3	Cas d'un train d'impulsion : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.	26
2.4	Cas d'un CHIRP : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.	28
3.1	Valeur de l'EQM pour les ordres AR $P = 1$, $P = 2$ et $P = 3$	46
3.2	Coefficients estimés à partir de 1000 tirages de Monte Carlo	53
3.3	Valeurs des EQM pour les algorithmes RELAX, ESPRIT et ℓ_2 - ℓ_1	54
4.1	Quantification des performances LPI dans les cas des propriétés temporelle et spatiale de la texture	75
5.1	Valeurs typiques du facteur de forme β à différentes conditions de vent.	81
5.2	Valeurs des coefficients r_c de la composante continue à différentes valeurs de w	81
5.3	Variance du spectre avec des valeurs typiques de la vitesse du vent	82
5.4	Valeurs typiques de fréquences de coupures en fonction de valeurs typiques vitesses de vent.	83
5.5	Coefficient binomiaux des filtres MTI double et triple annulations	93
5.6	Facteurs d'amélioration moyens des filtres MTI double et triple annulation	95
5.7	Coefficients du Banc de filtres Doppler avec fenêtrage de Chebychev	100

GLOSSAIRE

AR	Auto-régressif
EOF	Empirical Orthogonal Functions
CPI	Coherent Processing Interval
dsp	densité de probabilité de puissance
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
ESPRIT	Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques
EVD	Eigen Value Decomposition
f_d	fréquence Doppler
f_{dp}	fonction de densité de probabilité
FFT	Fast Fourier Transform
FZC	First Zero Crossing
GLRT	Greater Likelihood Ratio Test
I,Q	(In phase, Quadrature)
LFM	Linear Frequency Modulation
LPI	Low Probability Interception
MAP	Maximum A Posteriori
MRV	Maximum du Rapport de Vraisemblance
MTI	Moving Target Indicator
MTD	Moving Target Detector
MUSIC	MULTiple Signal Characterization
p_{fa}	probabilité de fausse alarme
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Interval
PSL	Peak Sidelobe Level
PPZ	Premier Passage par Zéro
ISL	Integrated Sidelobe Level
Q	composante en Quadrature
RELAX	RELAXation
RIF	Réponse Impulsionnelle Finie
RSC	Rapport Signal sur Clutter
SAR	Synthetic Aperture Radar
SAW	Surface Acoustic Wave
SER	Surface Equivalent Radar
SVD	Singular Value Decomposition
T	durée d'impulsion
T_R	période de répétition
T.B	Temps-Bande passante
TFAC	Taux de Fausses Alarmes Constant
VHF	Very High Frequency

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Objectifs	9
1.2 Contributions	10
1.3 Organisation	11

"Chacun appelle "idées claires" celles qui sont au même degré de confusion que les siennes propres."
Koan zen

1.1 Objectifs

Les techniques de détection et d'interception radars ont requis des émetteurs ayant des niveaux de puissance relativement importants pour signifier dans une étape préliminaire, la présence de cibles radars dont l'amplitude des échos est supérieure à un seuil, appelé communément seuil de détection.

A partir de cette étape, on pouvait entreprendre tous les traitements qui en découlent, notamment pour ce qui se rapporte à l'estimation de paramètres, tels que, la fréquence porteuse, l'angle d'arrivée, le temps d'arrivée, la durée d'impulsion, la polarisation ainsi que d'autres paramètres intrinsèques à l'impulsion émise. Ce qui revient dans le cas où le besoin nécessite tous ces paramètres, à former un descripteur d'impulsion.

Principalement, la complexité de l'application radar dicte l'ampleur des paramètres à estimer à partir du signal réfléchi par la cible. A titre d'exemple, un radar de surveillance de la circulation aérienne requiert uniquement une bonne qualité d'estimation

de la fréquence porteuse, de l'angle de direction et du temps d'arrivée pour déterminer la position et l'évolution des aéronefs dans l'espace, contrairement à un radar de guerre électronique qui sollicite dans une phase initiale, des traitements embarqués et un descripteur d'impulsion pour permettre aux traitements hiérarchiques, tels que l'intelligence signal de se prononcer sur le degré d'une menace.

L'évolution de la scène de détection radar exige de celui-ci une notion d'adaptabilité qui ne peut être perspicace que si elle affecte tous ses systèmes contribuant à l'élaboration séquentielle de l'information radar, de façons logicielle et matérielle. Aussi, l'ingénierie radar doit considérer la notion d'adaptabilité plus particulièrement au niveau du vecteur de l'information qui scrute l'environnement, en l'occurrence l'onde radar.

Le signal de l'onde radar est apte à véhiculer des informations sur l'évolution de la scène de détection ; informations qui sont étroitement liées à l'amplitude et la phase de l'onde considérée. En fonction de la nature des obstacles ayant réfléchi l'onde radar, à savoir le clutter ou bien les cibles utiles ; les traitements radars s'intéressent aux paramètres du signal reçu en termes d'amplitude, de forme d'onde, de phase et de fréquence.

1.2 Contributions

Dans une optique d'adaptation à l'environnement de détection, en l'occurrence le clutter en général et le clutter de mer en particulier, le travail que nous présentons relate dans une première étape une approche de conception de forme d'onde qui se base sur un apprentissage a priori pendant un premier laps de temps pré-défini, d'une scène de détection dans un clutter de mer, ceci, à partir d'une forme d'onde usuelle à émettre, tel qu'un chirp (signal à modulation linéaire de fréquence) et dont le signal réfléchi ou reçu traduit un vecteur d'information qui permet une estimation de la statistique du clutter de mer.

Les deux algorithmes élaborés dans le cadre des travaux de cette thèse se basent sur la propriété temporelle du clutter de mer pour estimer ses composantes texture et speckle suivant deux contextes, respectivement, temporel et spatial, pour lesquels la composante texture est stationnaire dans le premier et obéit à un modèle cyclostationnaire dans le second.

A partir des estimées des composantes de clutter, il s'agit de déterminer une forme d'onde pour un second laps de temps, à partir d'un critère des moindres carrés qui

minimise l'énergie de la composante lente ou bien énergétique, en l'occurrence la texture.

Par ailleurs, l'algorithme d'estimation dans le cas de la stationnarité du clutter est mis à profit dans le cadre des traitements de suppression du clutter en formant un projecteur orthogonal au sous-espace clutter, moyennant un seuil d'énergie de clutter pré-établi.

1.3 Organisation

Dans ce contexte, nous introduisons dans **le chapitre 2** une description des paramètres amplitude et argument, de par une étude de formes d'ondes usuelles à modulation de fréquence, pour signifier leur importance dans les domaines fréquentiel et temporel ainsi que leur impact sur les résolutions distance et Doppler ou bien vitesse, en utilisant la fonction d'ambiguïté comme outil de caractérisation temps-fréquence.

Cependant, l'adaptabilité à l'environnement doit constituer une condition sine qua non pour tout système de traitement radar, appelé à opérer une détection de cibles dans un environnement dynamique lié intimement à la composante clutter. Pour se faire un apprentissage de l'environnement est constamment requis pour permettre des traitements efficaces destinés à réduire les effets du clutter en tant qu'interférence émanant, du sol, de la mer, de la pluie, des chaffs, des oiseaux ... etc. Cet apprentissage est traduit par une estimation de la statistique du clutter pour statuer sur la qualité optimale du traitement à travers des critères d'appréciation tels que le maximum de vraisemblance et l'erreur quadratique moyenne.

A cet effet, **le chapitre 3** porte sur l'estimation de la statistique de clutter et présente deux techniques d'estimation du clutter de mer de par ses deux composantes, texture et speckle qui présentent fondamentalement une propriété de temps de corrélation lent pour la texture et rapide pour le speckle.

Cette propriété a été mise à profit pour le développement de deux algorithmes d'estimation de la composante texture à la base d'une part, une technique AR-EOF qui concerne une combinaison de modèle Auto Régressif (AR) avec les fonctions orthogonales empiriques (Empirical Orthogonal Functions) et d'autre part, un critère $\ell_2 - \ell_1$ qui capitalise la parcimonie de la composante texture du clutter de mer. Ces deux techniques sont mises en œuvre respectivement pour deux cas d'intérêt à savoir ; le profil en distance ou spatial de la texture sur plusieurs cellules de résolution distance pour une durée CPI

(Coherent Processing Interval), pour le premier cas et l'évolution de la texture au niveau d'une cellule de résolution distance sur une durée d'observation élargie qui s'étend sur plusieurs CPI ou tour d'antenne pour le second cas.

L'évolution des systèmes radars a ciblé principalement les étages à faible puissance qui sont propres aux parties réception et traitement à cause du sursaut de la numérisation, contrairement à la partie émission qui connaît une carence de numérisation dans ses composantes de puissance ainsi qu'une limite matérielle en radio-fréquence pour la génération de formes d'onde de plus en plus élaborées. Cependant, l'association des lois de Moore avec les récents progrès dans la génération arbitraire ou dynamique des formes d'onde [1] a considérablement ouvert les perspectives d'introduire l'adaptabilité dans l'émission radar.

A ce titre, fondamentalement, dans **le chapitre 4**, nous relatons l'adaptabilité dans le sens où le radar transmet des formes d'onde arbitraires à la base d'un apprentissage a priori de la scène couverte par son champ de rayonnement, où l'environnement désigne les facteurs déterminants des performances du radar en rapport avec le clutter, les cibles, le bruit interne du récepteur ainsi que les interférences de natures passive et active.

L'apprentissage de l'environnement, tel que présenté avec un aspect générique dans la figure 1.1, induit un traitement adaptatif du signal reçu et les résultats des traitements dictent la nécessité de modifier ou non la forme d'onde déjà émise.

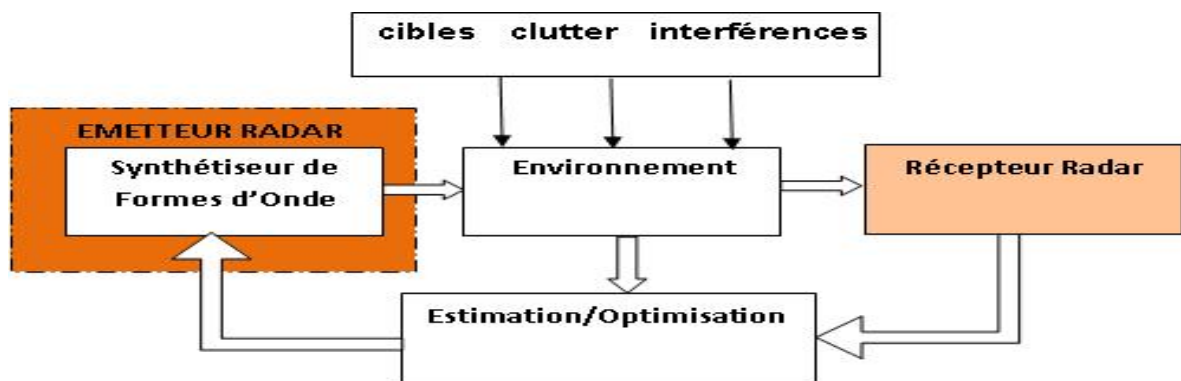


FIGURE 1.1 – Approche générique d'adaptabilité de formes d'onde radar.

L'emploi de l'adaptabilité dans un radar doit respecter les performances, la gestion des ressources hardware et software ainsi que la nature de la mission du radar. Dans ce contexte d'adaptabilité radar que nous abordons, il s'agit de permettre au radar la ca-

pacité de subvenir aux traitements de scénarios de détection à partir des degrés de liberté offerts par la diversité de formes d'onde que peut prendre le signal à émettre. Patton en [2] a introduit une taxonomie de l'adaptabilité au niveau de la forme d'onde elle-même, par laquelle il présente deux familles d'adaptabilité à savoir :

- une adaptabilité par la sélection de paramètres de la forme d'onde, telles que, la période de répétition de l'impulsion, la porteuse, la durée d'impulsion et l'excursion de fréquence dans le cas d'une forme d'onde de type Chirp, à titre d'exemple ;
- une adaptabilité par la conception de la forme d'onde suivant la scène radar observée.

La taxonomie de mise en œuvre selon les deux types de familles est décrite en fonction d'un nombre de degrés de liberté comme présenté dans la figure 1.2, où la complexité est appréciée suivant le déplacement dans la figure, dans le sens de l'angle supérieur gauche vers l'angle inférieur droit.

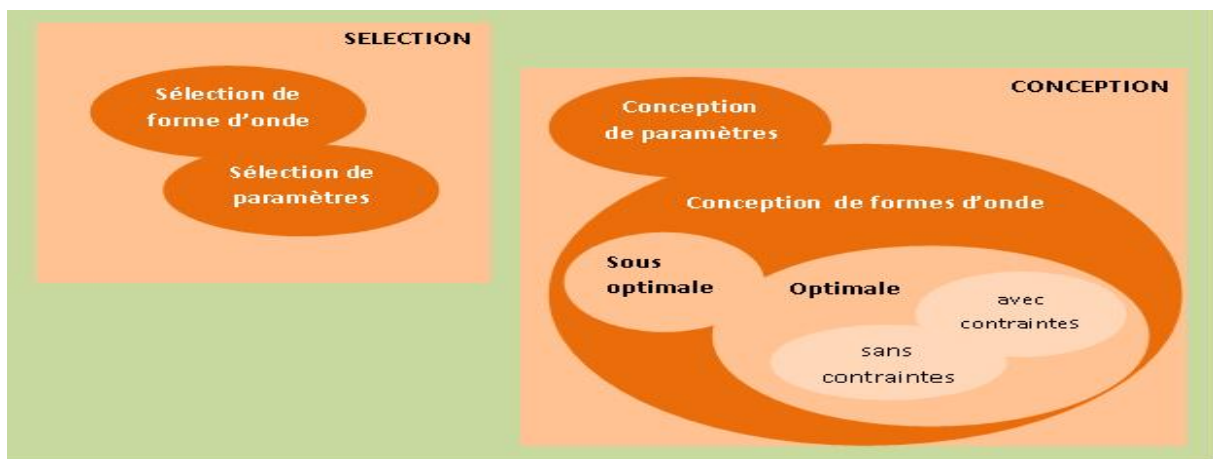


FIGURE 1.2 – Logique de synthèse de formes d'onde radar.

La première famille consiste à introduire une adaptabilité en fonction de l'environnement ou bien de la scène de détection, en adoptant une approche de **sélection**. Cette sélection comprend deux classes à savoir ; une classe de formes d'onde préétablies dans un sens de "bibliothèque de formes d'onde" ainsi qu'une classe de paramètres préétablis dans un sens de "bibliothèque de paramètres de formes d'onde", en termes de fréquence de répétition radar, durée d'impulsion, excursion de fréquence . . .etc. Évidemment, il devient fastidieux et coûteux du point de vue ressources matérielles et logicielles, de prévoir des bibliothèques qui peuvent subvenir à une adaptabilité au sens large des scènes de détection. Cependant, la définition de la mission du radar est primordiale pour une prévision stricte des formes d'onde et des paramètres utiles qui seront supportés aux niveaux des

systèmes du radar qui se rapportent à l’adaptabilité d’émission.

Moran et al. dans [3] ont montré que pour un radar qui émet une forme d’onde de type chirp de durée et de bande passante données, il n’existe qu’une bibliothèque optimale avec deux formes d’onde d’un type chirp, l’une avec la valeur maximale de l’excursion de fréquence et la seconde avec sa valeur minimale et toutes les autres valeurs de l’excursion de fréquences ne sont pas utiles.

La seconde famille qui est à considérer pour supporter l’adaptabilité d’émission est celle qui opte pour la notion de **conception**, où cette conception de formes d’onde comprend deux classes dites optimale et sous optimale. La classe optimale est scindée en deux sous classes, l’une avec contraintes qui considère le hardware de l’émetteur et le traitement de signal du récepteur et l’autre est sans contraintes.

Par rapport à cette seconde famille de conception de forme d’onde, nous utilisons les deux techniques développées dans le chapitre 4, pour introduire un critère de minimisation de l’énergie du clutter en fonction des coefficients d’une forme d’onde objet à modulation de phase. La forme d’onde escomptée concerne le cas d’estimation du profil en distance de la texture sur plusieurs résolutions distance et le cas d’estimation de la texture pour une résolution distance sur une durée d’observation prolongée. Dans cette famille, chaque échantillon du signal reçu constitue un degré de liberté pour l’algorithme de conception, cependant la classe optimale maximise les métriques de performances alors que la sous optimale utilise des méthodes heuristiques pour améliorer les performances du radar.

Enfin, pour donner une complémentarité aux travaux entrepris dans le cadre de cette thèse nous avons abordé un traitement qui n’est pas des moindres dans le domaine du radar, en l’occurrence le filtrage des échos fixes ou quasi stationnaires, où nous avons considéré ce traitement dans **le chapitre 5**, à travers les techniques Doppler classiques, tels que, le filtrage Moving Target Indicator (MTI) et le banc de filtres Doppler, où nous avons apprécié la qualité des traitements qui en découlent, en les appliquant à des données expérimentales de clutter de sol.

Pour **le chapitre 6**, nous considérons le filtrage de clutter de sol, à partir de notre technique AR-EOF qui permet sa suppression grâce à l’estimation de sa matrice de covariance, pour aboutir à une décomposition propre, à partir de laquelle nous avons formé un projecteur orthogonal au sous-espace clutter, que nous appliquons au signal reçu, sachant que l’énergie du sous-espace clutter de sol prévaut sur celles des sous-espaces bruit interne du récepteur et du signal de la cible.

Chapitre 2

Forme d'Onde Radar

Sommaire

2.1	Introduction	15
2.2	Fonction d'ambiguïté	17
2.2.1	Définition	17
2.2.2	Propriétés de la fonction d'ambiguïté	18
2.3	Formes d'ondes radar usuelles	19
2.3.1	Filtre adapté à compression d'impulsion	19
2.3.2	Exemples de formes d'ondes modulées en fréquence	23
2.4	Conclusion	28

"La responsabilité de celui qui sait est moins de partager le savoir que de partager les réflexions auxquelles l'a conduit ce savoir."

Sigmund Freud

2.1 Introduction

Les récents progrès dans la technologie des amplificateurs linéaires, l'implémentation de la génération de formes d'onde arbitraires et la puissance des traitements ont permis de considérer la réalisation d'émetteurs radars avec des degrés de liberté de types temps fréquences, aboutissant ainsi, à un choix aisé de la bande de fréquence de travail, des durées d'impulsion et d'une diversité de modulation du signal émis.

Les considérations de mise en œuvre de signal d'exploration radar se basent fondamentalement sur la concrétisation d'un signal qui produit une adaptation avec la réponse du filtre adapté du récepteur radar, ceci pour une ou plusieurs applications ayant trait à

la séparation de cibles, la discrimination Doppler, la signature électromagnétique de cibles ... etc.

Actuellement, les radars modernes satisfont le filtrage adapté à travers une technique dite "procédé de compression d'impulsion" pour obtenir des résolutions en distance acceptables avec des niveaux de puissance non contraignants technologiquement pour le hardware d'amplification. Néanmoins, la sortie du filtre adapté ne peut être idéalement appropriée pour chaque impulsion réfléchie représentative de la nature de l'obstacle ayant réfléchi l'onde électromagnétique. Pour aboutir à une qualité de détection acceptable, plusieurs travaux sont entrepris dans la direction de conception de formes d'ondes radar, adaptées aux scènes observées. Par ailleurs, une forme d'onde idéale exige une fonction d'ambiguïté avec un pic d'énergie constant à l'origine et une énergie quasi-nulle ailleurs. Cependant, la constance du module implique la satisfaction de compromis [4] dans le sens où :

- le choix d'une réponse étroite dans une dimension, nous impose d'accepter une réponse dégradée dans une autre dimension ou bien des pics d'ambiguïté additionnels ;
- le choix de pics bien espacés de la fonction d'ambiguïté dans le domaine temporel, implique que nous devons les accepter contigus dans le domaine fréquentiel et vice versa ;
- le choix de formes d'onde avec une grande résolution en distance, engendre une pénalité sur l'étendue spectrale ;
- le choix d'une bonne résolution Doppler implique une pénalité dans la durée de cohérence du signal.

Les caractéristiques inexorables attendues d'une forme d'onde sont démontrées par la fonction d'ambiguïté de Woodward dans [5] qui décrit l'enveloppe complexe du signal $s(t)$ à la sortie du récepteur radar en fonction de la distance de la cible et de sa vitesse.

Bien que la fonction de Woodward se base sur l'hypothèse que la distance est considérée constante pendant la durée du signal $s(t)$ et que la distorsion de la fonction de modulation est négligeable, cette fonction de Woodward s'avère un excellent outil pour la conception et l'étude du signal radar du fait qu'elle répond aux questions propres à :

- la résolution et aux ambiguïtés ;
- la précision de mesure ;
- la rejection de clutter.

Fondamentalement, il s'agit d'adopter des compromis entre les précisions de distance, de vitesse et de rejection de clutter, pour qu'un radar puisse fonctionner suivant un mode opératoire donné. A travers cette stratégie de compromis et au vu du sursaut technologique dans le domaine de conversion numériques-analogique à des bandes de fréquences élevées, les concepteurs de radars implémentent au niveau du système de génération du signal radar, une batterie de forme d'ondes appropriées aux scènes de détection si non, ils considèrent la notion d'adaptativité en fonction de l'environnement du radar pour la génération de la forme d'onde à chaque période de répétition radar (**P**ulse **R**adar **I**nterval) ou pendant un ensemble de PRI.

Dans ce chapitre nous introduisons dans la première partie un aperçu sur les formes d'ondes usuelles de type impulsion et train d'impulsions, à fréquence constante et à modulation de fréquence linéaire, afin de mettre en exergue, d'une part la détermination de la résolution distance et la résolution Doppler à partir des coupes de la fonction d'ambiguïté, respectivement, suivant l'axe des retards et l'axe des Dopplers et d'autre part, l'apport de l'intégration que traduit un train d'impulsions pour améliorer la résolution Doppler.

2.2 Fonction d'ambiguïté

2.2.1 Définition

La fonction d'ambiguïté est un outil déterminant pour décrire le comportement d'un signal radar. Cette fonction est également connue comme une fonction de résolution spectro-temporelle en rapport avec les résolutions distance et Doppler du radar ainsi qu'une fonction d'autocorrélation bidimensionnelle, ce qui lui alloue un rôle central dans la détection radar en général et la séparation de cibles mobiles plus particulièrement [6].

La fonction d'ambiguïté $\chi(\tau, f_d)$ est mathématiquement définie en fonction de l'enveloppe complexe de la forme d'onde $s(t)$:

$$|\chi(\tau, f_d)| = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot s^*(t + \tau) \cdot \exp(j2\pi f_d t) dt \right|, \quad (2.1)$$

où τ et f_d représentent respectivement, le retard et le décalage Doppler.

2.2.2 Propriétés de la fonction d'ambiguïté

La fonction d'ambiguïté a plusieurs propriétés importantes, pour les deux premières propriétés, on suppose que les échantillons du signal sont normalisés par la racine carrée de leurs énergie.

Propriété 1 : La valeur maximale de la fonction d'ambiguïté est obtenue à l'origine.

$$|\chi(\tau, f_d)| \leq |\chi(0, 0)| = 1 \text{ (énergie de } s(t)\text{)}. \quad (2.2)$$

Propriété 2 : Volume constant

Le volume sous la surface d'ambiguïté est constant et ne dépend pas de la fonction de modulation $s(t)$ choisie, tel que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |\chi(\tau, f_d)|^2 d\tau df_d = 1. \quad (2.3)$$

Propriété 3 : Symétrie à l'origine $\tau = 0, f_d = 0$

Cette propriété indique que deux quadrants adjacents sont suffisants et les informations des deux autres quadrants sont déduites par symétrie.

$$|\chi(\tau, f_d)| = |\chi(\tau, -f_d)| \quad (2.4)$$

Propriété 4 : Effet de la modulation linéaire de fréquence

Si $|\chi(\tau, f_d)|$ est la fonction d'ambiguïté de l'enveloppe complexe $s(t)$, en introduisant une modulation de fréquence linéaire (Linear Frequency Modulation) avec une excursion en fréquence μ , ceci revient à :

$$s(t) \exp(j\pi\mu t^2) \Leftrightarrow |\chi(\tau, f_d - \mu \tau)|. \quad (2.5)$$

Si on opère une coupe du diagramme de la fonction d'ambiguïté suivant l'axe des retards τ avec $f_d = 0$ alors :

$$|\chi(\tau, 0)| = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) s^*(t + \tau) dt = |R(\tau)|, \quad (2.6)$$

ce qui revient à exprimer la fonction d'autocorrélation $R(\tau)$ de $s(t)$ qui est égale à la transformée de Fourier inverse du carré du spectre $|S(f)|^2$. De la même manière, si on opère une coupe du diagramme d'ambiguïté suivant l'axe des fréquences Doppler f_d avec $\tau = 0$ alors :

$$|\chi(0, f_d)| = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 \exp(j2\pi f_d t) dt \right|, \quad (2.7)$$

ce qui définit la transformée de Fourier de l'amplitude au carré de l'enveloppe complexe $s(t)$, en d'autres termes, l'information véhiculée par cette coupe est indifférente à la modulation de fréquence ou de phase dans $s(t)$. Ceci correspondrait à des performances idéales en termes de détection, d'estimation ainsi que de résolution en distance et en vitesse de cibles.

Cependant, cette propriété n'est pas réalisable à cause des contraintes simultanées, des équations (2.2) et (2.3). En effet, pour une forme d'onde donnée, il existe toujours un compromis entre la forme du lobe principal et les régions d'énergie indésirables au voisinage immédiat de l'origine de la fonction d'ambiguïté. Ces régions d'énergie inévitables causent des réflexions d'interférences qui masquent des cibles utiles présentes dans le champ de détection du radar.

2.3 Formes d'ondes radar usuelles

Les radars se divisent en deux principales familles ; en fonction du type de la forme d'onde émise, on distingue les radars à onde impulsionnelle et les radars à onde continue. S'inscrivant dans le sillage des travaux d'estimation du clutter du chapitre suivant, en rapport avec l'estimation du clutter de mer à partir d'une étape préliminaire qui utilise une forme d'onde usuelle de type chirp, cette section concerne la famille de formes d'ondes impulsionnelles.

De par l'étude de formes d'onde usuelles, il s'agit dans cette section d'introduire un aperçu sur les principales familles de formes d'onde en rapport avec les radars classiques à modulation d'amplitude et les radars modernes à compression d'impulsion avec modulation de fréquence, où nous présentons les principaux paramètres de performance en rapport avec les précisions de mesures de distance et de vitesse, à partir de l'outil de la fonction d'ambiguïté ainsi que l'influence des lobes secondaires de la réponse impulsionnelle du filtre adapté réalisé autour d'une implémentation du procédé de compression d'impulsion radar.

2.3.1 Filtre adapté à compression d'impulsion

Avant d'aborder la partie conception de la forme d'onde, nous allons introduire le traitement du filtre adapté à la base du procédé de compression d'impulsion pour mettre en exergue la forme d'onde dans le traitement de compression. L'opération de filtrage

adapté est une tâche délicate au regard de l'importance du rapport signal sur bruit. La réalisation du filtre adapté à partir du procédé de compression d'impulsion permet, en plus d'un rapport signal sur bruit appréciable, une bonne résolution en distance du radar, ceux-ci quand une corrélation a lieu avec le signal désiré, c'est à dire avec une réplique du signal émis.

Le filtrage adapté offre une maximisation du pic du signal utile au niveau du signal composite reçu qui se traduit par les échos et le bruit interne du récepteur. La réalisation du filtre adapté est possible soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentiel, celle-ci, grâce respectivement, à une opération de convolution ou bien à une transformation de Fourier [7], où les deux opérations s'équivalent mathématiquement.

Actuellement, l'approche numérique de réalisation du filtre adapté est largement répandue comparativement à celle utilisant des composants à ondes acoustiques de surface de type SAW (Surface Acoustic Wave) qui présentent des limites dans la durée de la réponse impulsionnelle du filtre, ce qui implique des niveaux importants du pic de puissance et une très large bande du signal reçu [7].

Par ailleurs, la tendance d'implémentation du filtre adapté à base de la technique de compression d'impulsion penche inexorablement vers la solution spectrale par transformation de Fourier, au lieu de celle du filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF), du fait que dans le domaine spectral, une réduction sensible de la sortance (throughput) est atteinte [8, 9], car les opérations de traitement consistent en une multiplication entre le spectre du signal reçu et le spectre de la forme d'onde adaptée, c'est à dire une réplique du signal émis.

2.3.1.1 Modèle du filtre adapté à compression d'impulsion

La réalisation de la compression d'impulsion utilise un filtre adapté à la forme d'onde émise $s(t)$, où la réponse impulsionnelle du filtre $h(t)$ est à la base d'une inversion temporelle de la réplique de $s(t)$, c'est à dire $h(t) = s(-t)$.

Le signal $r(t)$ à la sortie du filtre adapté est donné en fonction du signal d'entrée r_{in} par l'expression

$$r(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} r_{in}(t-t')h(t')dt' = \int_{-\infty}^{+\infty} r_{in}(t-t')s(-t')dt', \quad (2.8)$$

ce qui donne respectivement, les équations (2.9) et (2.10) pour les sorties, temporelle

discrète et fréquentielle du filtre adapté.

$$r(n) = \sum_{k=0}^{N_s-1} r_{in}(n-k)s(-k), \quad (2.9)$$

$$R(f) = R_{in}(f)S^*(f) \quad (2.10)$$

La figure 2.1 résume les fonctions de traitement du filtre adapté à base du procédé de compression d'impulsion radar.

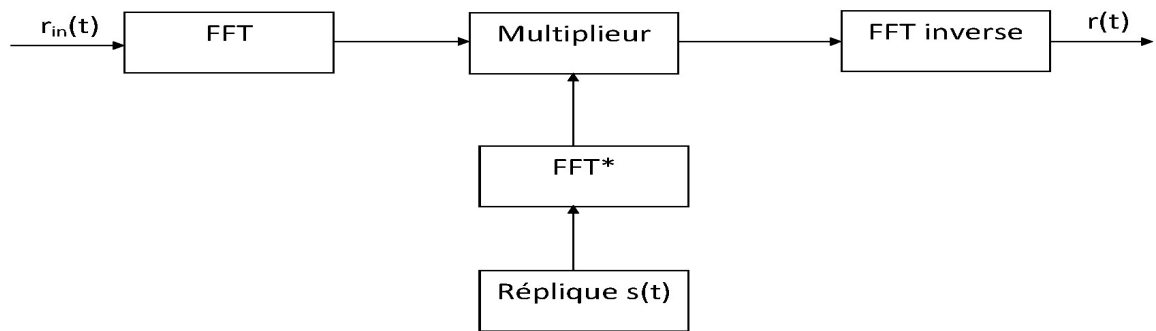


FIGURE 2.1 – Traitement du filtre de compression d'impulsion.

Ainsi, un système de compression d'impulsion de la figure 2.1, permet l'amélioration de la résolution en distance par rapport à la durée de l'onde impulsionnelle émise, où le signal réfléchi est compressé par un algorithme à base de transformations de Fourier direct et inverse avec un rapport appelé communément *rapport de compression*. En fonction du type de modulation de l'onde émise de durée T et de bande passante B , le rapport de compression exprime un produit *temps-bande passante* ($T.B$), dans le cas d'une modulation de fréquence, ou bien la taille du code N_c de la forme d'onde émise dans le cas d'un codage de phase.

2.3.1.2 Simulation

Pour la simulation des traitements du filtre de compression d'impulsion, suivant le schéma fonctionnel de la figure 2.1 et les paramètres de la table 2.1, nous avons généré les composantes phase et quadrature (I,Q) de la forme d'onde chirp à l'émission, représentées par la figure 2.2 pour une PRI donnée, tout en considérant une contrainte de temps réel équivalente au plus, à la durée d'une PRI.

Durée du chirp (μs)	100
Excursion en fréquence (Hz/s)	$2.56 \cdot 10^{10}$
Bande passante du filtre (MHz)	2.56
Nombre d'échantillons par impulsion émise	256
Dynamique du signal reçu (dB)	40
Indexe de retard du premier écho utile	128
Indexe de retard du second écho utile	205
Amplitude du premier écho (dB)	-10
Amplitude du second écho (dB)	-20

TABLE 2.1 – Paramètres de simulation d'un scénario de traitement du filtre de compression.

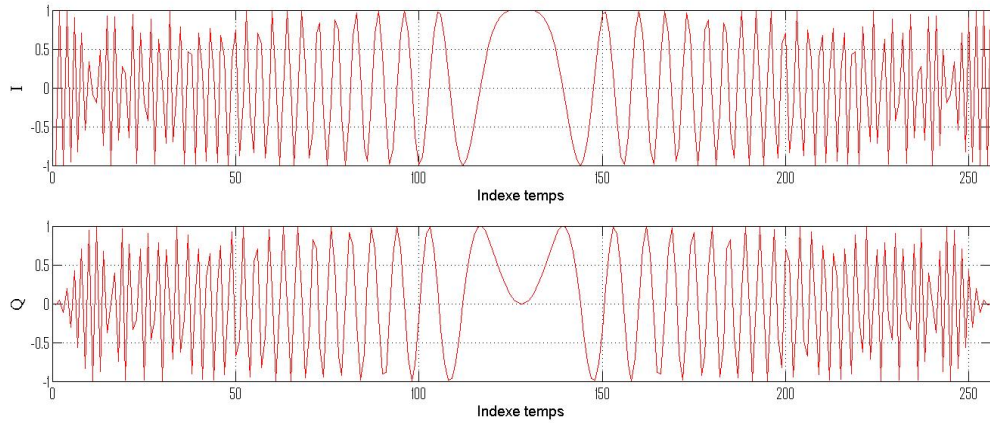


FIGURE 2.2 – Signal chirp à l'émission.

La figure 2.3 montre les deux composantes phase et quadrature (I,Q) du signal reçu en bande de base à l'entrée du filtre de compression d'impulsion après détection de phase et comprenant les deux échos utiles.

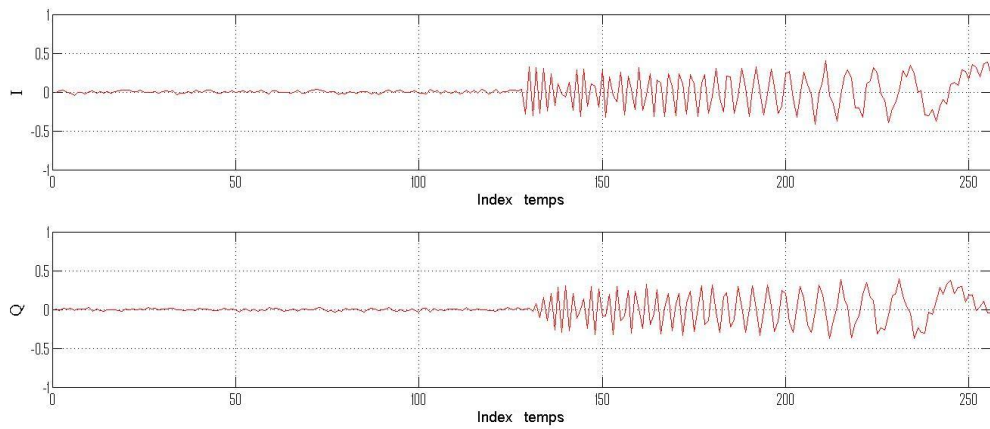


FIGURE 2.3 – Entrées (I,Q) du filtre de compression d'impulsion.

La figure 2.4 indique le module du signal $\sqrt{(I^2 + Q^2)}$ à la sortie du filtre de compression avec la restitution des deux échos de cibles aux index distances attendus [10].

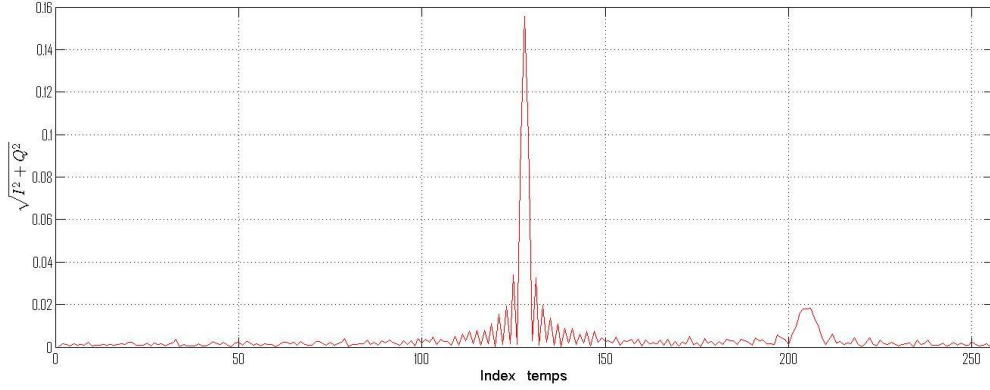


FIGURE 2.4 – Module du signal de sortie du filtre de compression d’impulsion.

2.3.2 Exemples de formes d’ondes modulées en fréquence

2.3.2.1 Impulsions à fréquence constante

Cas d’une impulsion unique :

Une impulsion de durée T définie par :

$$s_1(t) = \frac{1}{\sqrt{T}} \text{rect} \frac{t}{T}, \quad (2.11)$$

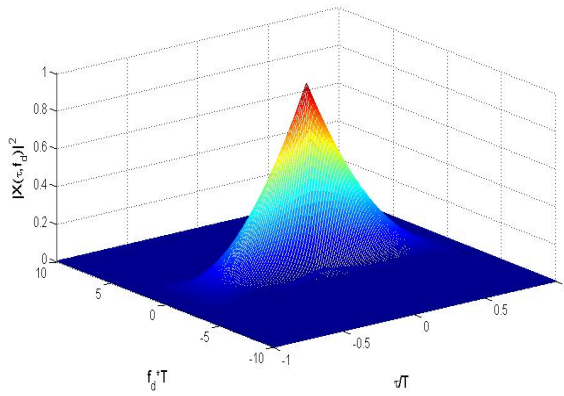
Pour déterminer la fonction d’ambiguïté, on calcule l’intégrale définie par :

$$|\chi(\tau, f_d)| = \begin{cases} \frac{1}{T} \cdot \int_{-\frac{T}{2} + \tau}^{\frac{T}{2}} \exp(j 2 \pi f_d t) dt, & 0 \leq \tau \leq T \\ \frac{1}{T} \cdot \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2} + \tau} \exp(j 2 \pi f_d t) dt, & -T \leq \tau < 0 \\ 0, & \text{ailleurs,} \end{cases} \quad (2.12)$$

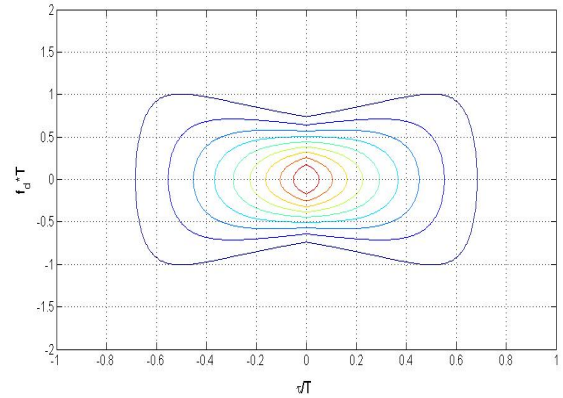
l’expression de la fonction d’ambiguïté est donnée par :

$$|\chi(\tau, f_d)| = \left| \left(1 - \frac{|\tau|}{T} \right) \frac{\sin [\pi T f_d (1 - |\tau|/T)]}{\pi T f_d (1 - |\tau|/T)} \right|, |\tau| \leq T. \quad (2.13)$$

Les tracés des coupes de la fonction d'ambiguïté de la figure 2.5.a, respectivement suivant l'axe des retards pour $f_d = 0$ et l'axe des fréquences Doppler pour $\tau = 0$ montrent explicitement que la réponse des retards de la figure 2.6.a atteint la valeur zéro à la durée d'impulsion T et le premier zéro de la réponse des Doppler de la figure 2.6.b est situé à une fréquence Doppler de valeur $\frac{1}{T}$. Ainsi, les résolutions en retard et en Doppler sont respectivement T et $\frac{1}{T}$.

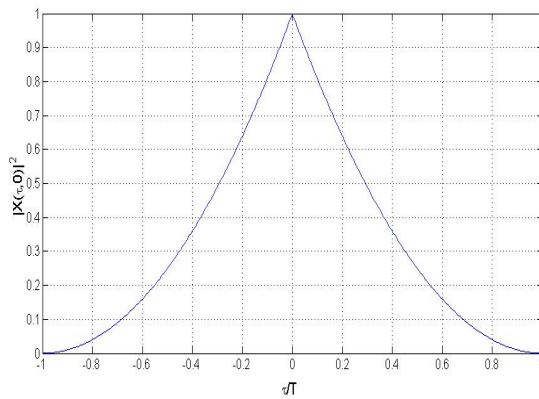


(a)

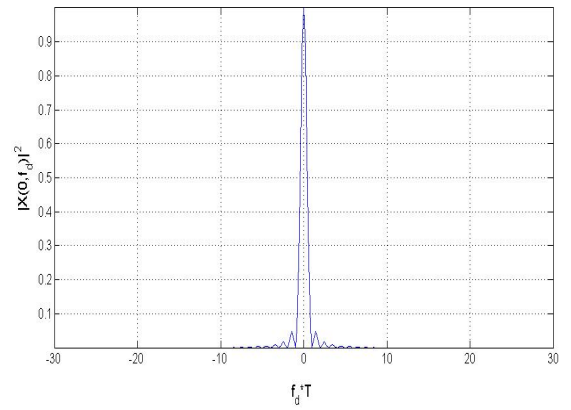


(b)

FIGURE 2.5 – Fonction d'ambiguïté d'une impulsion de durée $0.5 \mu s$.



(a)



(b)

FIGURE 2.6 – Représentation des coupes : (a) $|\chi(\tau, 0)|$, (b) $|\chi(0, f_d)|$.

La table 2.2 résume les résultats obtenus :

T : durée d'impulsion (μs)	0.5
$\Delta \tau$: résolution en temps (μs)	$\approx T = 0.5$
B : Bande de fréquence occupée (MHz)	$B \approx 1/T = 2$
Δf : résolution en Doppler (MHz)	2

TABLE 2.2 – Cas d'une seule impulsion : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.

– Cas d'un train d'impulsions :

Cet exemple introduit l'apport d'opérer une émission à la base d'un train de N impulsions de durée T , espacées de PRI de période T_R ; afin d'améliorer la résolution en Doppler.

La fonction d'ambiguïté de la figure 2.7 est donnée par :

$$|\chi(\tau, f_d)| = \frac{1}{N} \sum_{p=-(N-1)}^{N-1} |\chi_T(\tau - pT_R, f_d)| \left| \frac{\sin[\pi f_d(N - |p|)T_R]}{\sin \pi f_d T_R} \right|, |\tau| \leq NT_R. \quad (2.14)$$

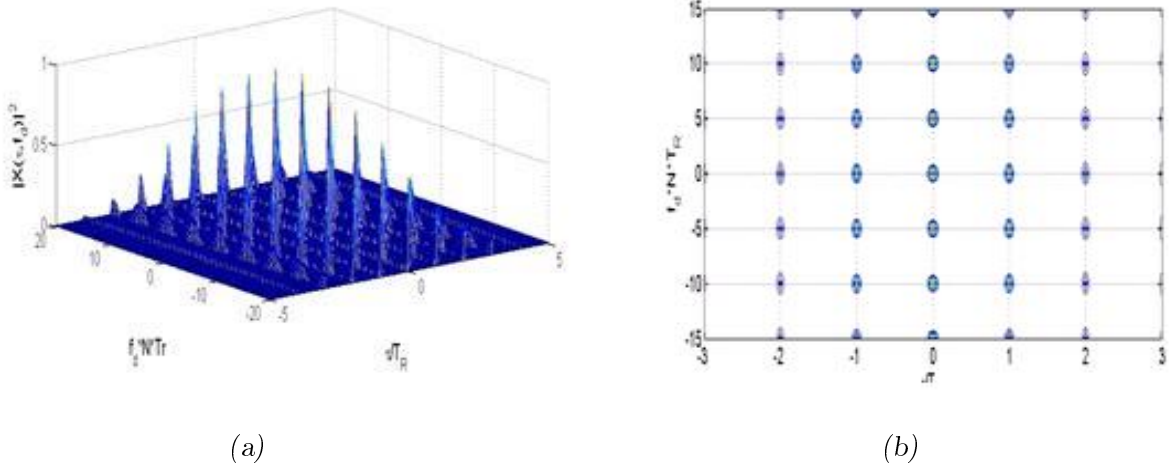


FIGURE 2.7 – Fonction d'ambiguïté d'un train d'impulsion : $N = 5$ impulsions, $T = 0.5 \mu\text{s}$ et $T_R = 5 \mu\text{s}$.

Les tracés des coupes donnent pour la fonction d'ambiguïté, d'une part suivant l'axe des retards τ pour $f_d = 0$, l'expression :

$$|\chi(\tau, 0)| = \sum_{p=-(N-1)}^{N-1} \left(1 - \frac{|p|}{N}\right) \left(1 - \frac{|\tau - pT_R|}{T}\right) \quad |\tau - pT_R| \leq T, \quad (2.15)$$

et d'autre part, suivant l'axe des fréquences Doppler pour $\tau = 0$, l'expression :

$$|\chi(0, f_d)| = \left| \frac{\sin \pi f_d T}{\pi f_d T} \frac{\sin N \pi f_d T_R}{N \sin \pi f_d T_R} \right|. \quad (2.16)$$

L'émission d'un train d'impulsions induit une amélioration de la résolution Doppler traduite par le premier zéro de la coupe $|\chi(0, f_d)|$ qui se situe à la position $1/NT_R$, comme indiquée dans la figure 2.8.b, d'où une amélioration de la résolution d'un rapport de N , comparativement au cas d'une seule impulsion. Néanmoins, le nombre N ne peut être augmenté indéfiniment, car il faut observer inexorablement la contrainte du nombre de coups au but pendant l'ouverture à $-3dB$ du lobe principal radar. Pour ce qui se rapporte à la résolution en distance, celle-ci demeure inchangée par rapport au cas d'une seule impulsion, c'est à dire $\Delta\tau = 1/T$, comme illustré par la figure 2.8.a.

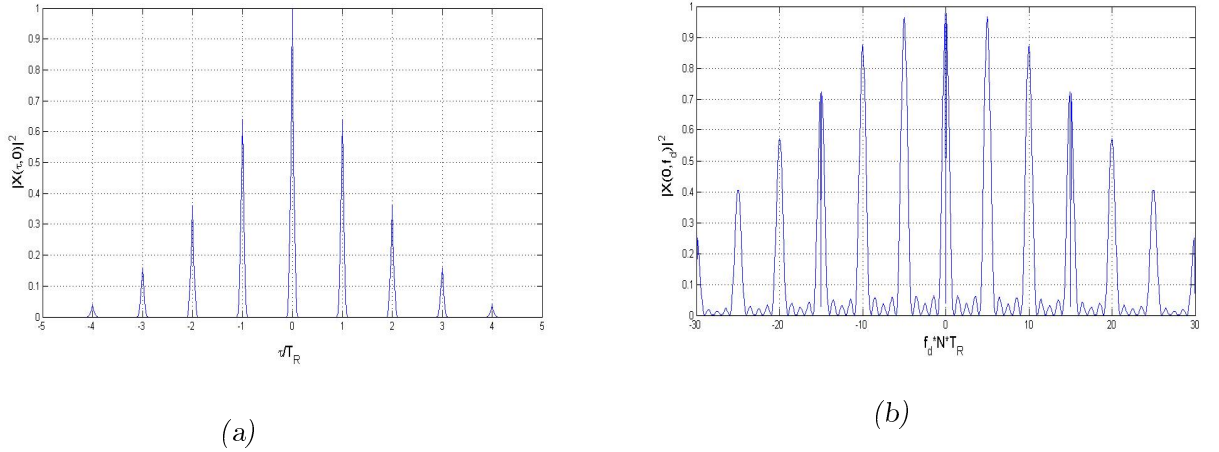


FIGURE 2.8 – Représentation des coupes :(a) $|\chi(\tau, 0)|$ et (b) $|\chi(0, f_d)|$.

La table 2.3 donne les nouvelles résolutions en distance et en Doppler, où on note une amélioration de la résolution Doppler de 2 MHz à 0.4 MHz.

T : durée d'impulsion (μs)	0.5
N : nombre d'impulsion (N)	5
$\Delta\tau$: résolution en temps (μs)	$\approx T = 0.5$
B : Bande de fréquence occupée (MHz)	$B \approx 1/T = 2$
Δf : résolution en doppler (MHz)	0.4

TABLE 2.3 – Cas d'un train d'impulsion : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.

2.3.2.2 Impulsions à modulation linéaire de fréquence : Chirp

Cas d'une impulsion unique modulée en fréquence :

L'expression de la fonction d'ambiguïté d'une impulsion de durée T modulée en fréquence avec une excursion μ est donnée par :

$$|\chi(\tau, f_d)| = \left| \left(1 - \frac{|\tau|}{T}\right) \frac{\sin\left(\pi T(f_d + \mu\tau)\left(1 - \frac{\tau}{T}\right)\right)}{\pi T(f_d + \mu\tau)\left(1 - \frac{\tau}{T}\right)} \right|, |\tau| \leq T, \quad (2.17)$$

avec $\mu = \pm \frac{B}{T}$ et B qui représente la bande de fréquence balayée.

A partir de la fonction d'ambiguïté montrée dans la figure 2.9, on détermine les résolutions en distance et en Doppler, données respectivement à partir des expressions de la fonction d'ambiguïté $\chi(\tau, f_d)$ et de ses coupes respectives ; $\chi(\tau, 0)$ de l'équation (2.18) suivant l'axe des retards, comme indiqué par la figure 2.10.a et $\chi(0, f_d)$ de l'équation (2.19) suivant l'axe des Dopplers, tel que montré par la figure 2.10.b.

$$|\chi(\tau, 0)| = \left| \left(1 - \frac{|\tau|}{T}\right) \frac{\sin\left[\pi B\tau\left(1 - \frac{|\tau|}{T}\right)\right]}{\pi B\tau\left(1 - \frac{|\tau|}{T}\right)} \right| \quad |\tau| \leq T, \quad (2.18)$$

$$|\chi(0, f_d)| = \frac{\sin(\pi T f_d)}{\pi T f_d}. \quad (2.19)$$

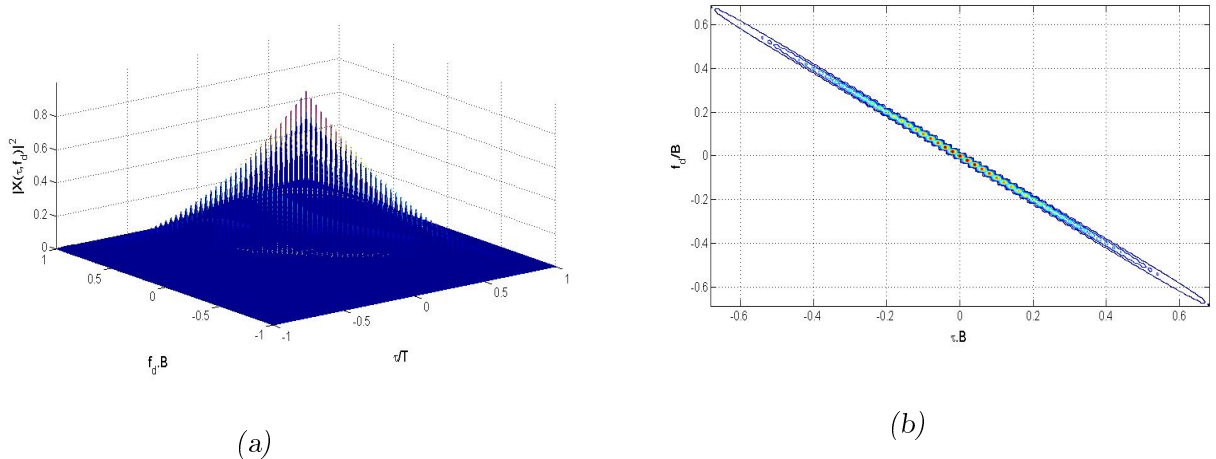


FIGURE 2.9 – Représentation de forme d'onde LFM avec son contour.

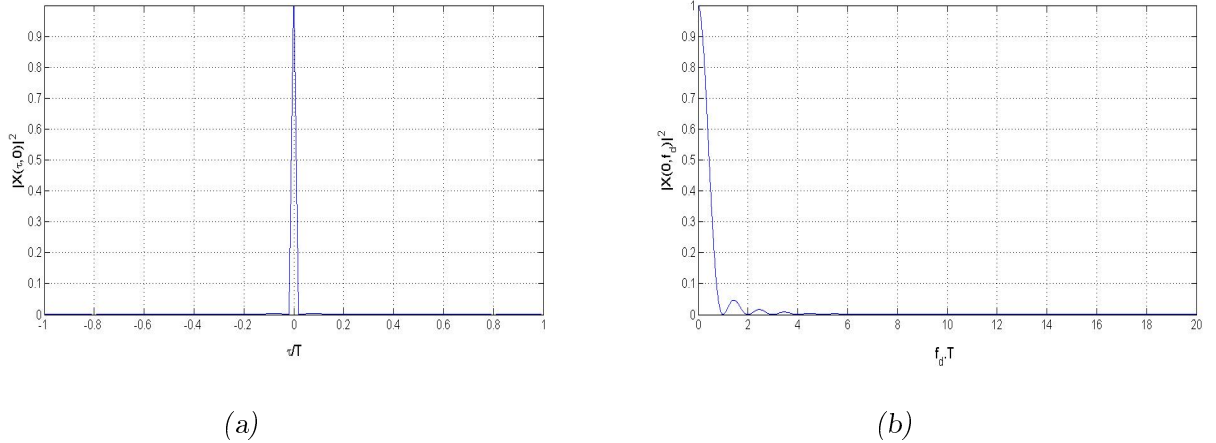


FIGURE 2.10 – Représentation des coupes d’une impulsion modulée LFM : (a) $|\chi(\tau, 0)|$ et (b) $|\chi(0, f_d)|$.

La table 2.4 résume les paramètres de résolution en temps et en Doppler

T : durée d’impulsion (μs)	0.5
B : Bande de fréquence occupée (MHz)	B = 100
$\Delta\tau$: résolution en temps (μs)	$\approx 1/B = 0.01$
Δf : résolution en Doppler (MHz)	2

TABLE 2.4 – Cas d’un CHIRP : Récapitulatif des paramètres de simulation et valeurs de résolutions temporelle et Doppler.

Comparativement avec les performances de résolutions en distance et en vitesse, il en ressort principalement l’avantage de la technique de compression d’impulsion à partir de la forme d’onde chirp, où l’on constate une amélioration de la résolution en temps ou en distance induite par un rapport de compression ($T.B$) de 50, ce qui réduit la résolution en distance de la valeur $0.5 \mu s$, de l’exemple de la table 2.2, à la valeur de $0.01 \mu s$. Cependant, la valeur de la résolution en Doppler demeure inchangée.

2.4 Conclusion

Le présent chapitre relate la compression d’impulsion en tant que technique de filtrage adapté dans un récepteur radar, en plus de son apport de réduction de la puissance crête à l’émission tout en préservant la puissance moyenne par le biais d’un élargissement de la durée de l’impulsion émise. Toutefois, la résolution en distance est contrôlée grâce à l’étendu de la bande de fréquence dans le cas d’une modulation de fréquence ou bien de la taille du code dans le cas d’une modulation de phase.

En ce qui concerne la résolution en vitesse ou Doppler, nous avons montré que cette dernière varie de façon inversement proportionnelle par rapport à la durée de l'impulsion émise, de plus cette résolution est améliorée autant de fois que le nombre d'impulsions qui constitue le train d'impulsion à émettre est considérable. Néanmoins, ce nombre ne peut être augmenté indéfiniment car il dépend de la largeur de l'ouverture du lobe d'antenne à -3 dB , si on considère un radar de surveillance aérienne.

A travers la fonction d'ambiguïté, considérée comme outil de caractérisation de formes d'onde radar, tel que le chirp, nous avons introduit dans le présent chapitre, les interprétations temps-fréquence qu'offrent cette fonction pour déterminer respectivement, les résolutions en distance et en vitesse (Doppler), de par ses coupes respectives suivant l'axe des retards pour $f_d = 0$ et l'axe des Dopplers pour $\tau = 0$.

Par ailleurs, les prochains chapitres, sont agencés dans un contexte de processus de traitement, qui à partir d'une forme d'onde émise scrutant l'environnement du radar, en l'occurrence le clutter de mer, nous allons déterminer dans le chapitre suivant une estimée de ce clutter par le biais de sa propriété temporelle, afin de définir ultérieurement une relation avec l'onde émise qui permet d'introduire un critère de minimisation de l'énergie du clutter de mer qui considère la forme d'onde radar.

Chapitre 3

Estimation du Clutter de Mer

Sommaire

3.1	Introduction	30
3.2	Modèle de clutter	35
3.2.1	Modèle du signal à un CPI	36
3.2.2	Modèle du signal à plusieurs CPIs	37
3.3	Estimation AR-EOF : cas d'un seul CPI	38
3.3.1	Estimation de l'ordre AR du modèle	38
3.3.2	Décomposition EOF	42
3.4	Estimation ℓ_2-ℓ_1 : cas de Plusieurs CPIs	48
3.5	Conclusion	55

"Choisis d'entrer dans la mer par les petits ruisseaux."

Giovanni Pic de La Mirandole

3.1 Introduction

L'analyse du clutter est une fin importante dans le domaine du traitement radar pour permettre un mode opératoire efficace dans un environnement de détection réel et dynamique.

Le développement de méthodes de traitement appropriées pour améliorer les performances de traitement de signal dans le cas du clutter est intimement lié à une connaissance a priori de son modèle statistique.

L'emploi de radar en bande X avec une grande résolution en distance pour des faibles angles rasants dans un environnement de mer rend l'hypothèse de Gaussianité du

modèle de clutter non commode. Pour surmonter la limitation de l'hypothèse du modèle Gaussien du clutter de mer, Trunc et George [11] et Trunk [12] introduisirent les modèles log-normal et normal-contaminé pour caractériser le clutter de mer.

Aussi pour de telles situations Ward dans [13] et les références qui s'y rapportent, relatent que l'hypothèse de distribution Rayleigh n'est pas valide pour l'enveloppe des réflexions de clutter de mer et que les distributions de Weibull et K sont convenables pour représenter de telles réflexions.

L'expérimentation sur des signaux non cohérents d'un radar en bande I [13] a montré que la distribution de la composante lente est fidèlement modélisée par une distribution Chi standard, tandis que la composante rapide suit une distribution de Rayleigh. De même, les observations ont permis de distinguer entre la composante lente et celle rapide grâce à leurs temps de décorrélation qui sont respectivement de l'ordre de quelques secondes et de 10 ms [13].

La théorie de diffusion électromagnétique et l'analyse empirique de données radar non cohérent ont montré que le clutter de mer dispose d'une distribution "*compound*" qui est produite par des modèles de diffusion de type Bragg et non-Bragg [14].

Une diffusion Bragg est induite par des vagues *capillaires* qui constituent d'après [15], de petites et indépendantes ondes de surface de l'eau produites par les forces de tension de la surface de l'eau, ce qui donne des vagues dites avec une crête arrondie et une forme en V, telle que présenté par la figure 3.1.



FIGURE 3.1 – Illustration de vagues capillaires (google.com).

Pour ce qui est du modèle de diffusion non-Bragg, il est considéré comme étant une représentation produite par des vagues appelées *whitecaps* (à crête blanche), comme indiqué par la figure 3.2.



FIGURE 3.2 – Illustration de vagues whitecaps (google.com).

En représentant la rétro-diffusion du clutter de mer par une distribution de type "compound", les modèles de clutter de mer sont aptes à prendre en charge la diversité des sources de diffusion de l'onde radar, d'où la commodité de générer des distributions qui approchent convenablement les données observées [14].

Dans cette optique, Watts considère dans [16] pour les calculs de la détection de cibles, que la distribution compound \mathbf{K} pour le clutter de mer consiste en une représentation de deux composantes, la première qui suit une loi Chi correspond à une puissance moyenne locale avec un temps de décorrélation long, alors que la seconde dénommée speckle avec un temps de décorrélation court, est représenté par une distribution de Rayleigh.

La corrélation de la composante lente a été considérée par Stehwien [17] qui a utilisé les données de la surface de l'océan, obtenues à partir d'un radar embarqué en bande X pour montrer la présence des vagues.

Farina *et al.* [18] ont proposé comme modèle, le compound Gaussien pour représenter l'enveloppe complexe du clutter de mer, ce qui décrit le clutter de mer par un produit de deux composantes, à savoir la texture et le speckle. Par ailleurs, ces travaux appliqués sur des données réelles [18] ont montré que la distribution de la texture du clutter de mer suit convenablement une distribution Gamma.

Afin d'examiner l'impact de la non stationnarité du clutter de mer, Greco *et al.* [19] considèrent que la distribution \mathbf{K} est un cas particulier de la famille compound Gaussien, où le speckle est Gaussien et la texture est Gamma distribuée. De plus, en considérant l'hypothèse de cyclostationnarité, Conte et Longo [20] ont formalisé cette idée pour la modélisation de données de haute résolution du clutter de mer et que Haykin avec Thomson [21] l'ont réitérée empiriquement.

Grâce aux données de clutter de mer enregistrées à partir d'un radar à haute résolution, Gini et Greco [22, 23] ont représenté la texture par le biais d'une somme de cosinusoides et le speckle par un processus Gaussien stationnaire.

Tenant compte de ce qui précède et en considérant la durée d'observation, qu'elle soit longue ou bien courte ; deux cas de figures sont respectivement considérés pour modéliser le clutter à savoir ; la distribution Gamma marginale et le processus cyclostationnaire qui consiste en une somme de cosinusoides bruitées.

Dans ce chapitre, nous introduisons nos deux contributions pour les deux cas d'estimation du clutter de mer ; le premier cas concerne la propriété spatiale de la texture tout au long de la distance considérée pour la détection, ce qui traduit une estimation pendant une durée d'observation courte, en rapport avec la durée PRI radar, alors que le second cas traite l'estimation d'une observation pendant plusieurs CPI¹ (coherent processing interval) [22, 23]. Les deux approches d'estimation proposées ciblent la composante lente *texture*, ensuite nous déduisons la composante rapide *speckle*.

Plusieurs champs d'application sont concernés par la modélisation de processus lents et souvent la décomposition en fonctions orthogonales empiriques (*Empirical Orthogonal Functions*) est considérée pour accomplir cette modélisation. En océanographie la décomposition EOF est utilisée pour étudier la variation de la température de la surface de la mer [24], en astrophysique cette décomposition permet l'identification des structures spatiales et temporelles dominantes des oscillations coronales du soleil [25] alors qu'en climatologie, cette décomposition permet l'analyse des séries temporelles des données climatiques [26].

D'autres ont considéré le modèle autorégressive (AR) dans la modélisation du clutter de mer [27] pour justifier le premier cas d'estimation, où nous supposons la stationnarité dans une fenêtre de courte durée.

Ainsi, afin de modéliser la texture comme un processus lent, nous proposons une nouvelle méthode dite AR-EOF pour considérer le premier cas d'estimation qui traduit une combinaison d'une modélisation AR avec la décomposition EOF pour estimer le spectre du clutter de mer ensuite sa composante texture.

La sélection des premiers modes de la décomposition EOF permet d'obtenir les composantes du signal, les plus énergétiques à variations lentes qui décrivent la partie texture du clutter de mer. Par conséquent, les modes résiduels représentent ceux du speckle.

1. CPI : un temps de balayage de l'antenne radar équivalent à l'ouverture du lobe d'antenne pour un gain de -3 dB.

Dans ce chapitre, nous considérons aussi le second cas pour des durées d'observation longues, où l'hypothèse de stationnarité est rompue et à la place de laquelle nous considérons la texture comme un processus cyclostationnaire.

A la base des travaux de Gini et Greco [21, 22] qui modélisent la texture par une somme de cosinusoides, le problème classique d'estimation des paramètres des harmoniques est bien résolu par une représentation parcimonieuse. En particulier Fuchs dans [28] présente une technique qui accomplit cette estimation. Cependant, pour le modèle harmonique de la texture nous proposons une représentation parcimonieuse pour estimer la texture en minimisant un critère combiné ℓ_1 - ℓ_2 pour une cellule distance donnée, pendant plusieurs CPIs.

Nous notons que l'approche AR-EOF est convenable pour des applications telles que la conception de formes d'onde et la détection à taux de fausse alarme constant, où les contraintes de temps de traitement sont de l'ordre du CPI alors que l'approche ℓ_2 - ℓ_1 peut trouver des applications dont la contrainte du temps de traitement est de plusieurs CPIs, telle que la poursuite scan to scan.

Généralement, l'extraction de la texture de clutter à partir de différentes familles de senseurs radars est mise en évidence dans la littérature radar. En particulier, dans [29], le problème d'extraction et de classification est traité à la base de statistiques d'ordres 1 et 2 pour séparer le speckle et la texture. Les performances de cette technique sont confirmées par des résultats expérimentaux dans [30]. Néanmoins, bien que cette technique opère convenablement pour un clutter de sol, les travaux relatés dans [29] n'exploitent pas les spécificités du clutter de mer. En particulier comme sus-discuté dans le cas d'une observation pendant une PRI, le clutter de mer est convenablement décrit par un modèle AR.

La suite de ce chapitre est organisée comme suit. Dans la section 3.2, nous présentons le modèle du clutter de mer dans les cas des observations PRI et CPIs, où nous décrivons la synthèse de la texture grâce à un modèle AR-Gamma. La section 3.3 introduit l'algorithme d'estimation de la texture dans le cas d'une observation CPI à partir de la combinaison AR-EOF. Dans la section 3.4, nous introduisons l'algorithme d'estimation de la texture pour le second cas d'observation pendant plusieurs CPIs grâce à un critère de minimisation ℓ_2 - ℓ_1 . Les résultats de simulation sont présentés, où les étapes d'estimations dans le cas des deux approches sont détaillées.

3.2 Modèle de clutter

Afin de modéliser le clutter de mer observé avec des senseurs radars à haute résolution et à faibles angles rasants, les récents travaux représentent l'enveloppe complexe $E(n)$ du signal reçu par le produit de la composante texture et de la composante speckle [18]. En considérant le bruit interne du récepteur négligeable et pour chaque porte distance d'indexe temporel n , nous avons :

$$E(n) = \sqrt{\tau(n)}u(n), \quad (3.1)$$

τ et u représentent respectivement la texture et le speckle. La texture, où τ est un processus Gamma distribué et le speckle u est un processus complexe Gaussien centré de variance unité. Par $x(n)$, nous désignons l'intensité du signal d'observation qui est donnée par l'expression :

$$x(n) = |E(n)|^2 = \tau(n)|u(n)|^2. \quad (3.2)$$

Comme cité précédemment, nous considérons deux situations : la première situation porte sur une PRI d'un temps CPI alors que la seconde considère plusieurs CPIs.

Le modèle statistique du vecteur d'observation \mathbf{x} repose sur l'existence d'un temps de décorrélation des deux composantes du clutter de mer. La littérature sur les données réelles donne pour une porte distance donnée, des intervalles de temps de cohérence de quelques dizaines de secondes pour la texture et des dizaines de millisecondes pour le speckle [22, 23].

Le cas d'une PRI engendre des fenêtres d'observation temporelles courtes, où les vecteurs des échantillons de clutter suivent un modèle compound Gaussien qui maintiennent les propriétés de corrélation dans une fenêtre de taille $2N_s$ portes distance (échantillons), centrées autour de la porte i . Par conséquent, si nous comparons la durée d'un CPI avec le temps de décorrélation de la texture, celle-ci est constante pour une porte distance donnée pendant un CPI.

Ainsi, l'enveloppe complexe du clutter de mer représente le produit d'une variable aléatoire scalaire de la texture $\tau(n)$ et le speckle $u(n)$, où $\tau(n)$ est stationnaire et $u(n) \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

Le vecteur d'observation pendant une PRI est donné par :

$$\mathbf{x} = [x(1), x(2), \dots, x(2N_s)]^T. \quad (3.3)$$

Pour des fenêtres d'observation temporelles courtes, le clutter de mer est considéré stationnaire ce qui a permis à Bouvier *et al.* dans [27] et les références qui s'y rapportent, dans un but de classification, de considérer des méthodes spectrales à haute résolution pour la surface de la mer. Parmi ces méthodes, les modèles AR décrivent convenablement le spectre du clutter, plus particulièrement en présence de pics. De plus, les modèles AR permettent une estimation aisée des paramètres du spectre AR par le biais de la fonction d'autocovariance [31].

Toutefois, l'observation d'une porte distance pendant plusieurs CPIs invalide l'hypothèse de stationnarité. Alternativement l'existence de cyclostationnarité dans le clutter de mer est motivée intuitivement par la structure quasi-périodique de la surface de la mer. Sous cette considération de quasi-périodicité motivée par la présence de vagues avec différentes longueurs d'onde, Gini et Greco dans [22, 23] exploitent des données enregistrées pour modéliser la texture par une somme d'un nombre fini de cosinusoides avec un terme constant.

3.2.1 Modèle du signal à un CPI

Souvent, dans la littérature, la texture corrélée est considérée comme une distribution Gamma corrélée. Généralement, dans [18], [19] et [32], la texture $\tau(n) \sim \Gamma(q, p)$ et la fonction de densité de probabilité est donnée par :

$$f_{q,p}(\tau) = \frac{1}{\Gamma(q)p^q} \tau^{q-1} e^{-\tau/p}. \quad (3.4)$$

La simulation de $\{\tau(n)\}_{n=1,\dots,2N_s}$ est établie à partir des travaux de Ward [13] et Watts [16]. Nous adoptons une modélisation de la composante de texture à partir d'un cas particulier de la distribution Gamma, en l'occurrence la distribution χ^2 .

Pour générer une telle distribution χ_L^2 avec $L = 2q$ degrés de liberté, nous l'écrivons sous la forme d'une somme au carré de L composantes aléatoires Gaussiennes indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.) de vecteurs $\mathbf{v}^{(k)} = [v_1^{(k)}, \dots, v_{2N_s}^{(k)}]^T$, ($k = 1, \dots, L$) avec $\mathbf{v}^{(k)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma)$.

La corrélation entre les composantes de $\mathbf{v}^{(k)}$ est introduite par le biais d'une filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). Ainsi les échantillons de texture Gamma distribuée sont donnés par :

$$\tau(n) = \frac{p}{2} \sum_{k=1}^L (v_n^{(k)})^2 \quad n = 1, \dots, 2N_s. \quad (3.5)$$

En résumé, pour générer une texture Gamma dans le cas d'une observation de durée PRI, trois étapes sont suivies :

- générer L vecteurs aléatoires Gaussiens $\mathbf{n}^{(k)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, $k = 1, \dots, L$, où \mathbf{I} est la matrice identité ;
- générer $\mathbf{v}^{(k)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma})$, en filtrant $\mathbf{n}^{(k)}$ avec un filtre RIF, tel que proposé dans [32] ;
- simuler $\{\tau(n)\}_{n=1, \dots, 2N_s}$ à partir de l'équation (3.5).

On note que pour un CPI de K PRIs, $\tau(n)^{(1)} = \dots = \tau(n)^{(K)}$, où $\tau(n)^{(i)}$ représente l'échantillon de texture à la i^{eme} PRI. Enfin, pour la génération du signal intensité de clutter \mathbf{x} , nous utilisons l'équation (3.2) avec des vecteurs de texture et de speckle simulés.

3.2.2 Modèle du signal à plusieurs CPIs

La structure de la surface de la mer montre une périodicité multiple, ce qui permet de considérer le clutter de mer comme un processus cyclostationnaire [22]. A partir de cette structure de clutter de mer considérée avec plusieurs longueurs d'onde, Gini et Greco dans [22, 23] et Gini *et al.* dans [33] représentent le clutter de mer au moyen d'une somme de cosinusoides.

Dans [34] et [35], Noga et Greco *et al.* représentent la texture par une somme de fonctions périodiques. Afin de séparer le terme de la texture de celui du speckle, nous considérons le logarithme de l'expression de l'intensité du clutter \mathbf{x} de l'équation (3.2).

$$y(n) = \ln(x(n)) = \ln(\tau(n)) + \ln(|u(n)|^2). \quad (3.6)$$

A partir de l'expression de $y(n)$, le terme $\ln(\tau(n))$ est exprimé dans [34] et [35], par une somme de fonctions cosinusoides et $v(n) = \ln(|u(n)|^2)$ est approximé par une distribution Gaussienne : $v_n \sim \mathcal{N}(\mu_v, \sigma_v^2)$. Par conséquent, les termes de moyenne et de variance du speckle sont donnés respectivement par $\mu_v = \psi^{(0)}(1) + \ln(2)$ et $\sigma_v^2 = \psi^{(1)}(1)$, où $\psi^{(k)}(x) = \frac{d^k \ln(\Gamma(x))}{dx^k}$ est la fonction poly-gamma.

Ainsi, on modélise le terme de la texture par :

$$\begin{aligned}\ln(\tau(n)) &= c_0 + \sum_{i=1}^M c_i \cos(2\pi n f_i + \theta_i), \\ &= a_0 + \sum_{i=1}^M a_i \cos(2\pi n f_i) + b_i \sin(2\pi n f_i),\end{aligned}\tag{3.7}$$

où, $c_0 = a_0$, $c_i = \sqrt{a_i^2 + b_i^2}$ et $\theta_i = -\arctan(b_i/a_i)$ ($i = 1, \dots, M$). Les coefficients c_i , les harmoniques de la texture f_i et les termes de phases θ_i sont supposés des paramètres déterministes à estimer.

3.3 Estimation AR-EOF : cas d'un seul CPI

Tel que présenté dans la section 3.1, dans le cas de la modélisation en distance de l'intensité du clutter, la texture est stationnaire et son évolution temporelle est bien décrite par un modèle AR. Cependant pour une estimation rigoureuse de la texture, l'ordre P du modèle AR doit être choisi convenablement.

A cet effet, nous nous basons sur le fait que la texture représente la puissance moyenne du clutter de mer [18], ce qui nous conduit à énoncer que le bon choix de l'ordre P est obtenu quand l'énergie et l'étendue temporelle du lobe principal de la fonction d'autocovariance estimée du clutter correspondent à ceux de la fonction d'autocovariance de l'intensité du vecteur d'observation \mathbf{x} [36].

Dans ce contexte d'estimation, cette approche est simple comparativement à celle décrite dans [37] qui permet de choisir l'ordre AR à partir du critère d'information d'Akaike qui souvent surestime l'ordre AR du modèle [38].

Pour estimer le profil en distance de la texture, nous considérons une combinaison AR avec une décomposition en EOF [36, 39]. Pour plus de détails sur la décomposition EOF, voir l'annexe A.2.

3.3.1 Estimation de l'ordre AR du modèle

Les coefficients $\{a_1, \dots, a_p\}$ et la variance σ^2 du modèle AR sont déterminés par le biais de l'algorithme de Burg [40], que nous avons appliqué au signal d'intensité \mathbf{x} , généré suivant les équations (3.2), (3.3) et (3.5). Ces paramètres estimés sont utilisés pour ré-estimer les premiers coefficients de covariances $\mathbf{r} = [r_0, \dots, r_P, \dots, r_{2N_s-1}]^T$ de \mathbf{x} .

Pour calculer \mathbf{r} , nous résolvons le système d'équations linéaires suivant [31] :

$$\left(\begin{bmatrix} 1 & a_1 & \cdots & a_P \\ a_1 & \cdots & a_P & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_P & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_P & \cdots & a_1 & 1 \end{bmatrix} \right) \times \begin{bmatrix} r_0/2 \\ r_1 \\ \vdots \\ r_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

En plus, pour les valeurs de $P \leq k \leq 2N_s$, nous avons

$$r_k = - \sum_{i=1}^P a_k r_{k-i}. \quad (3.9)$$

L'ordre P du modèle AR est obtenu à partir de la comparaison du lobe principal de la fonction d'autocovariance estimée \mathbf{r} avec celui de la fonction d'autocovariance de l'intensité \mathbf{x} , que nous notons par \mathbf{g} . Les coefficients de $\mathbf{g} = [g_0, \dots, g_{2N_s-1}]^T$ sont donnés par l'expression

$$g_k = \frac{1}{2N_s - k} \sum_{i=1}^{2N_s-k} x(i) x(i+k). \quad (3.10)$$

Le critère de comparaison que nous proposons dans [36] mesure l'adaptation des lobes principaux de \mathbf{r} et \mathbf{g} , particulièrement, nous comparons \mathbf{r} et \mathbf{g} avant le premier passage par zéro de \mathbf{g} . Ce qui est cohérent avec un critère standard d'identification de l'ordre du modèle AR, appelé First Zero Crossing (FZC) de la fonction d'autocorrélation [41].

L'utilité du critère FZC pour extraire les caractéristiques des termes à échelle étendue d'une observation est décrite dans [42] : *The correlation structure is characterized by the decorrelation scale, representing the measure of distance or time of coherent large scale features. If the autocorrelation function is oscillatory, the decorrelation scale is set at a lag of $\frac{1}{4}$ the wavelength, which corresponds to the First Zero Crossing of the correlation curve. This is known as a second order autoregressive process.*

Dans les figures 3.3, 3.4 et 3.5, les lignes discontinues montrent le premier passage par zéro de \mathbf{g} pour les ordres AR $P = 1$, $P = 2$ et $P = 3$. On constate que le lobe principal de \mathbf{g} , par conséquent, celui de la composante texture est bien approché par l'ordre $P = 2$.

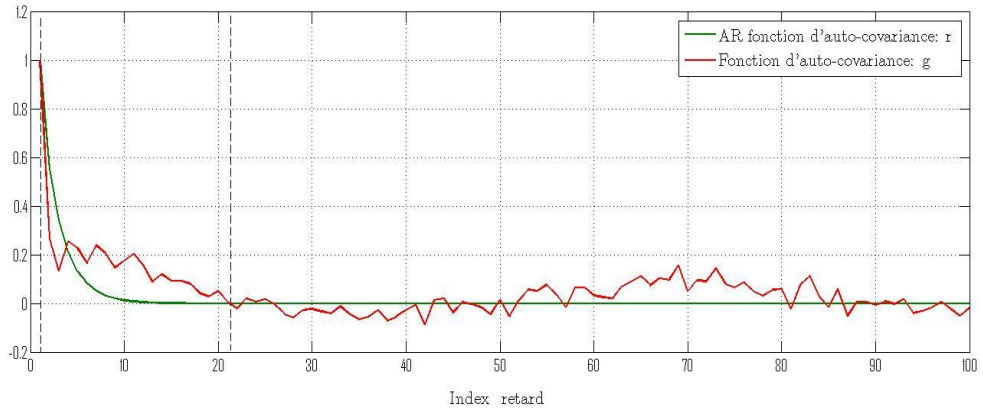


FIGURE 3.3 – Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 1$.

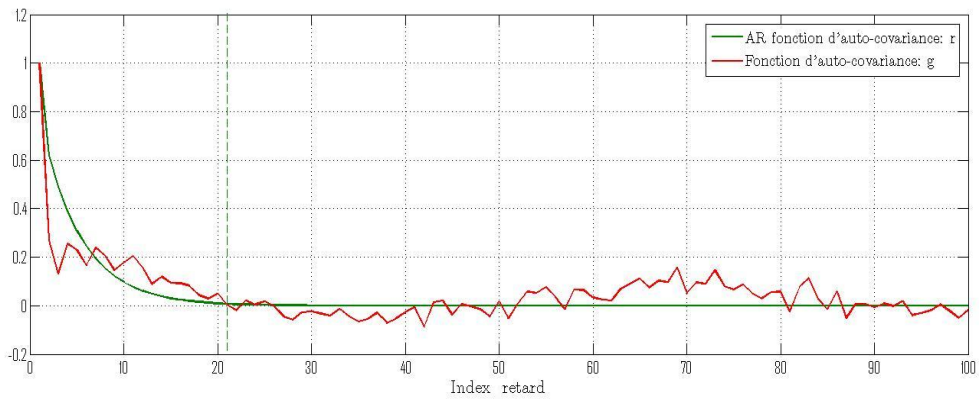


FIGURE 3.4 – Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 2$.

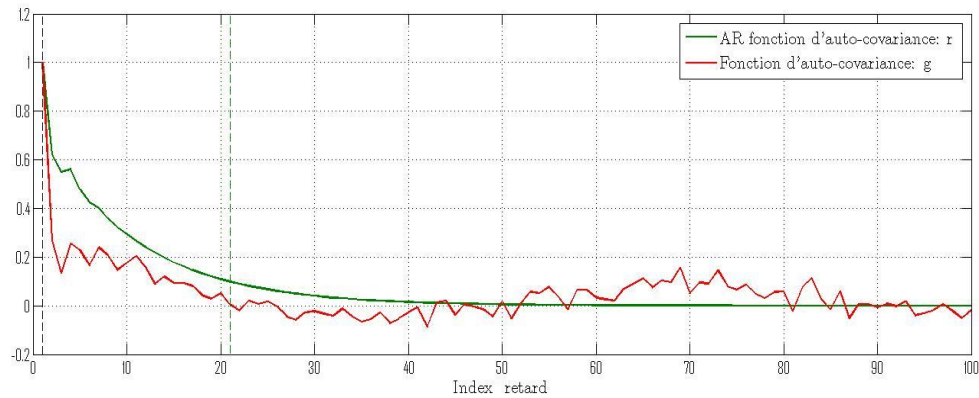


FIGURE 3.5 – Correspondance du lobe principal avec un ordre AR $P = 3$.

Pour quantifier l'adaptation des deux lobes, nous calculons la distance entre \mathbf{r} et \mathbf{g} . En considérant $\bar{\mathbf{r}}$ et $\bar{\mathbf{g}}$, les coefficients de \mathbf{r} et \mathbf{g} qui sont compris à l'intérieur du lobe principal de \mathbf{g} : nous pouvons estimer les valeurs qui donnent la plus petite erreur quadratique moyenne entre $\bar{\mathbf{r}}$ et $\bar{\mathbf{g}}$.

Considérant $\bar{\mathbf{r}}(P)$ la solution des équations (3.8)-(3.9). Pour un P fixé, on a

$$d(\hat{P}) = \arg \min_P \|\bar{\mathbf{r}}(P) - \bar{\mathbf{g}}\|_2 . \quad (3.11)$$

Comme montré dans les figures 3.6.a, 3.6.b et 3.6.c, les ordres $P = \{1, 2, 3\}$ donnent les distances d en norme ℓ_2 , telle que $d = (0.6049, 0.5863, 0.8331)$, avec $d(P) = \|\bar{\mathbf{r}} - \bar{\mathbf{g}}\|_2$.

Comme $P = 2$ fournit la plus petite distance, par conséquent, nous concluons que l'ordre $P = 2$ permet une bonne estimation de l'observation \mathbf{x} en termes d'énergie et de décorrélation.

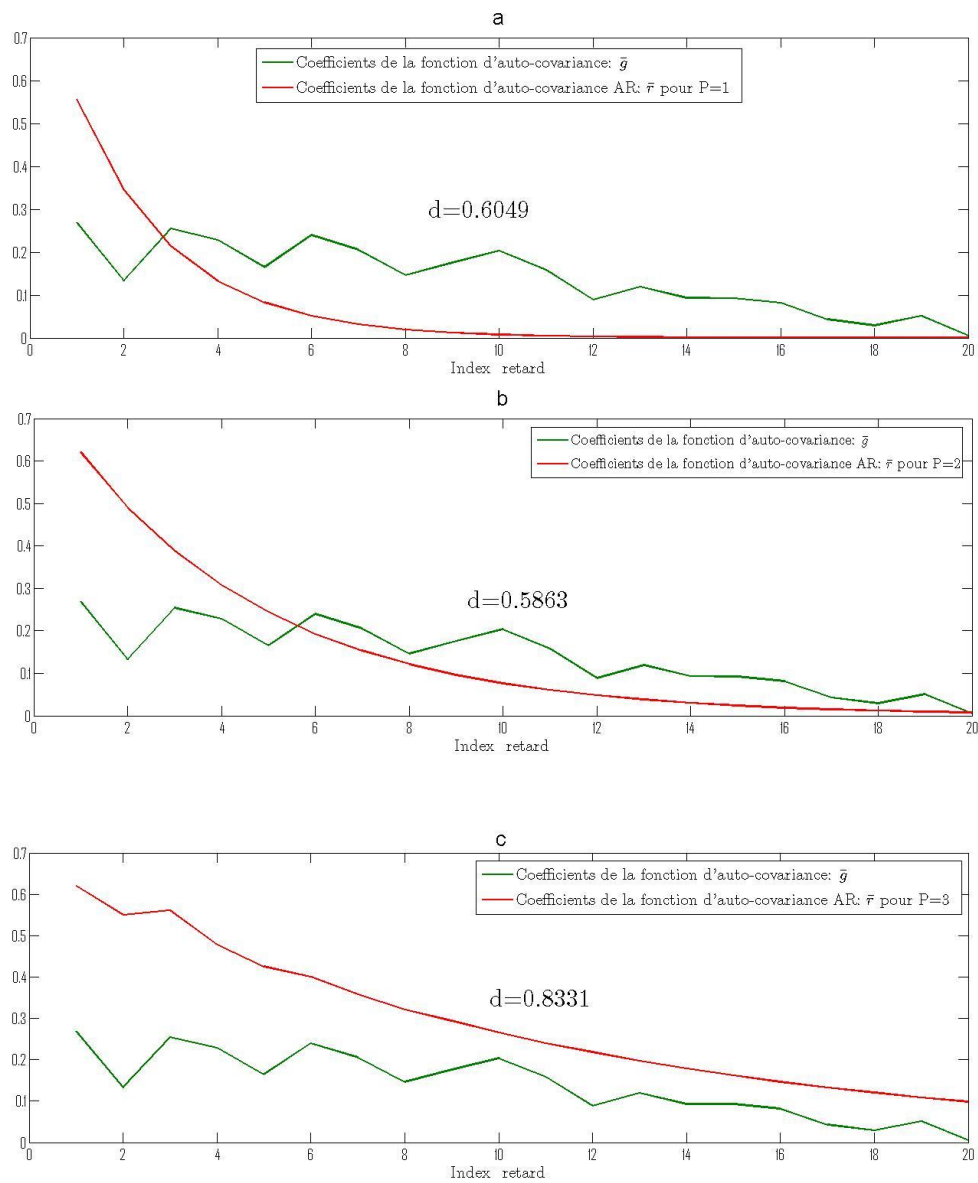


FIGURE 3.6 – Représentations du lobe principal des fonctions d'auto-covariance $\bar{\mathbf{r}}$ et $\bar{\mathbf{g}}$

3.3.2 Décomposition EOF

Dans cette partie nous présentons l'estimation de la texture à partir de \mathbf{R} avec $\mathbf{R}_{ij} = r_{i-j}$ et r_k est définie par les équations (3.8) et (3.9). Pour introduire la décomposition EOF, nous considérons la décomposition propre de \mathbf{R} avec $\mathbf{R} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T$.

En considérant la différence des échelles de temps des composantes de clutter de mer (texture et speckle), nous exploitons la décomposition EOF pour estimer le profil en distance de la texture à différentes portes distance d'une PRI à la suivante, pendant un même CPI [36], ce qui met en évidence la structure de la texture par rapport à celle du speckle.

L'outil EOF décompose l'observation \mathbf{x} en suite de modes exprimés mathématiquement par :

$$\mathbf{x} \cong \sum_{k=1}^{2N_s} z_k \mathbf{f}_k, \quad (3.12)$$

où, les fonctions modes $\{\mathbf{f}_k\}_{k=1,\dots,2N_s}$ sont orthogonales et les $\{z_k\}_{k=1,\dots,2N_s}$ ne sont pas corrélés avec une variance unité. Clairement, les EOF sont liées à une décomposition propre de \mathbf{x} par :

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{F}\mathbf{F}^T = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T, \quad (3.13)$$

$$\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{2N_s}), \quad (3.14)$$

et

$$\mathbf{x} = \mathbf{F}\mathbf{z}. \quad (3.15)$$

avec $\mathbf{z} = [z_1, \dots, z_{2N_s}]^T$. Le vecteur \mathbf{z} traduit la composante de speckle, alors que \mathbf{F} est en rapport avec la texture. $\mathbb{E}[\cdot]$ est l'opérateur d'espérance mathématique, \mathbf{Q} et $\mathbf{\Lambda}$ sont respectivement les matrices de vecteurs propres et de valeurs propres et $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_{2N_s}]$. \mathbf{F} peut être écrite sous la forme

$$\mathbf{F} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}^{1/2}. \quad (3.16)$$

La figure 3.7 montre la variance fractionnelle $\sigma_f^2(k)$ qui est définie comme une fonction de λ_k , éléments de la matrice $\mathbf{\Lambda}$ par :

$$\sigma_f^2(k) = \frac{\lambda_k^2}{\sum_{m=1}^{2N_s} \lambda_m^2}, \quad (3.17)$$

en fonction du numéro du mode.

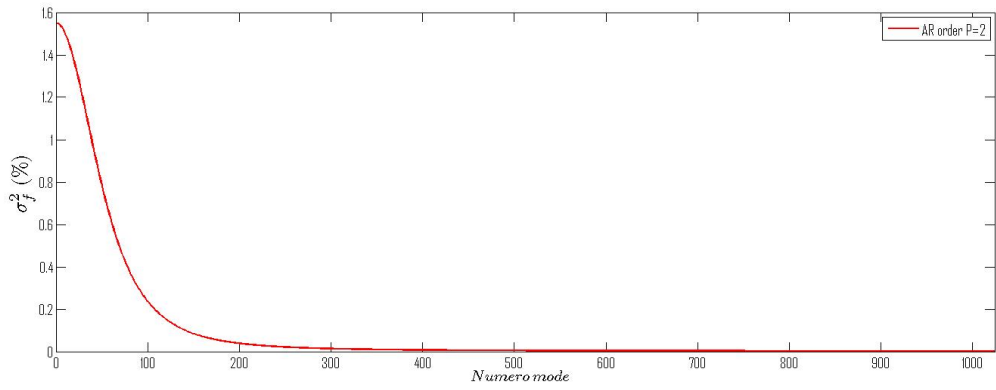


FIGURE 3.7 – Variance fractionnelle

Les premiers modes correspondent aux grandes valeurs propres et sont réguliers et quasi-périodiques [36], tels qu’illustrés par la figure 3.8.

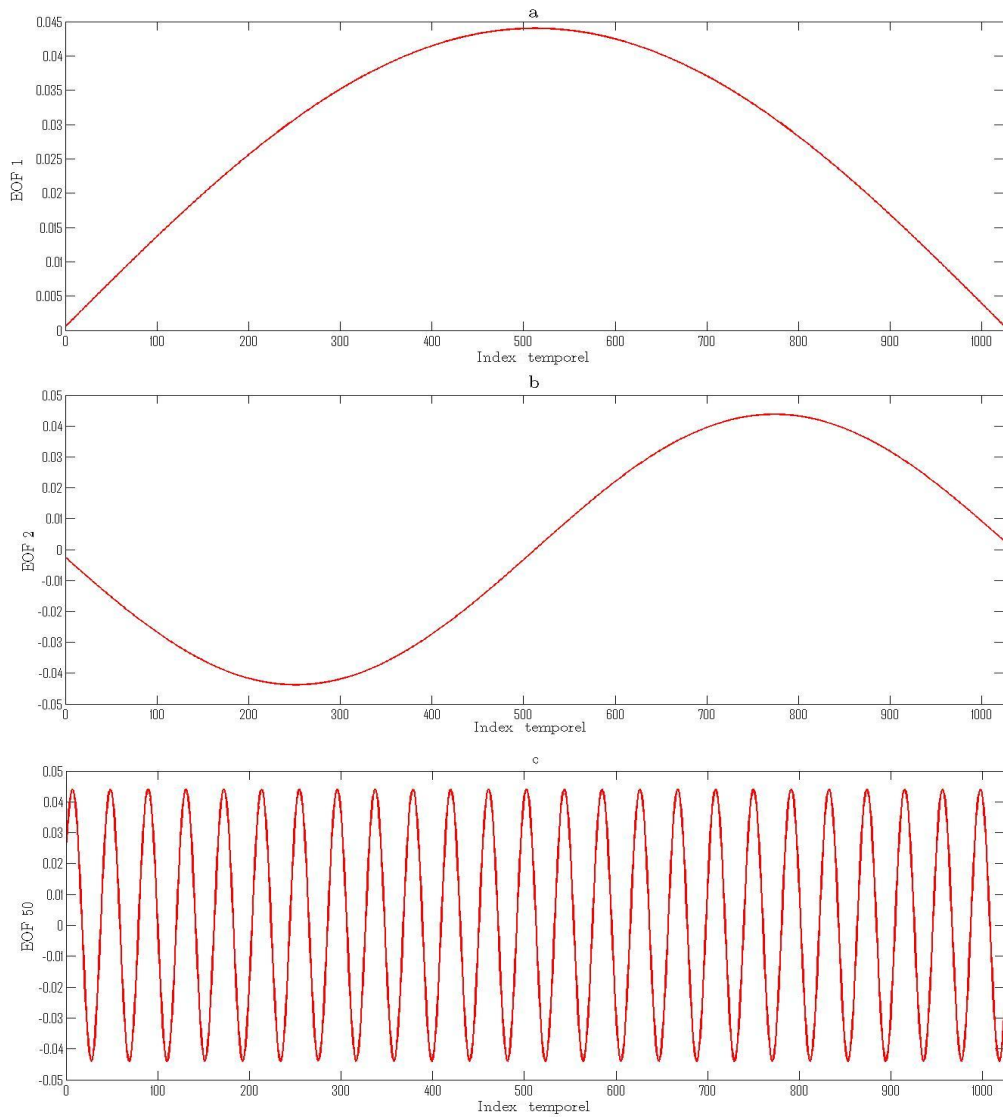


FIGURE 3.8 – Exemple des premières modes EOFs.

La figure 3.9 montre que les derniers modes relatifs aux faibles valeurs propres présentent plus d'une raie spectrale et sont moins énergétiques. Ces résultats indiquent que la texture qui évolue régulièrement est principalement extraite à partir des premiers modes [36].

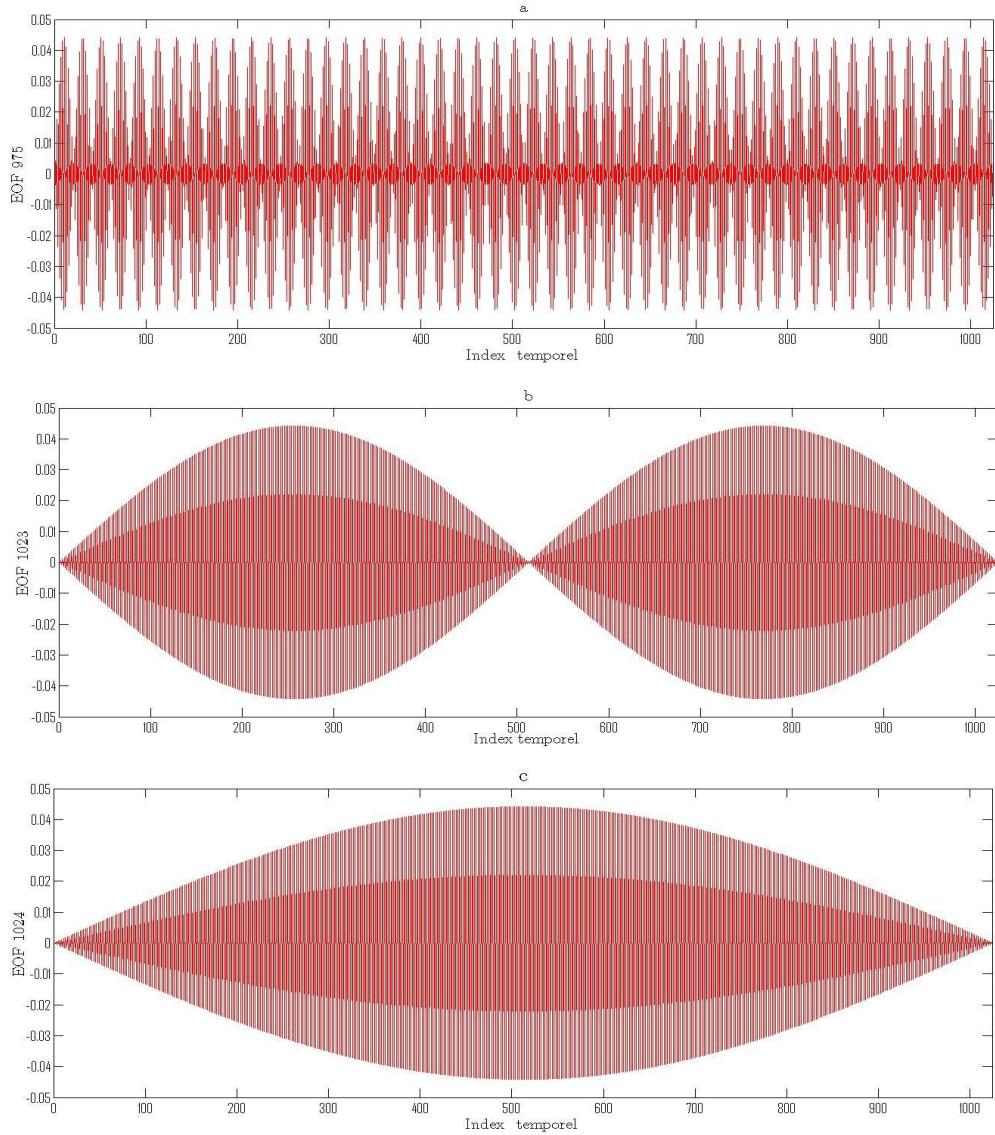


FIGURE 3.9 – Exemple des dernières modes EOFs.

Les modes de hautes fréquences apparaissent principalement du fait de la variation rapide du speckle, alors que τ est fondamentalement décrite par les valeurs propres dominantes [33]. Afin d'éviter les contraintes de niveau seuillage en fonction de la contribution énergétique des différents modes, nous proposons simplement d'extraire les modes significatifs, en appliquant un filtrage adapté à \mathbf{x} , ce qui conduit à un vecteur de pondé-

ration de modes $\mathbf{F}^T \mathbf{x}$. Ainsi, $\boldsymbol{\tau}$ est calculée à partir des modes de pondération par

$$\hat{\boldsymbol{\tau}} = \frac{\mathbf{F} (\mathbf{F}^T \mathbf{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2N_s} \lambda_i^2}} = \frac{\mathbf{R}\mathbf{x}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2N_s} \lambda_i^2}} \quad (3.18)$$

Le terme de normalisation $\sqrt{\sum_{i=1}^{2N_s} \lambda_i^2}$ assure la réduction du biais de $\boldsymbol{\tau}$. Les figures 3.10, 3.11 et 3.12 comparent respectivement, la texture estimée $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ pour les ordres AR $P = 1$, $P = 2$ et $P = 3$ avec les mêmes données de la section 3.3.1.

Dans les figures 3.10, 3.11 et 3.12, nous traçons les textures ; simulée et estimée pour $P = 1, 2$ et 3 . Les résultats confirment que l'ordre adéquat est $P = 2$, qui procure une estimée la plus proche de la texture générée, alors que pour $P = 1$, l'estimée est irrégulière tandis que pour $P = 3$, elle est lissée [36].

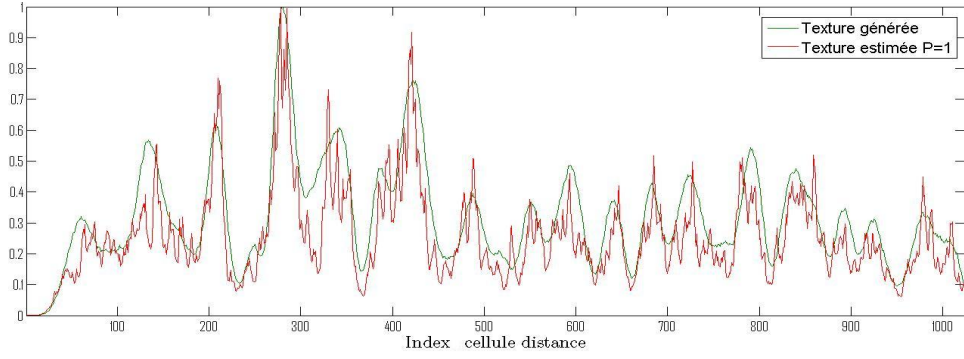


FIGURE 3.10 – Texture estimée avec un ordre AR $P = 1$.

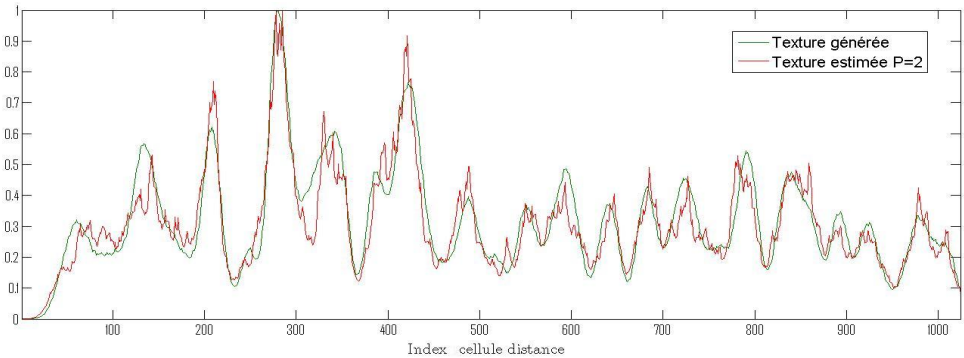


FIGURE 3.11 – Texture estimée avec un ordre AR $P = 2$.

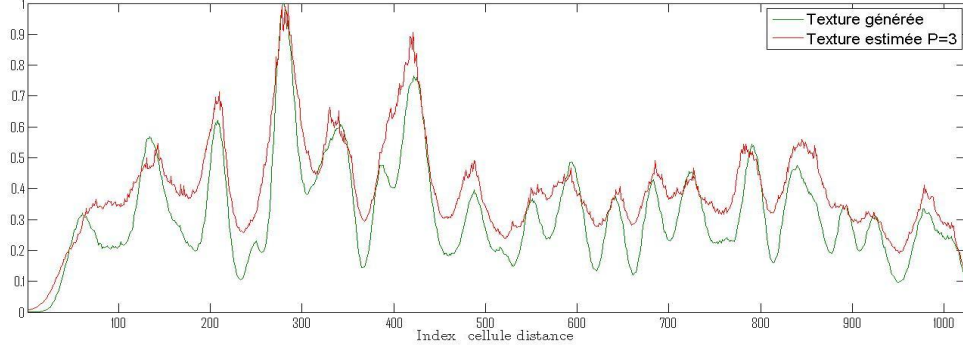


FIGURE 3.12 – Texture estimée avec un ordre AR $P = 3$.

Les performances de l'estimateur de texture sont évaluées à partir de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre la texture générée et celle estimée (voir Table 3.1)

Ordre AR	$P = 1$	$P = 2$	$P = 3$
EQM	1.1×10^{-2}	4.1×10^{-3}	1.07×10^{-2}

TABLE 3.1 – Valeur de l'EQM pour les ordres AR $P = 1$, $P = 2$ et $P = 3$

La figure 3.13 indique l'erreur résiduelle $\|e_s\|^2 = \|\hat{\tau} - \tau\|^2$ pour les trois ordres AR; $P = 1, 2$ et 3 . L'erreur minimale est toujours obtenue pour $P = 2$. Enfin pour $P = 2$, la texture est bien estimée grâce à la pondération des modes dominants que nous proposons [36].

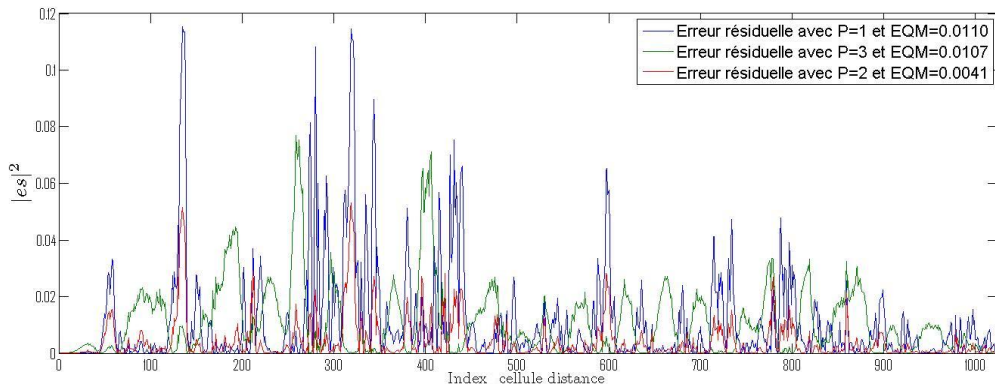


FIGURE 3.13 – Erreur résiduelle de la texture après estimation AR-EOF

Contrairement à l'approche de seuillage proposée dans [43] et [44], qui considère que la dimension du sous-espace clutter est fixée à partir d'un certain nombre de valeurs propres prépondérantes, qui fixe un pourcentage d'énergie du clutter par rapport à l'énergie total du signal composite (clutter, bruit interne du récepteur et cibles) reçu, nous

avons proposé l'approche de pondération de l'équation (3.18) pour estimer le clutter de mer.

Pour comparer les deux techniques, nous considérons la variance cumulée telle que décrite dans la figure 3.14. Les premiers modes dominants procurent respectivement, 80% et 90% de l'énergie de \mathbf{x} , pourcentages souvent utilisés pour estimer la texture.

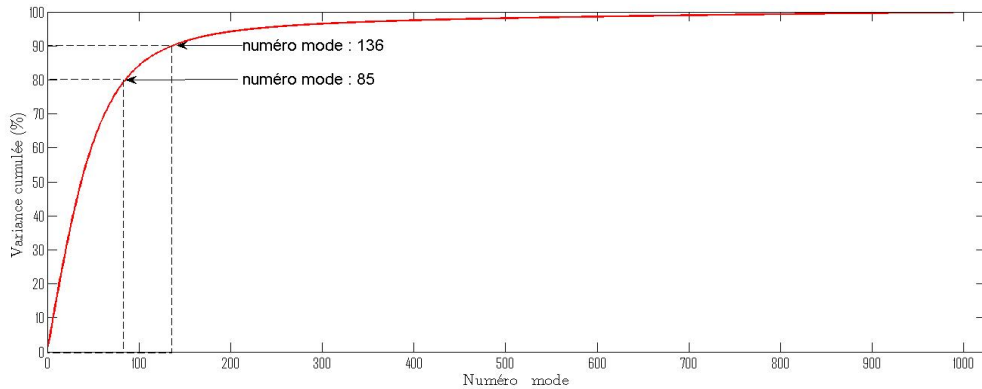


FIGURE 3.14 – Variance cumulée en fonction du nombre de mode

Les figures 3.15 et 3.16 montrent que l'approche de seuillage avec une décomposition EOF produit une bonne estimation de la texture, néanmoins le choix systématique d'un critère de seuillage pour la sélection des modes significatifs n'est pas simple.

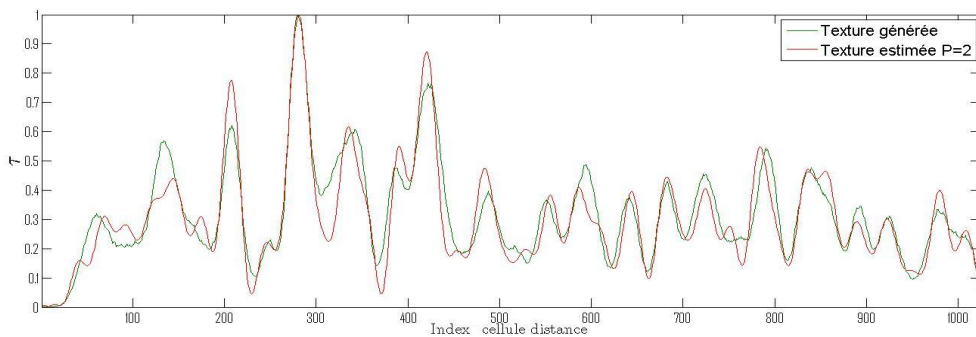


FIGURE 3.15 – Texture estimée à 80% de l'énergie totale

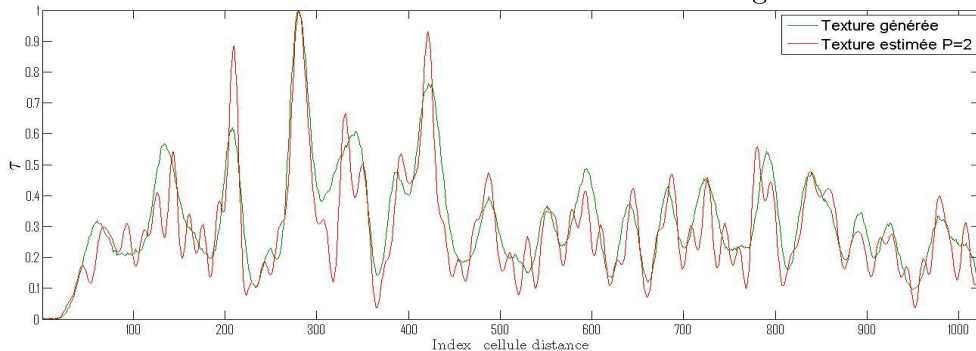


FIGURE 3.16 – Texture estimée à 90% de l'énergie totale

Dans le cas de l'exemple considéré, en préservant les modes qui contribuent avec

80% de l'énergie de \mathbf{x} conduit à une EQM minimale, cependant ce cas présente une faible amélioration avec une $EQM = 0.0032$, comparé à une $EQM = 0.0041$ correspondant à l'approche de pondération de modes pour $P = 2$, proposée dans [36]. La figure 3.17 montre l'erreur résiduelle dans les deux cas.

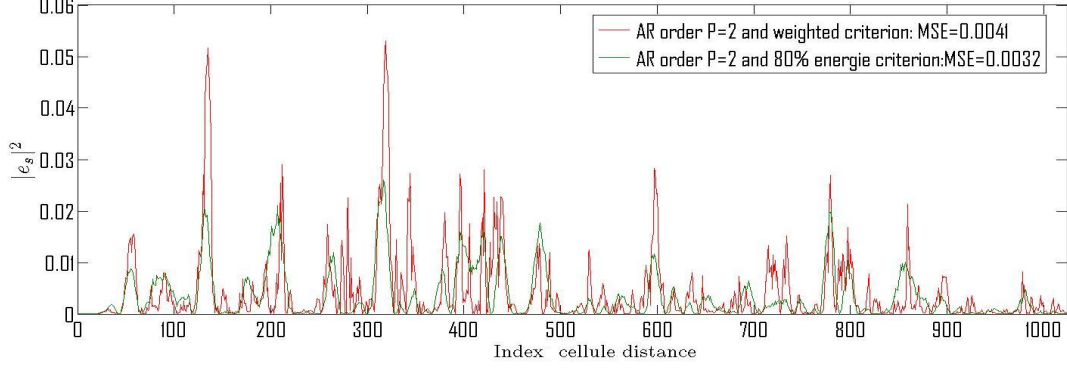


FIGURE 3.17 – Erreur résiduelle de la texture pour les critères de pondération et d'énergie.

3.4 Estimation $\ell_2-\ell_1$: cas de Plusieurs CPIs

L'estimation $\ell_2-\ell_1$ traite le cas d'intérêt d'estimation des composantes de clutter pour une porte distance pendant plusieurs CPIs. Dans ce cas, l'estimation des paramètres $(a_i, b_i)_{i=1, \dots, 2N_s}$ de l'équation (3.7) est basée sur la minimisation de la norme $\ell_2-\ell_1$ pour tenir compte de la parcimonie de cette représentation, en considérant une technique de gradient [36].

Principalement, chaque fréquence $f_k = k \frac{2\pi}{2N_s}$, ($k = 0, \dots, 2N_s - 1$) est approximativement, une des harmoniques des composantes du vecteur $\mathbf{y} = [y(1), \dots, y(2N_s)]^T$. Les composantes de \mathbf{y} sont présentées sous la forme

$$y(n) = \sum_{k=0}^{2N_s-1} a_k \cos(2\pi n f_k) + b_k \sin(2\pi n f_k) + v(n),$$

ou bien sous la forme matricielle

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{c} + \mathbf{v}, \quad (3.19)$$

où $\mathbf{c} = [a_0, a_1, \dots, a_{2N_s}, b_1, \dots, b_{2N_s}]^T$ et la matrice \mathbf{W} est la matrice de transformation de Fourier :

$$\begin{cases} w_{n,k} = 1 \\ w_{n,k} = \cos(2\pi(n-1)f_k), \quad k = 1, \dots, 2N_s - 1 \\ w_{n,k+2N_s+1} = \sin(2\pi(n-1)f_k), \quad n = 1, \dots, 2N_s \end{cases}$$

Pour représenter l'équation (3.7), il apparaît clairement que seulement $M \ll 2N_s$ paires dans $\{(a_i, b_i)\}_{i=1, \dots, 2N_s}$ sont non nulles. Par conséquent, le problème fondamental avec l'estimation de \mathbf{c} est que nous souhaitons une estimée avec uniquement quelques coefficients non nuls, puisque la texture est considérée avoir une représentation avec quelques harmoniques uniquement. Par contre, le critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM) ne conduit pas à une telle désirable propriété.

Pour surmonter ce problème, nous rappelons qu'en premier lieu, une minimisation de l'EQM revient à maximiser la vraisemblance de \mathbf{y} , où nous considérons que \mathbf{v} est un vecteur Gaussien de taille $2N_s$ avec $\mathbf{v} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2 \mathbf{I})$ [36]. Ainsi la vraisemblance de \mathbf{y} est donnée par

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{c}) = \frac{1}{(2\pi\sigma_v^2)^{\frac{2N_s+1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_v^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{c}\|_2^2\right).$$

Cependant, dans un contexte Bayésien, nous pouvons considérer \mathbf{c} avec une distribution qu'on dénote $p(\mathbf{c})$, ce qui permet un critère de maximisation a posteriori (MAP) qui favorise une solution parcimonieuse pour \mathbf{c} , traduisant une solution dont la majorité des coefficients sont nuls. Une des solutions possibles est de choisir une distribution Laplace pour \mathbf{c} , tel que :

$$p(\mathbf{c}) = \frac{1}{(2\beta)^{4N_s+1}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{c}\|_1}{\beta}\right). \quad (3.20)$$

Puisque $p(\mathbf{c}|\mathbf{y}) \sim p(\mathbf{y}|\mathbf{c}).p(\mathbf{c})$, le critère d'optimisation avec un MAP s'écrit :

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{c}} &= \arg \max_{\mathbf{c}} \ln p(\mathbf{y}|\mathbf{c}) + \ln p(\mathbf{c}) \\ &= \arg \min_{\mathbf{c}} \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{c}\|_2^2 + \nu \|\mathbf{c}\|_1 \end{aligned} \quad (3.21)$$

où, $\nu = 2\sigma_v^2/\beta$. Le terme de pénalité ν ajuste le compromis de la solution $\hat{\mathbf{c}}$ avec les données et de leurs nature parcimonieuse. L'efficacité de ce type de critère est mise en évidence dans la littérature [45], [46].

Considérant

$$\mathcal{J}_\nu(\mathbf{c}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{c}\|_2^2 + \nu \|\mathbf{c}\|_1, \quad (3.22)$$

et en utilisant la technique du gradient stochastique, la solution est calculée itérativement comme suit :

$$\mathbf{c}_{n+1} = \mathbf{c}_n - \mu \nabla \mathcal{J}_\nu(\mathbf{c}_n), \quad (3.23)$$

où μ est le taux d'apprentissage et l'expression du gradient \mathcal{J}_ν à la $n^{\text{ème}}$ itération est

donnée par :

$$\nabla \mathcal{J}_{\nu_n}(\mathbf{c}_n) = \mathbf{W}^T(\mathbf{W}\mathbf{c}_n - \mathbf{y}) + \nu_n \text{sign}(\mathbf{c}_n). \quad (3.24)$$

A chaque itération n , ν_n est la valeur de la pénalité actualisée ν qui est calculée à partir de l'estimateur de maximum de vraisemblance de β :

$$\beta_n = \frac{1}{4N_s} \sum_{i=1}^{4N_s} \sqrt{(\mathbf{c}_n)_i^2}.$$

Ensuite,

$$\nu_n = \frac{2\sigma_v^2}{\beta_n}.$$

Une fois la convergence de l'expression de l'équation (3.23) est obtenue, \mathbf{c} est calculé comme l'estimateur du maximum de vraisemblance :

$$\hat{\mathbf{c}} = (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \mathbf{y}, \quad (3.25)$$

où \mathbf{M} est construite à partir des colonnes de \mathbf{W} de l'équation (3.19) qui sont associées avec les coefficients non nuls de \mathbf{c} , une fois la convergence de l'algorithme du gradient de l'équation (3.23) est obtenue. Ainsi, $\boldsymbol{\tau}$ est estimée par

$$\hat{\boldsymbol{\tau}} = \mathbf{M}\hat{\mathbf{c}}.$$

Pour illustrer cette technique, nous générons à partir de l'équation (3.19), le vecteur \mathbf{y} par une somme de quatre cosinusoides avec des fréquences normalisées 0, 0.002, 0.008, 0.01 et 0.02, et des coefficients $a_i = \{10, 2.5, 2.5, 2.5, 2.5\}$ et $b_i = 0$.

La figure 3.18 trace la texture résultante.

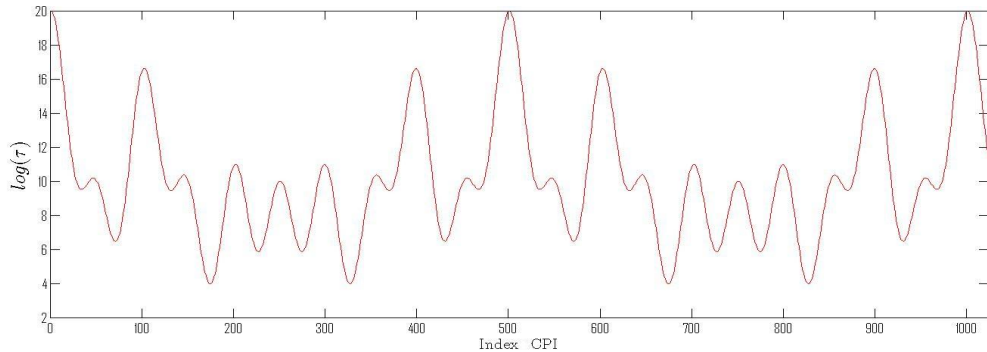


FIGURE 3.18 – Synthèse de la texture à partir d'une somme de quatre cosinusoides.

Pour synthétiser le signal \mathbf{y} , nous générons le speckle de la forme $v(n) = \ln |u(n)|^2$, avec $u(n) \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Ainsi $\sigma_v^2 = \mathbb{E}[\ln |u(n)|^2]^2 - (\mathbb{E}[\ln |u(n)|^2])^2$. Le calcul itératif du

vecteur \mathbf{c} est accompli comme suit [36] :

1. initialiser $\mathbf{c} = \mathbf{c}_0$,
2. itérer n : calculer l'estimée par le maximum de vraisemblance de :

$$\beta_{ML} = \arg \max_{\beta} p(\mathbf{c}_n | \beta) \text{ et effectuer,}$$

$$\nu_n = \frac{8N_s\sigma_v^2}{\sum_{i=1}^{4N_s} |(\mathbf{c}_n)_i|}, \quad (3.26)$$

3. insérer ν_n dans l'équation (3.24) et calculer \mathbf{c}_{n+1} de l'équation (3.23),
4. itérer les étapes 2) et 3) jusqu'à ce que \mathbf{c}_n converge,
5. calculer l'estimée finale de \mathbf{c} de l'équation (3.25).

La figure 3.19 montre l'estimée de \mathbf{c} , où nous remarquons que la fréquence de chaque harmonique est bien restituée et les composantes de bruit sont éliminées progressivement, quand le nombre des itérations augmente, bien que quelques composantes de bruit persistent à la fin de la procédure.

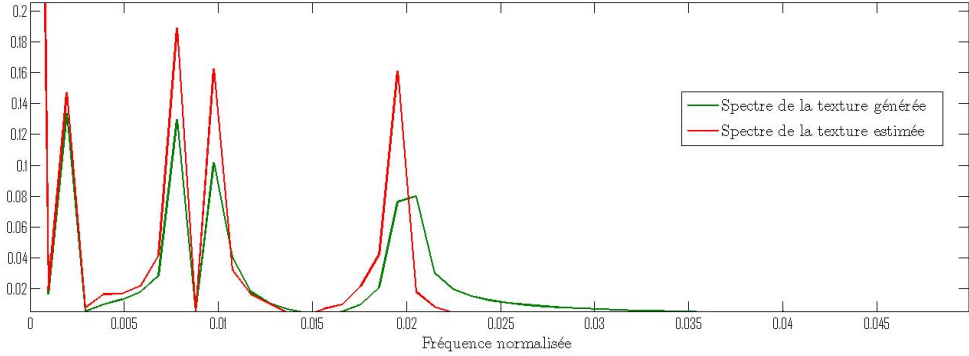


FIGURE 3.19 – Estimation des coefficients des cosinusoides.

Au point de convergence et des maxima de \mathbf{c} , nous obtenons les fréquences estimées 0, 0.00195, 0.0078, 0.0098, 0.0205.

Pour comparer notre approche [36] avec les techniques existantes, nous considérons les méthodes développées dans les travaux de [23] et [33].

Les travaux se rapportant à ces deux références considèrent l'intensité du clutter au lieu de son logarithme, où pour une porte distance donnée, la texture évolue suivant le modèle de l'équation (3.7) et le maximum de vraisemblance est utilisé pour déterminer \hat{a}_i , \hat{f}_i et $\hat{\theta}_i$ sous l'hypothèse de Gaussianité du speckle. Ces travaux impliquent une estimation de fréquence à haute résolution à la base d'algorithmes RELAX pour [23], MUSIC et ESPRIT pour [33]. (voir annexe B)

Comme les deux études utilisent le modèle de l'équation (3.7) pour la description de la texture ainsi qu'une estimation par maximum de vraisemblance, il s'avère une grande similitude avec l'approche $\ell_2\text{-}\ell_1$ que nous avons développé. Cependant, ils diffèrent par ce qui suit :

1. l'estimation $\ell_2\text{-}\ell_1$ ne suppose pas une connaissance a priori du nombre des composantes d'harmoniques contenues dans la texture, contrairement aux algorithmes RELAX, ESPRIT et MUSIC ;
2. ESPRIT et MUSIC impliquent une décomposition propre de la matrice de corrélation estimée $\widehat{\mathbf{R}}_y$, ce qui n'est pas le cas de l'approche $\ell_2\text{-}\ell_1$;
3. plusieurs avantages de l'approche adoptée dans [35] sont utilisés dans l'approche $\ell_2\text{-}\ell_1$ que nous proposons :
 - l'utilisation du logarithme de la texture permet de considérer des scénarios avec une texture à large dynamique ;
 - le logarithme de la texture ressemble plus à un mélange d'harmoniques en considérant la texture elle-même ;
 - l'utilisation de l'estimation $\ell_2\text{-}\ell_1$, réduit la problématique à une estimation de fréquences, de phases et d'amplitudes de cosinusoides en présence d'un bruit additif au lieu d'interférences multiplicatives comme dans [23, 33] ;
 - dans [23, 33], la texture et le speckle sont supposés dépendant, où la variance du speckle σ_v^2 est fonction des coefficients des cosinusoides et le rapport signal à bruit global est toujours inférieur à 0 dB, alors que dans notre approche, la variance ne dépend pas des coefficients des cosinusoides ;
 - l'introduction de la représentation parcimonieuse peut être envisagée comme une approche de model-fitting qui permet une estimation simultanée de fréquences, de phases et de coefficients du modèle de l'équation (3.7), en résolvant un programme convexe.
4. à l'opposée des approches de [23, 33] qui supposent un nombre fini de fréquences, notre approche tient compte de toutes les fréquences normalisées dans $f \in [0, 1]$, jusqu'à l'atteinte du critère de performance (EQM), pour résoudre un programme convexe qui produit un vecteur parcimonieux qui estime convenablement les fréquences.

La comparaison de notre approche avec les algorithmes ESPRIT et RELAX utilisés dans [23, 33] est basée sur deux indices de performance. Le premier indice est la précision de l'estimation des coefficients des cosinusoides et le second concerne la fidé-

lité de l'estimée de la texture elle-même. La figure 3.20 montre que ESPRIT dénote la meilleure estimation des coefficients.

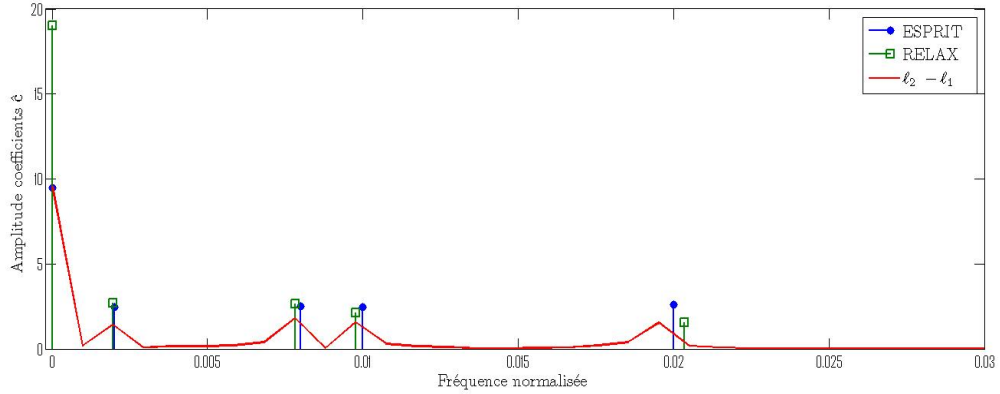


FIGURE 3.20 – Coefficients moyens estimés en fonction des fréquences moyennes estimées.

Pour la première performance, la table 3.2 résume l'estimation des coefficients à partir de 1000 tirages de Monte Carlo qui sont appliqués aux 400 premiers échantillons du signal d'observation généré.

	$c_0 = 10$	$c_1 = 2.5$	$c_2 = 2.5$	$c_3 = 2.5$	$c_4 = 2.5$
RELAX	19.03	2.67	2.66	2.11	1.56
ESPRIT	9.486	2.46	2.5	2.46	2.57
$\ell_2 - \ell_1$	9.56	1.40	1.80	1.55	1.54

TABLE 3.2 – Coefficients estimés à partir de 1000 tirages de Monte Carlo

Au titre de la seconde performance relative à la fidélité de la texture estimée, la figure 3.21 montre la texture et son estimée dans le cas des trois algorithmes RELAX, ESPRIT et $\ell_2 - \ell_1$.

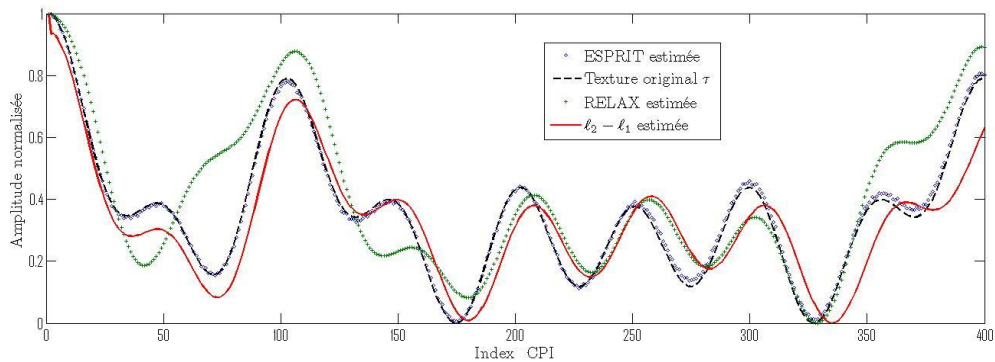


FIGURE 3.21 – Comparaison entre les estimées RELAX, ESPRIT et $\ell_2 - \ell_1$ avec la texture originale.

Pour comparer la différence de dynamique entre la texture et ses estimées dans les cas des trois algorithmes, nous calculons le module au carré de l'erreur résiduelle de

$\mathbf{e} = (\boldsymbol{\tau} - \hat{\boldsymbol{\tau}})$. La figure 3.22 indique l'erreur résiduelle $\|\mathbf{e}\|^2$.

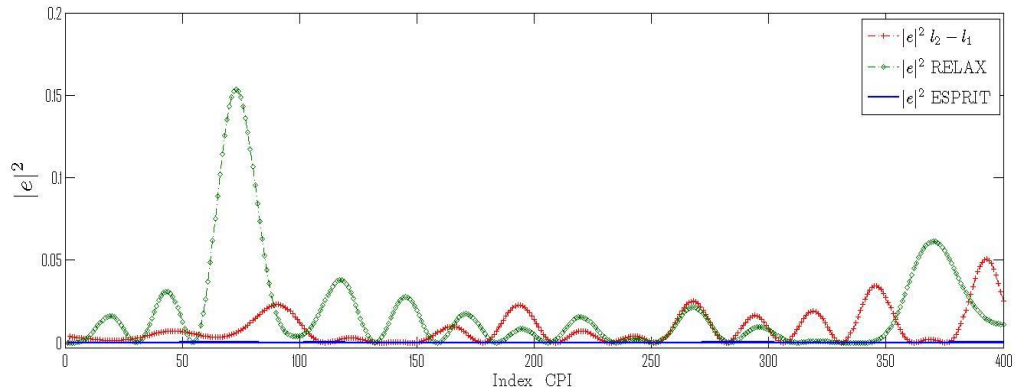


FIGURE 3.22 – Carré de l'erreur résiduelle $\|\mathbf{e}\|^2$.

Les valeurs EQM pour les trois algorithmes sont présentées dans la table 3.3 qui montre que ESPRIT fournit de bons résultats, alors que $\ell_2\text{-}\ell_1$ procure une dynamique de texture améliorée comparativement à RELAX.

	EQM
RELAX	1.8×10^{-2}
ESPRIT	4.6×10^{-5}
$\ell_2\text{-}\ell_1$	8.6×10^{-3}

TABLE 3.3 – Valeurs des EQM pour les algorithmes RELAX, ESPRIT et $\ell_2\text{-}\ell_1$.

L'implémentation de RELAX et ESPRIT requièrent une connaissance du nombre d'harmoniques du signal traité. Les figures 3.23 and 3.24 montrent l'influence d'un choix erroné du nombre d'harmoniques.

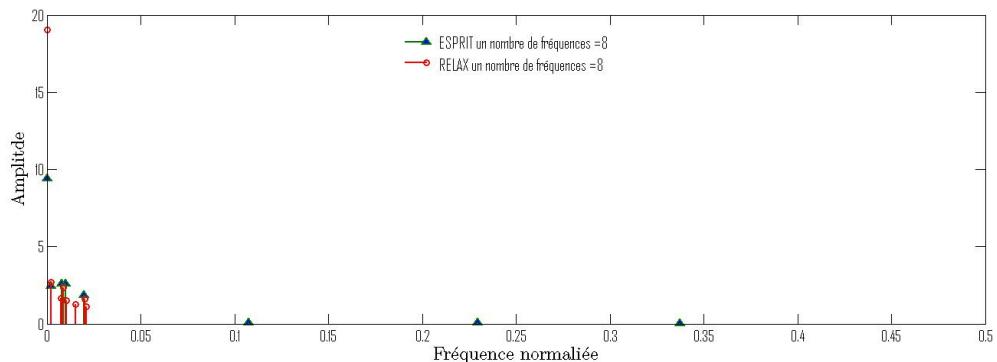


FIGURE 3.23 – RELAX et ESPRIT, en considérant 8 harmoniques.

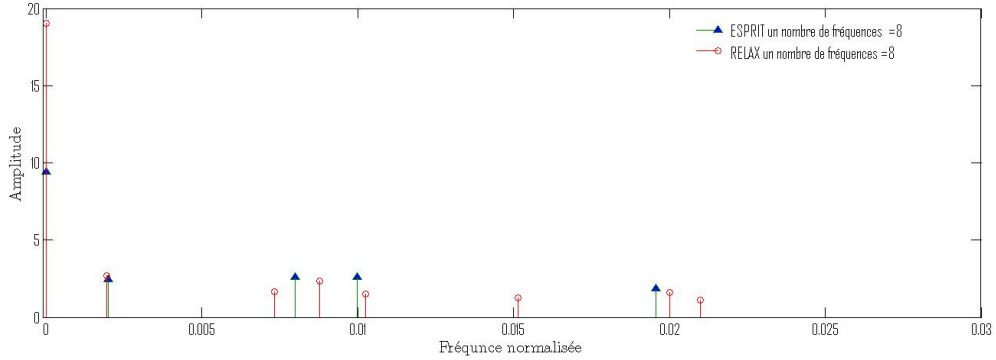


FIGURE 3.24 – Zoom in : RELAX et ESPRIT, en considérant 8 harmoniques.

3.5 Conclusion

Dance ce chapitre nous avons présenté deux approches de modélisation du clutter de mer décrit par le produit de la composante texture avec la composante speckle. Pour estimer la texture pendant une PRI, nous avons considéré un modèle AR stationnaire et proposé une technique d’estimation de l’ordre AR. Pour ce faire, nous avons exploité le fait que le lobe principal de la fonction de covariance de l’intensité de clutter de mer est représentatif de la corrélation de la texture.

A partir du modèle AR, une extension de la structure de covariance de la texture vers une décomposition en fonctions orthogonales empiriques (EOF) est proposée, ce qui permet l’estimation de la texture. Par le biais d’une décomposition propre de la matrice Toeplitz d’autocovariance, nous avons pondéré les modes EOF pour améliorer les modes significatifs ou énergétiques qui appartiennent à la composante texture définissant l’énergie moyenne prépondérante du clutter de mer.

Grâce à la simulation de la texture avec des paramètres standards, nous avons indiqué qu’un modèle AR avec l’ordre 2 est commode pour décrire la texture, ce qui est en cohérence avec les résultats de la littérature. Pour représenter la texture dans une porte distance donnée pendant plusieurs CPIs, nous avons modélisé le clutter de mer par un processus cyclostationnaire dans le sens où la composante texture obéit à un modèle de somme de cosinusoides. Aussi pour recouvrir la parcimonie induite par la structure de la texture, nous avons proposé un critère de minimisation avec une pénalité l_2-l_1 .

Du point de vue statistique, ce critère peut être interprété comme critère Bayésien avec une maximisation a posteriori (MAP), dans ce sens, nous avons proposé une technique gradient pour optimiser ce critère avec une auto-adaptation du facteur de pénalité à chaque itération.

Les deux techniques proposées dans ce chapitre sont simples à implémenter et conduisent à une bonne estimation de la texture du point de vue spatial et temporel, ce qui offre une représentation 2D du clutter de mer après combinaison des deux techniques. En plus de leur robustesse par rapport aux techniques sous-espaces, les deux techniques AR-EOF et $\ell_2 - \ell_1$ ne sont pas contraignantes, en terme de connaissance a priori. Particulièrement, la première technique AR-EOF ne nécessite pas une connaissance a priori de l'ordre du modèle AR.

Les deux techniques d'estimation du clutter de mer par rapport aux temps de décorrélation des deux composantes texture et speckle sont considérées dans deux cas de figures pour la conception de la forme d'onde dans le chapitre 4, à partir de critère des moindres carrés qui minimise l'énergie du clutter de mer dans les deux variantes d'estimation du clutter du présent chapitre, c'est à dire par rapport à une durée CPI et une durée de plusieurs CPIs.

Chapitre 4

Conception de Forme d'Onde Radar dans le Contexte de Clutter de Mer

Sommaire

4.1	Introduction	57
4.2	Représentation du signal reçu : cas du clutter de mer	59
4.3	Conception de forme d'onde	61
4.3.1	Introduction	61
4.3.2	Minimisation de la puissance de clutter	63
4.4	Simulations	68
4.4.1	Cas d'une seule porte distance et CPIs multiple : Propriété temporelle de la texture	69
4.4.2	Cas de plusieurs cellules de fenêtre distance d'une PRI : Propriété spatiale de la texture	71
4.4.3	Considération LPI : L ow P robability I ntercept	74
4.5	Conclusion	76

*"Ce n'est pas dans la connaissance qu'est le bonheur, mais dans
l'acquisition de la connaissance."*

Anatole France

4.1 Introduction

La détection des cibles de faible surface équivalente radar (SER) par le biais de radars actifs est particulièrement difficile du fait des faibles rapports signal sur clutter

(RSC) qui peuvent être d'autant plus atténués, si cette détection est appliquée à des cibles de surface de mer pour de faibles angles rasants.

La progression de la technologie radar a permis un emploi d'une agilité des formes d'onde qui fournit plus d'opportunités dans l'amélioration des performances de détection, à travers l'utilisation de modulations de phase et de fréquences adaptées qui offrent une exactitude d'estimation des paramètres des cibles d'intérêt [43] et de l'environnement de mer couvert par le champ radar.

Dans ce chapitre, il s'agit d'élaborer une forme d'onde qui s'adapte dynamiquement à l'environnement de mer sur la base de la statistique du clutter de mer pour améliorer la qualité de la détection. Ceci est motivé par le fait que le signal à la sortie du filtre adapté représente une convolution de la fonction d'ambiguïté avec la scène radar [47], ce qui répartit l'énergie d'une cellule distance-Doppler $c_{j,i}$ à la suivante.

En seconde partie, nous présentons les formes d'ondes arbitraires où nous ciblons une conception de formes d'onde à travers une optimisation au sens des moindres carrés, appliquée aux données de simulation du troisième chapitre, en capitalisant les résultats de nos travaux sur l'estimation des composantes de clutter de mer [36] et enfin nous concluons à partir des résultats obtenus de la forme d'onde conçue.

Cependant, la considération de l'information de clutter dans la conception de la forme d'onde dont la fonction d'ambiguïté réduit la répartition de l'énergie dans les régions d'intérêt, peut améliorer le RSC ainsi que les performances de détection. Dans ce chapitre, la statistique du clutter est estimée à partir des techniques $\ell_2 - \ell_1$ et AR-EOF présentées dans le chapitre 3, pour concevoir une forme d'onde à codage de phase à transmettre après un apprentissage à partir d'une forme d'onde de type chirp.

Cependant, l'aboutissement à une forme d'onde adaptée à partir d'un critère de minimisation de l'énergie, nécessite la connaissance de la matrice de covariance du signal reçu pour pouvoir mettre en œuvre les deux techniques AR-EOF et $\ell_2 - \ell_1$. A cet effet, nous abordons dans la section 4.2, l'élaboration de l'expression du signal reçu en bande de base à la sortie du filtre de compression d'impulsion qui représente le filtre adapté du récepteur.

4.2 Représentation du signal reçu : cas du clutter de mer

Nous considérons un radar de moyenne PRI qui transmet un groupe de $2K$ impulsions par CPI dans la région d'intérêt. Ce groupe consiste en deux sous-groupes de K impulsions, sous-groupe s_1 pour l'estimation de la statistique de clutter et le sous-groupe s_2 pour la détection à partir de la forme d'onde conçue.

L'expression de l'équation (4.1) [44] donne le signal reçu à l'entrée du filtre de compression d'impulsion à la $k^{\text{ième}}$ PRI, tel que, $k = 0, 1, \dots, K - 1$.

Dans ce qui suit, le calcul mathématique de l'expression du signal reçu à la sortie du filtre de compression est élaboré dans le sens d'une séparation de l'expression du clutter de mer de celle du signal de cible utile.

$$g^k(t) = b^k s_{1,2}(t - t_0) \exp(j2\pi\nu_0 t) + \sum_{i=1}^p a_i^k s_{1,2}(t - t_i) \exp(j2\pi\nu_i^k t) + n_k(t) \quad (4.1)$$

avec :

- b : réflectivité de la cible ;
- s : signal¹ émis ;
- a : réflectivité complexe des éléments de rétro-diffusion (scatters) qui caractérisent le clutter de mer ;
- k : indice de la PRI dans une durée CPI ;
- t_0 : position de la cible ;
- ν_0 : Doppler de la cible ;
- p : nombre de scatters dans une résolution distance ;
- t_i : retard d'un élément de scatters d'ordre i dans une résolution distance ;
- ν_i : Doppler d'un élément scatter d'ordre i .

Conformément au schéma fonctionnel du filtre de compression de la figure 2.1, une représentation matricielle du signal reçu à la sortie du filtre à compression d'impulsion dans le domaine temporel donne :

$$\mathbf{r}_j = \mathbf{b}\mathbf{z}_s(j - n_0) + \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \left(\mathbf{z}_s(n) \sum_{i \in \mathbf{I}_{j+n}} \mathbf{a}_i \exp(j2\pi\nu_i n) \right) \quad (4.2)$$

où :

1. les indices (1, 2) désignent l'ordre du sous-groupe de K impulsions.

- \mathbf{r} : vecteur des échantillons du signal g à la sortie du filtre de compression ;
- \mathbf{z}_s : fonction d'autocorrélation de l'impulsion émise ;
- N_s : durée de l'impulsion émise ;
- $\mathbf{a}_i = [a_i^0 \ a_i^1 \ \dots \ a_i^{K-1}]$: réflectivité complexe des éléments de rétro-diffusion (scatters) dans une cellule distance i .
- $\mathbf{b} = [b^0 \ b^1 \ \dots \ b^{K-1}]$: réflectivité de la cible qui suit un modèle Swerling I.

Une décomposition de l'expression de l'équation (4.2) du signal à la sortie du filtre adapté donne respectivement pour la partie signal de la cible à l'indexe de position n_0 , l'équation (4.3) et pour la partie clutter de mer, l'équation (4.4) :

$$\mathbf{z}_s(j - n_0) = \mathbb{E} \left\{ \left[s(0) \ s(1) \ \dots \ s(N_s - 1) \right] \times \begin{bmatrix} s(-(j - n_0)) \\ s(1 - (j - n_0)) \\ \vdots \\ s(N_s - 1 - (j - n_0)) \end{bmatrix}^* \right\} \quad (4.3)$$

$$\mathbf{z}_c(j) = \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \left(\mathbf{z}_s(n) \sum_{i=1}^p \mathbf{a}_{i,j+n} \exp(j2\pi\nu_i n) \right) \quad (4.4)$$

A partir des expressions des équations (4.3) et (4.4), nous reformulons l'expression de l'équation (4.2) à la sortie du filtre de compression, comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_j &= \mathbf{z}_s(j - n_0) \begin{bmatrix} b^0 \\ b^1 \\ \vdots \\ b^{K-1} \end{bmatrix} + \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \mathbf{z}_s(n) \begin{bmatrix} x_{j+n}^0 \\ x_{j+n}^1 \\ \vdots \\ x_{j+n}^{K-1} \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{b} \cdot \mathbf{z}_s(j - n_0) + \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \mathbf{z}_s(n) \mathbf{x}_{j+n} \end{aligned} \quad (4.5)$$

où $\mathbf{r}_j = [\mathbf{r}_j^0 \ \mathbf{r}_j^1 \ \dots \ \mathbf{r}_j^K]^T$ et $x_{j+n}^k = \sum_{i=1}^p a_{i,j+n}^k \exp(j2\pi\nu_i n)$ représente l'intensité du clutter de mer exprimée dans l'expression de l'équation (3.2) du chapitre précédent " *estimation du clutter de mer*".

Effectivement, nous constatons qu'à partir de l'expression de l'équation (4.5), le second terme définit la composante clutter de mer et s'exprime en fonction du signal $s(t)$ de l'onde émise. Ainsi, l'objectif de réduire l'effet du clutter de mer revient à élaborer un critère, qui en fonction de l'onde à émettre minimise l'énergie du clutter.

4.3 Conception de forme d'onde

4.3.1 Introduction

L'approche de conception d'une forme d'onde se base sur deux étapes successives qui utilisent pour **une première étape**, les signaux reçus de la première moitié du CPI de K PRIs relatives au sous-groupe d'impulsions s_1 , afin d'apprendre dans une résolution distance j , la nature du signal reçu \mathbf{r} dont l'expression est donnée par l'équation (4.2), ceci, afin d'estimer la matrice de covariance du clutter.

A partir de l'estimée de la matrice de covariance du signal à la sortie du filtre de compression d'impulsion définie par l'équation (4.2), nous appliquons pour la seconde moitié du CPI, exprimée par le sous-groupe d'impulsions s_2 , un critère de minimisation au sens des moindres carrés qui réduit l'intensité du clutter dans une résolution distance d'intérêt.

La minimisation de l'énergie du second terme de clutter de l'équation (4.5), traduite par l'expression de l'équation (4.4) implique l'aboutissement à une forme d'onde pour le sous-groupe d'impulsions s_2 dont la fonction d'ambiguïté représente une énergie minimale dans la cellule distance-Doppler $c_{j,i}$ considérée, ce qui définit **une seconde étape** d'émission pour constituer la seconde moitié de CPI de PRI_s^k , ($k = K+1, \dots, 2K$).

Le traitement de synthèse de la forme d'onde adéquate à la minimisation de l'énergie de clutter dans une cellule distance-Doppler $c_{j,i}$ se base sur deux critères de performance inhérents à la fonction d'ambiguïté que nous définirons dans le présent chapitre, à savoir l'ouverture à -3 dB de son lobe principal et les amplitudes des lobes secondaires par rapport à celle du lobe principal.

A travers le premier critère du lobe principal nous ciblons un éclairage électromagnétique minimal de la cellule distance-Doppler $c_{j,i}$, alors que le second critère des lobes secondaires permet de réduire l'étalement du signal d'une même cible sur les cellules distances adjacentes, ce qui prémunit de sa détection à différentes distances.

Toutefois, l'emploi d'une forme d'onde arbitraire vient à la suite d'une situation de détection particulière traduite par de fortes saturations du récepteur radar, dues généralement au clutter, ce qui induit de fortes probabilités de fausses alarmes (*pfa*) à la sortie du détecteur automatique radar. Ceci introduit une notion de traitement conjoncturel qu'il faut activer à partir d'un critère de performance que Sira *et al.* [40], l'ont considéré à partir du maximum du rapport de vraisemblance (MRV) du détecteur automatique du

radar.

Dans cette optique de conception de formes d'onde, le travail que nous présentons ne se focalise pas sur le détecteur automatique à taux de fausse alarme constant (TFAC), du point de vue conception et performances, néanmoins nous utilisons le développement mathématique du MRV pour aboutir à une optimisation qui fait intervenir la matrice de covariance du clutter de mer et plus particulièrement sa composante texture, tel que décrit dans le chapitre 3. Pour situer l'approche de minimisation de la puissance du clutter dans une chaîne générique de système radar actif, où la partie détection automatique est effectuée suivant le test du rapport du maximum de vraisemblance (**G**reater **L**ikelihood **R**atio **T**est), nous présentons dans la figure 4.1, les parties en couleur jaune affectées par les traitements qui se basent sur la forme d'onde.

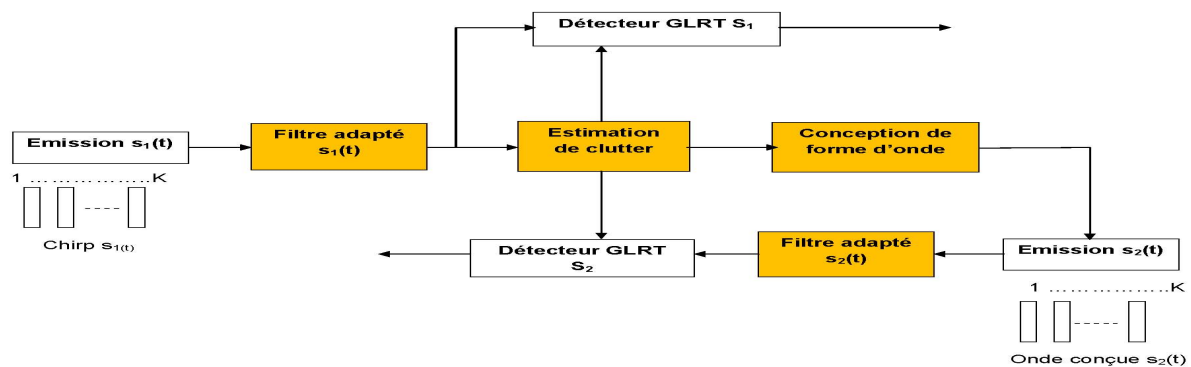


FIGURE 4.1 – Partie de la chaîne radar affectées par la forme d'onde.

Les parties du radar affectées par cette contribution sont respectivement, la réception et le traitement du signal. En ce qui concerne la partie réception, sachant a priori, que fondamentalement, les radars modernes adoptent pour le filtrage adapté, le principe de la compression d'impulsion qui consiste en l'implémentation d'une opération de corrélation entre une réplique du signal émis $s(t)$ et le signal reçu $g(t)$. Pour le traitement du signal, il s'agit de disposer constamment des estimées des composantes texture et speckle en tenant compte de l'ordre de grandeur de leurs temps de décorrélation pour respecter les contraintes de temps réel qui découlent des modes opératoires du filtre adapté et du détecteur automatique et qui sont assujetties respectivement, aux durées de la PRI et du CPI.

4.3.2 Minimisation de la puissance de clutter

Dans le cas d'une détection TFAC au niveau d'une cellule distance-Doppler $c_{i,j}$, l'élaboration du critère d'optimisation à la base d'une maximisation du rapport de vraisemblance de l'équation (4.6) considère le fait que la composante de clutter est une fonction de l'onde émise tel que présenté par l'équation (4.4). Par conséquent, cette maximisation du rapport de vraisemblance revient à minimiser la composante de clutter représentée par un scalaire qu'est la texture et la forme d'onde émise pendant la première moitié d'un CPI.

Le détecteur TFAC décide de l'hypothèse de présence de cible \mathcal{H}_1 si :

$$\Lambda_j^{GLRT} = \ln \frac{p(\mathbf{r}_j | H_1, \hat{\mathcal{T}}, \hat{\Sigma}, \hat{\sigma}^2)}{p(\mathbf{r}_j | H_0, \hat{\mathcal{T}}, \hat{\Sigma})} > \gamma, \quad (4.6)$$

avec :

- γ : le seuil de détection ;
- \mathcal{T} : le vecteur texture ;
- Σ : la matrice de covariance du speckle.

La fonction de covariance $\mathbf{R}_j = \mathbb{E} \{r_j r_j^H\}$ du signal reçu dans la cellule distance² c_j est donnée par l'expression :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_j &= \mathbb{E} \{bb^H\} |\mathbf{z}(j - n_0)|^2 + \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \sum_{i=-(N_s-1)}^{N_s-1} \mathbb{E} \{x_{j+n} x_{j+i}^H\} \mathbf{z}_s(n) \mathbf{z}_s^*(i) \\ &= \xi^2 \mathbb{I}_K |\mathbf{z}_s(j - n_0)|^2 + \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \hat{\Sigma} |\mathbf{z}_s(n)|^2 \\ &= \xi^2 \mathbb{I}_K |\mathbf{z}_s(j - n_0)|^2 + \hat{\Sigma} \hat{\beta}_j \end{aligned} \quad (4.7)$$

Le terme représentant la composante lente du clutter de mer est donné par

$$\hat{\beta}_j = \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} |\mathbf{z}_s(n)|^2 \quad (4.8)$$

2. du fait que la durée des impulsions est très courte, d'où une résolution Doppler dégradée. Par conséquent, nous considérons uniquement une cellule distance c_j au lieu d'une cellule distance-Doppler $c_{j,i}$

Le calcul du maximum de vraisemblance d'après Kay [48] donne l'expression de l'équation (4.6) sous la forme canonique comme suit :

$$\Lambda_j^{GLRT} = \sum_{n=1}^K \frac{\hat{\xi}^2}{\hat{\xi}^2 + \lambda^n} |\tilde{r}(n)|^2 = \sum_{n=1}^K \alpha(n) |\tilde{r}(n)|^2 \leq \gamma \quad (4.9)$$

où :

- les λ^n représentent les valeurs propres de la matrice de covariance du clutter $\mathbf{C} = \hat{\beta}_j \hat{\Sigma}$;
- $\tilde{\mathbf{r}} = [\tilde{r}_1, \dots, \tilde{r}_K]^T = \Lambda^{-1/2} \mathbf{V}^H \mathbf{r}_j$ désigne un blanchiment de la sortie du filtre adapté \mathbf{r}_j ;
- $\mathbf{\Lambda}$ et \mathbf{V} sont respectivement les matrices des valeurs propres et des vecteurs propres.

Comme cité précédemment, la maximisation du GLRT se base sur une conception d'une forme d'onde s_2 , à partir d'une modulation de phase unipolaire, dont le procédé de génération est commode technologiquement et permet pour l'émetteur du radar, un mode opératoire en saturation pour des durées en temps significatives avec des puissances moyennes acceptables, comparativement avec la modulation d'amplitude [49].

L'expression de la forme d'onde escomptée est donnée par

$$s_2(t) = \exp(j\psi(t)), \quad 0 \leq t \leq T_s,$$

où la modulation de phase est une combinaison linéaire de fonctions orthogonales ψ_i . Tel que $\psi(t) = \sum_{i=1}^{N_s} \mu_i \psi_i(t)$ et

$$\psi_i(t) = \begin{cases} 1, & (i-1)\Delta T \leq t \leq i\Delta T \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

avec T_s et ΔT qui définissent respectivement la durée de l'impulsion à émettre et la période d'échantillonnage. Ainsi, la fonction d'autocorrélation du signal émis \mathbf{z}_s prend la forme

$$\mathbf{z}_s(n) = \frac{1}{N_s} \sum_1^{N_s-n} [\cos(\mu_{n+i} - \mu_i) + j \sin(\mu_{n+i} - \mu_i)]. \quad (4.10)$$

De l'expression de la forme d'onde à concevoir s_2 et de sa fonction d'autocorrélation \mathbf{z}_s , Sira *et al.* dans [44] ont choisi la forme d'onde s_2 , fonction de $\boldsymbol{\mu}$ pour la seconde

moitié de CPI, de sorte qu'elle soit la solution de

$$\arg \max_{\boldsymbol{\mu}} \Lambda_j^{GLRT}, \quad (4.11)$$

avec $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \dots, \mu_{N_s}]$.

Comme cité précédemment, dans notre cas, la maximisation du GLRT revient à minimiser l'énergie du clutter dans la cellule distance considérée et par voie de conséquence, minimiser le terme β_j , fonction de la forme d'onde s_2 avec

$$\boldsymbol{\mu}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\mu}} |\hat{\beta}_j - \beta_j^*|, \quad (4.12)$$

et la contrainte $|\mathbf{z}_s^*|^2 \geq 0$, c'est à dire $\beta_j^* \geq \hat{\mathcal{T}}_j$.

Le calcul du terme de clutter lent β_j à partir des équations (4.8) et (4.10) donne

$$\hat{\beta}_j = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \left\{ N_s - n + \sum_{l=1, l \neq i}^{N_s-n} \sum_{i=1}^{N_s-n} \cos(\mu_{n+i} - \mu_{n+l} - \mu_i + \mu_l) \right\}. \quad (4.13)$$

La détermination des coefficients optimaux du vecteur $\boldsymbol{\mu}$ à partir d'une optimisation au sens des moindres carrés, en utilisant l'algorithme du gradient donne à chaque itération n , un minimum local de β_j , tel que

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}(n+1) = \hat{\boldsymbol{\mu}}(n) - \xi_n \nabla \hat{\beta}_j(\hat{\boldsymbol{\mu}}(n)) \quad (4.14)$$

avec ξ_n qui représente le taux d'apprentissage.

4.3.2.1 Calcul de l'expression du gradient " $\nabla \hat{\beta}_j(\hat{\boldsymbol{\mu}}(n))$ "

Le calcul itératif de l'expression du gradient [50] induit l'application de l'algorithme du gradient à partir des dérivées partielles de $\hat{\beta}_j$ par rapport aux composantes de $\boldsymbol{\mu}$.

A partir de l'expression de l'équation (4.13), le calcul des dérivées partielles par rapport aux composantes de $\boldsymbol{\mu}$ donne :

A. Calcul de $\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1}$:

A.1 Cas $n \in [1 \rightarrow (N_s - 1)]$

Pour $l = 1$ et $i \in [2 \rightarrow (N_s - n)]$, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} &= \frac{-1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{i=2}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_{n+1} - \mu_i + \mu_1) \\
&= \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_1 - \mu_{n+i} + \mu_i)
\end{aligned}$$

et pour $i = 1$, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} &= \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{l=2}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_{n+l} - \mu_1 + \mu_l) \\
&= \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{l=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_{n+l} - \mu_1 + \mu_l)
\end{aligned}$$

A.2 Cas $n = 0$

Dans ce cas,

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}_j &= \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=-(N_s-1)}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_j(N_s + \sum_{l=1, l \neq i}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \cos(\mu_i - \mu_l - \mu_i + \mu_l)) \\
&= \text{cte.}
\end{aligned}$$

avec cte une constante. Alors, $\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = 0$.

A.3 Cas $n \in [-(N_s - 1) \rightarrow -1]$

Dans ce cas là, $i \in [-n + 1, N_s]$ et $l \in [-n + 1, N_s]$. L'expression de $\hat{\beta}_j$ devient alors :

$$\hat{\beta}_j = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=-(N_s-1)}^{-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n}(N_s - n + \sum_{l=-n+1, l \neq i}^{N_s} \sum_{i=-n+1}^{N_s} \cos(\mu_{n+i} - \mu_{n+l} - \mu_i + \mu_l))$$

Pour $i = -n + 1$, nous obtenons,

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{-1}{N_s^2} \sum_{n=-(N_s-1)}^{-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{l=-n+1}^{N_s} \sin(\mu_1 - \mu_{n+l} - \mu_{-n+1} + \mu_l)$$

Posons $n_1 = -n$ et $l_1 = l - n_1$, nous aurons

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{-1}{N_s^2} \sum_{n_1=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j-n_1} \sum_{l_1=1}^{N_s-n_1} \sin(\mu_1 - \mu_{l_1} - \mu_{n_1+1} + \mu_{l_1+n_1})$$

En faisant le changement $n = n_1$ et $l = l_1$, nous obtenons l'expression finale

suivante :

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j-n} \sum_{l=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_{n+l} - \mu_1 + \mu_l)$$

Pour $l = -n + 1$, nous obtenons,

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=-(N_s-1)}^{-1} \hat{\mathcal{T}}_{j+n} \sum_{i=-n+1}^{N_s} \sin(\mu_{n+i} - \mu_1 - \mu_i + \mu_{-n+1})$$

Comme dans le cas précédent, en procédant aux changements successifs suivant : $n_1 = -n$, $i_1 = i + n$ puis $n = n_1$, $i = i_1$, nous obtenons,

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} \hat{\mathcal{T}}_{j-n} \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_1 - \mu_{i+n} + \mu_i)$$

Finalement, à partir des différents cas étudiés, l'expression de $\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1}$ peut être écrite sous la forme suivante :

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_1} = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_1 - \mu_{i+n} + \mu_i)$$

B. Calcul de $\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_p}$, $p = 2, \dots, N_s - 1$:

En suivant les mêmes étapes que précédemment, nous obtenons les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_p} &= \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-p} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+p} - \mu_p - \mu_{i+n} + \mu_i) \\ &+ \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{p-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_i - \mu_p + \mu_{p-n}) \end{aligned}$$

C. Calcul de $\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_{N_s}}$:

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_{N_s}} = \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_i - \mu_{N_s} + \mu_{N_s-n})$$

Finalement, les équations de gradient de la fonction $\hat{\beta}_j$ sont résumées comme

suit :

$$\frac{\partial \hat{\beta}_j}{\partial \mu_p} = \begin{cases} \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+1} - \mu_1 - \mu_{i+n} + \mu_i) & \text{pour } p=1 \\ \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-p} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+p} - \mu_p - \mu_{i+n} + \mu_i) \\ + \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{p-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_i - \mu_p + \mu_{p-n}) & \text{pour } p = 2 \longrightarrow N_s - 1 \\ \frac{1}{N_s^2} \sum_{n=1}^{N_s-1} (\hat{\mathcal{T}}_{j+n} + \hat{\mathcal{T}}_{j-n}) \sum_{i=1}^{N_s-n} \sin(\mu_{n+i} - \mu_i - \mu_{N_s} + \mu_{N_s-n}) & \text{pour } p = N_s \end{cases}$$

4.4 Simulations

La conception de la forme d'onde est envisagée pour deux cas d'intérêt [50] à savoir ; pour une porte distance donnée ou bien pour un voisinage constitué de plusieurs portes distance. Ceci, reste vrai tant que les estimées des composantes du clutter de mer, texture et speckle sont fiables au regard de leur propriété physique définie par des temps respectifs de corrélation de $\sim 50 s$ et $\sim 10 ms$ [13].

Si nous traduisons la fiabilité des estimées de la texture et du speckle en terme de contrainte de temps réel, il s'agit pour cette partie de simulation de déterminer une durée de la fenêtre d'observation du clutter par rapport à sa composante qui décorrèle rapidement, en l'occurrence le speckle, que nous fixons par conséquent à $10 ms$.

En considérant nos deux cas d'intérêt pour la conception de la forme d'onde, la limite de la durée de la fenêtre s'impose uniquement dans le premier cas, relatif à celui d'une seule porte distance, où la permanence de l'éclairement électromagnétique du radar est dans un seul CPI représentatif de la résolution en azimuth du radar. Par contre pour le second cas propre à une fenêtre distance de plusieurs portes distance, la durée d'observation est de durée d'une PRI au maximum, par conséquent la propriété de décorrélacion des composantes texture et speckle est largement maintenue.

Pour la simulation de nos deux cas d'intérêt, nous avons tenu compte des paramètres représentatifs du radar IPIX (annexe C) de l'université de McMaster/Darhmouth [43].

Aussi, tel que cité précédemment, nous considérons une forme d'onde de type chirp qui caractérise le premier sous-groupe d'impulsions s_1 de la première étape consacrée

à l'apprentissage du clutter dans une résolution distance c_j .

4.4.1 Cas d'une seule porte distance et CPIs multiple : Propriété temporelle de la texture

Le calcul de la fenêtre de l'estimée consiste à déterminer le nombre de PRI pour lesquels le temps de décorrélation T_{dec} de $\sim 10\text{ms}$ est respecté.

Afin que nos simulations s'approchent le plus possible des cas réels, nous avons considéré les spécifications techniques de la forme d'onde du radar IPIX par rapport aux plages de variation de la durée d'impulsion et la période de répétition PRI. A ce titre, nous considérons une forme d'onde de type chirp ayant une durée d'impulsion de $1.5\ \mu\text{s}$, une bande passante de 200 MHz et une PRI de $300\ \mu\text{s}$, pour l'apprentissage durant la première moitié de CPI.

Tenant compte du temps de décorrélation du speckle de $\sim 10\text{ms}$, assurant la stationnarité du speckle, il s'agit de déterminer le nombre de PRI d'observation d'une même porte distance j , afin de dimensionner la taille du vecteur texture N_s se rapportant à cette porte distance j . Pour la durée d'une PRI de $30\ \mu\text{s}$, le nombre des échantillons N_s est donné par :

$$N_s = \frac{T_{dec}}{PRI} = \frac{10\ 10^{-3}\text{s}}{30\ 100^{-6}\text{s}} = 300.$$

Le vecteur de données de texture \mathcal{T} est considéré à partir des données de simulation du chapitre 3, relatives à l'estimation de la texture sur plusieurs CPIs, où le vecteur texture est représenté conformément au modèle de l'équation (3.7), par les estimées des fréquences normalisées $f = \{0, 0.00195, 0.0078, 0.0098, 0.0205\}$ et des coefficients $\mathbf{c} = \{9.56, 1.40, 1.80, 1.55, 1.55\}$, tels que représentés par la figure 3.19.

Pour mettre en valeur les performances de l'onde conçue de la figure 4.2, à partir de l'algorithme de minimisation de la puissance de clutter, nous l'avons appliqué aux 300 premiers échantillons de texture estimée par la technique $\ell_2 - \ell_1$ et présentés dans la figure 3.21.

L'appréciation des performances de l'onde conçue se base sur une quantification de l'étendue du lobe principal représentatif de la résolution en distance, tel que décrit dans la section 2.3 du chapitre 2, ainsi que le niveau du premier lobe secondaire qui permet aux cibles de forte SER d'être localisées à des distances erronées. Cette appréciation de performances est accomplie par le biais des fonctions d'autocorrélation et d'ambiguïté.

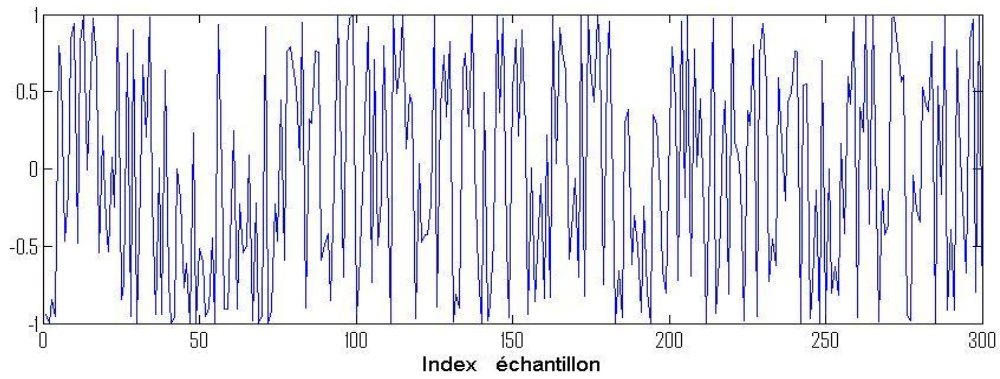


FIGURE 4.2 – Représentation temporelle de l’onde conçue : cas de texture temporelle

Les figures 4.3 et 4.4 illustrent la distribution de l’énergie entre la forme d’onde conçue et le chirp, où nous constatons une distribution d’énergie moindre de l’onde conçue, près du lobe principal comparativement au chirp. Alors que, plus on s’éloigne du lobe principal, l’énergie de l’onde conçue est importante, par rapport au chirp, ce qui est en conformité avec la propriété du volume constant de la fonction d’ambiguïté, comme énoncé par l’équation (2.3).

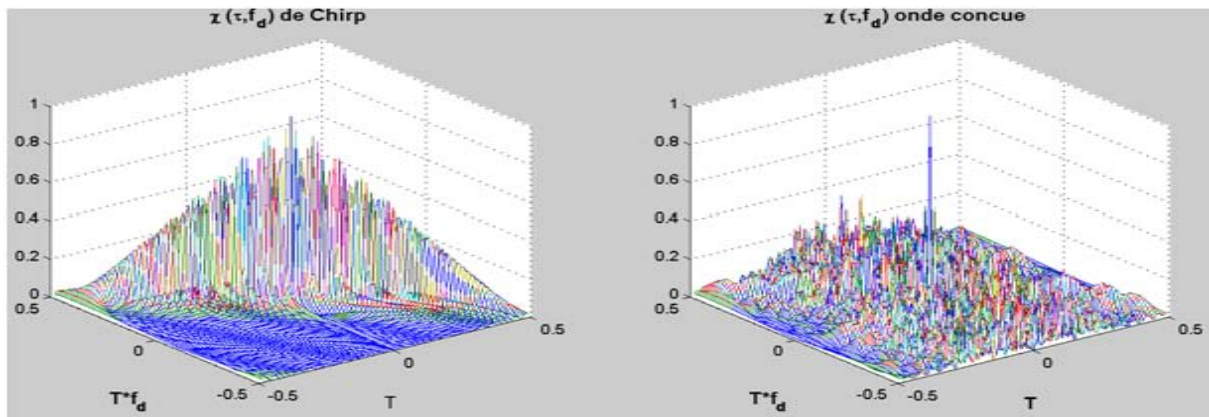


FIGURE 4.3 – Fonctions d’ambiguïté : cas de la propriété temporelle de la texture

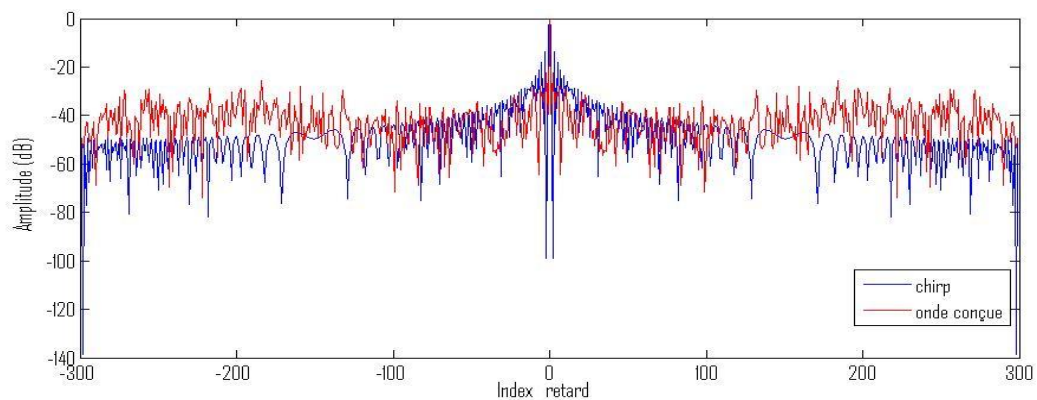


FIGURE 4.4 – Fonctions d’autocorrélation : cas de la propriété temporelle de la texture.

Concernant les performances de l'onde conçue en rapport avec la résolution en distance et le niveau des premiers lobes secondaires, la figure 4.5 montre que **la résolution en distance** de l'onde conçue est de **moitié** par rapport à celle du chirp.

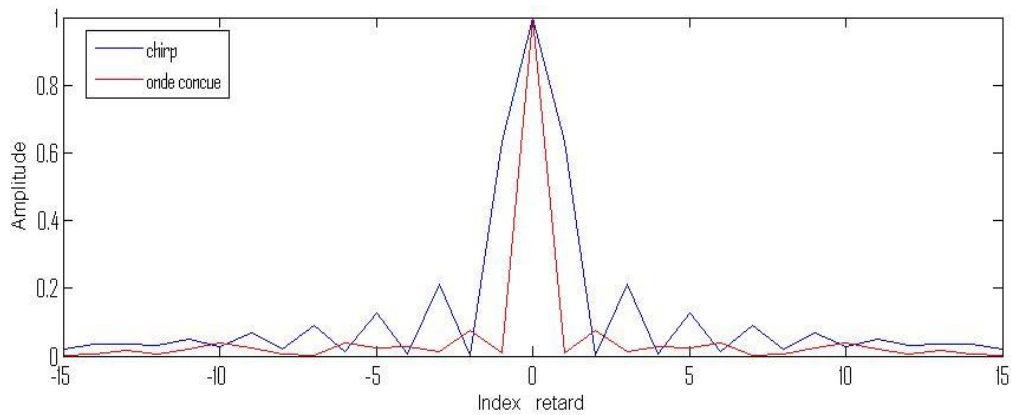


FIGURE 4.5 – Comparatif des résolutions en distance entre l'onde conçue et le chirp

Pour ce qui est du niveau du premier lobe secondaire, la figure 4.6 indique que l'onde conçue donne un niveau de -22.6 dB comparativement à celui du chirp qui est de -13.52 dB, ce qui va atténuer sensiblement la contrainte de détection de cibles à forte SER par le biais des premiers lobes secondaires.

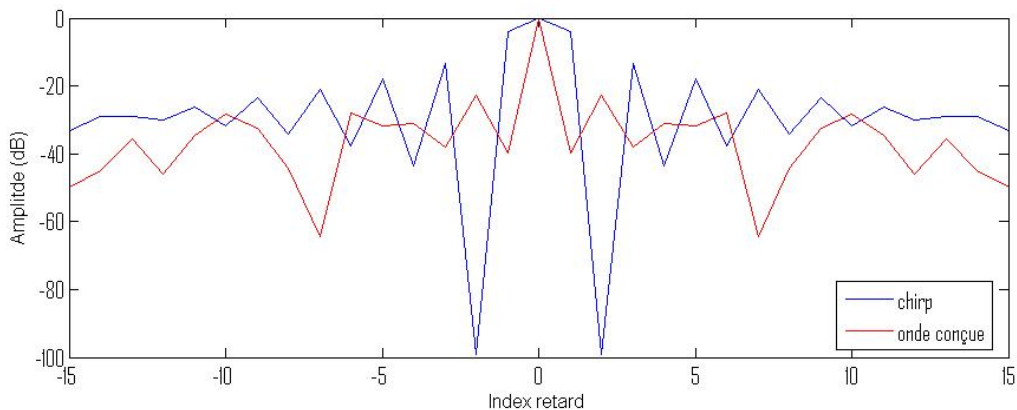


FIGURE 4.6 – Comparatif des niveaux des premiers lobes secondaires de l'onde conçue et du chirp

4.4.2 Cas de plusieurs cellules de fenêtre distance d'une PRI : Propriété spatiale de la texture

Cette partie de l'application du critère de minimisation de la puissance de clutter concerne l'élaboration d'une forme d'onde qui satisfait ce critère en considérant le profil

en distance de la texture, c'est à dire la fenêtre d'observation du clutter porte sur des portes distance d'une même PRI.

Pour s'approcher d'un contexte de simulation qui tient compte des spécifications de formes d'onde en terme de durée d'impulsion, de type de modulation et de durée de PRI, nous avons considéré les spécifications qui s'y rapportent au radar IPIX. A ce titre les spécifications de la forme d'onde sont de $1.5 \mu s$ pour la durée d'impulsion, de modulation de type chirp avec une bande passante de 200 MHz et une durée de PRI $300 \mu s$.

Les critères de performances concernent également dans ce cas, l'amélioration de la résolution en distance ainsi que la réduction du niveau du premier lobe secondaire pour éviter une détection de cibles de SER importantes au niveau des portes distance adjacentes à celle considérée. Aussi, il s'agit d'apprécier les performances de l'onde conçue en appliquant le critère des moindres carrés pour minimiser la puissance de clutter, par comparaison avec la forme d'onde typique, en l'occurrence un chirp avec les mêmes spécifications citées précédemment dans la partie 4.4.1 se rapportant à la durée d'impulsion, la bande passante et la durée de la PRI.

La figure 4.7 montre la forme d'onde conçue après application de l'algorithme des moindres carrés pour la minimisation de la puissance de clutter, à partir d'une estimation AR-EOF de la texture.

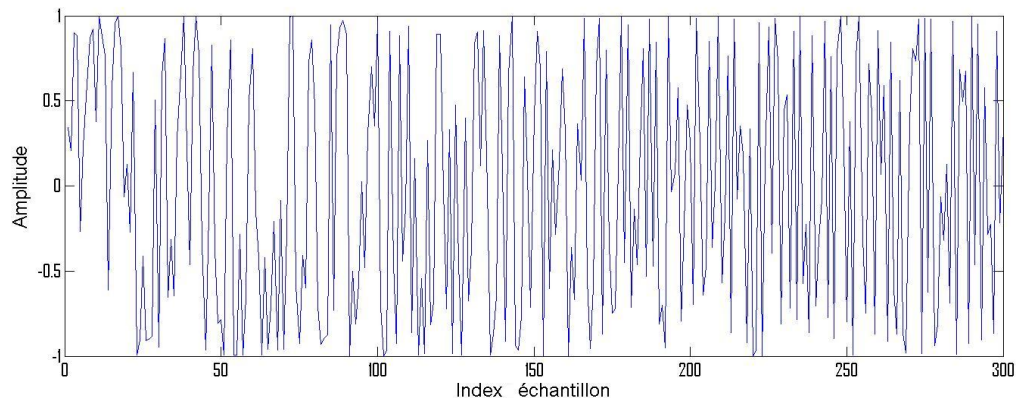


FIGURE 4.7 – Représentation temporelle de l'onde conçue : Cas de texture spatiale

Les figures (4.8) et (4.9) représentent respectivement les fonctions d'ambiguïté et d'autocorrélation du chirp et de l'onde conçue, où nous notons d'une part, une distribution réduite de la puissance autour du lobe principal de l'onde conçue, comparativement au chirp et d'autre part que cette puissance croît progressivement au fur et à mesure qu'on s'éloigne de la position du lobe principal, ce qui est appréciable dans le sens où la mesure en distance s'opère par l'énergie du lobe principal de l'onde radar.

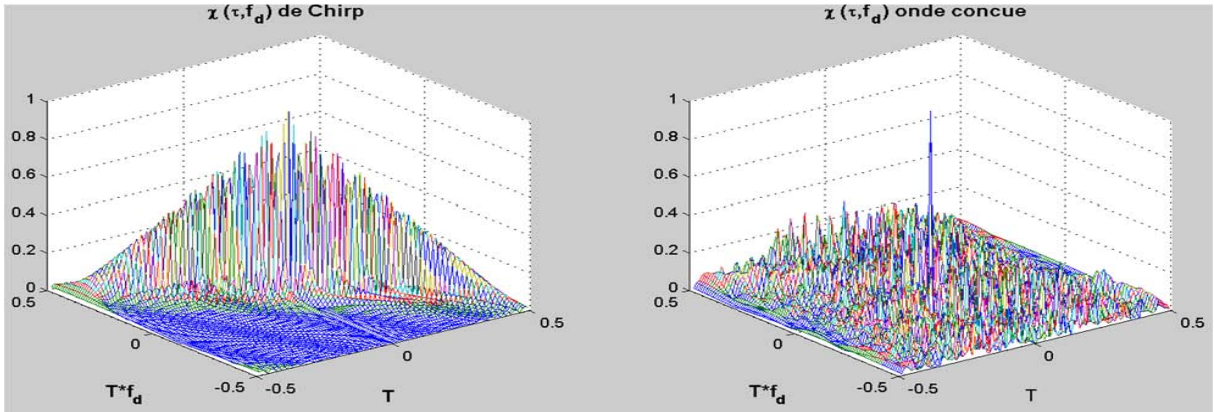


FIGURE 4.8 – Fonctions d’ambiguïté du chirp et de l’onde conçue pour la propriété spatiale de texture

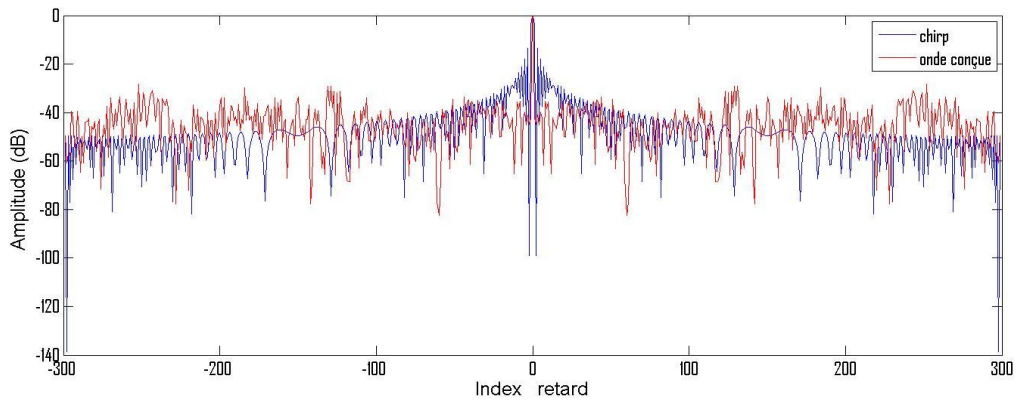


FIGURE 4.9 – Fonctions d’autocorrélation du chirp et de l’onde conçue pour la propriété spatiale de texture

S’agissant de la performance de résolution en distance, la figure 4.10 donne une amélioration de 50% de la résolution en distance.

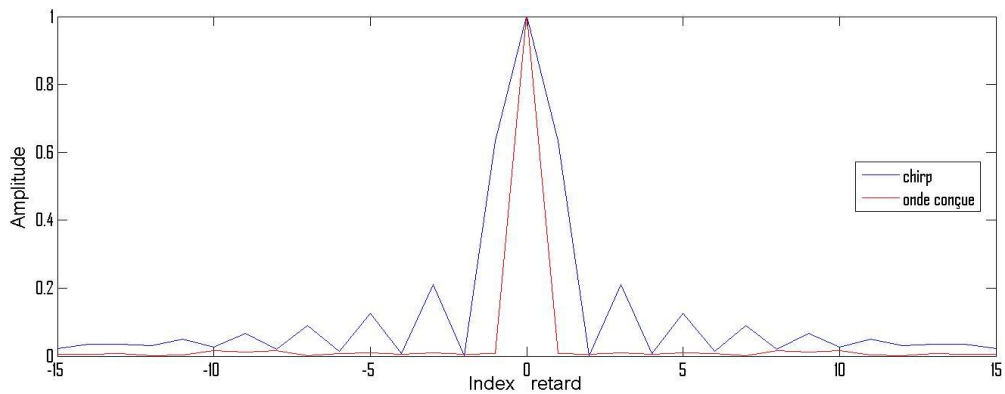


FIGURE 4.10 – Comparatif des résolutions en distance entre l’onde conçue et le chirp

La performance par rapport au niveau du premier lobe secondaire de l’onde conçue par rapport à celui du chirp est quantifiée à partir de la figure 4.11 par une amélioration de 27.51 dB, où le niveau du premier lobe de l’onde conçue est de -41.03 dB et celui du chirp est de -13.52 dB.

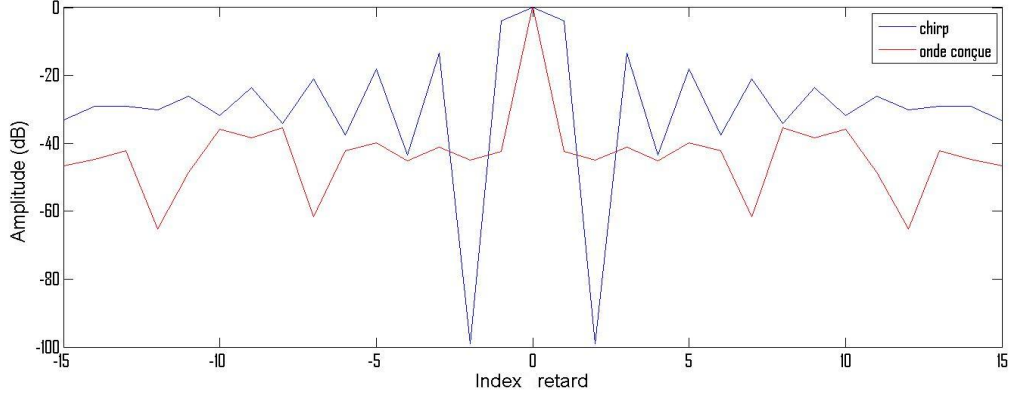


FIGURE 4.11 – Comparatif des niveaux des lobes secondaires entre l'onde conçue et le chirp

4.4.3 Considération LPI : Low Probability Intercept

Dans cette partie, nous donnons une interprétation LPI aux résultats obtenus, relative aux niveaux des lobes, principal et secondaires dans les deux cas de conception de la forme d'onde, à savoir le cas d'une seule porte distance sur plusieurs CPIs et le cas d'une fenêtre distance comprenant plusieurs portes distance d'une même PRI.

La technique LPI apprécie les performances de la forme d'onde conçue suivant deux critères de performances [51] à savoir, le critère du "Peak Side lobe Level" de la fonction d'autocorrélation de l'onde conçue z_s définit par :

$$PSL = 10 \log \left[\frac{\max z_s^2(k)}{z_s^2(0)} \right], \quad (4.15)$$

ce qui exprime le rapport d'énergie du maximum des lobes secondaires de z_s aux instants $k \neq 0$, par rapport à l'énergie de son lobe principal à l'instant $k = 0$. La quantité PSL définit la capacité de la forme d'onde conçue à assurer la détection d'une cible par le biais du lobe principal tant que cette quantité est bien en dessous d'une valeur donnée que nous fixons à la valeur typique correspondant au niveau du premier lobe secondaire du chirp qui est de -13.52 dB .

Pour le critère du "Integrated Side Level" définit par :

$$ISL = 10 \log \sum_{k=-M}^M \frac{z_s^2(k)}{z_s^2(0)}, \quad (4.16)$$

celui-ci traduit l'énergie totale des lobes secondaires de la fonction z_s aux instants $k \neq 0$ par rapport à l'énergie de son lobe principal à l'instant $k = 0$. Ce qui est utile pour

exprimer la capacité de la forme d'onde conçue à assurer la localisation d'une formation de cibles par le biais du lobe principal au lieu des lobes secondaire. La littérature [51] préconise pour le paramètre ISL une plage acceptable, allant de -10 dB à -20 dB .

La table 4.1 donne une quantification de paramètres PSL et ISL pour les deux formes d'ondes conçues respectivement dans les cas des deux propriétés temporelle et spatiale de la texture.

Paramètres	Texture Temporelle	Texture Spatiale	chirp
PSL	-22.6 dB	-28.31 dB	-13.52 dB
ISL	-9.31 dB	-11.94 dB	-9.82 dB

TABLE 4.1 – Quantification des performances LPI dans les cas des propriétés temporelle et spatiale de la texture

L'appréciation des performances de l'onde conçue est accomplie par comparaison avec une forme d'onde usuelle dans le domaine radar, en l'occurrence le chirp.

Fondamentalement, les résultats de simulation indiquent en plus de l'amélioration de la résolution en distance, une amélioration des niveaux respectifs du premier lobe secondaire, de -22.6 dB et de -41.03 dB par rapport à celui du chirp qui est de -13.52 dB .

Dans un contexte d'appréciation de la forme d'onde conçue et au regard de l'apport de l'estimation temporelle et spatiale du clutter de mer à la technique radar LPI, nous avons introduit deux critères d'appréciation des performances à savoir, le critère PSL et le critère ISL qui permettent respectivement, de par les expressions des équations (4.15) et (4.16) et dont les calculs y afférents ont donné dans les deux cas d'estimation de clutter de mer pour la conception de forme d'ondes, des valeurs de $PSL = -22.6\text{ dB}$ et $ISL = -9.31\text{ dB}$ pour le premier cas (texture temporelle) et des valeurs de $PSL = -28.31\text{ dB}$ et $ISL = -11.94\text{ dB}$ pour le second cas (texture spatiale).

Ce qui nous permet de nous prononcer favorablement sur l'aptitude de cette technique et son apport d'une part, dans un processus de traitements classiques de détection et d'autre part, si nous tenons compte des considérations LPI dans la conception de forme d'onde qui doit quantifier constamment la répartition d'énergie de la forme d'onde radar autour du lobe principal, au moyen des valeurs du facteur ISL.

4.5 Conclusion

Le présent chapitre a traité la minimisation de la puissance de clutter de mer à partir de l'application de l'algorithme du gradient pour concevoir une forme d'onde à modulation de phase.

Deux cas de figure de minimisation de la puissance de clutter de mer ont été abordés ; le premier cas considère une minimisation de la puissance de clutter de mer traduite par sa composante texture estimée par la technique proposée $\ell_2 - \ell_1$, au niveau d'une seule porte ou résolution distance pendant plusieurs CPIs, en tenant compte dans la constitution du vecteur observation de la contrainte du temps de décorrélation de la composante speckle qui est de l'ordre de ~ 10 ms. Le second cas porte sur la minimisation de la puissance de clutter traduite aussi par sa composante texture estimée par la technique proposée AR-EOF, sur plusieurs portes ou résolutions distance d'une même PRI, il s'agit en l'occurrence du traitement d'un vecteur d'observation du clutter qui traduit le profil spatial du clutter de mer.

Le choix des critères de performances de la forme d'onde conçue est orienté en fonction de deux contraintes liées à l'influence de ses lobes latéraux :

- La première contrainte traduit une réduction de l'effet de localisation erronée de cible à forte SER à cause du niveau conséquent du premier lobe secondaire de l'onde radar, dans le sens où l'énergie de l'écho de cette cible affecte plusieurs cellules distance adjacentes, ce qui induit des erreurs de sa localisation en distance ;
- La seconde contrainte en rapport avec la distribution de l'énergie au niveau des lobes secondaires est dictée par les paramètres PSL et ISL qui quantifient respectivement l'influence des lobes secondaires de la forme d'onde par rapport à la présence d'une seule cible ou bien une distribution (formation) de cibles dans la détection de cibles, où la référence [51] indique que le paramètre ISL est plus significatif dans le cas d'une multitude de cibles.

Les traitements de réduction des effets du clutter prennent d'autres formes qui sont en rapport avec les propriétés physiques du clutter, parmi lesquelles, nous citons la propriété du Doppler qui se manifeste par des fréquences de décalage par rapport à la fréquence émise, traduisant des vitesses des échos de clutter suffisamment réduites qui peuvent être atténués par la mise en œuvre de filtres Doppler adéquats traduits par le filtrage MTI "Moving Target Indicator" et le filtrage MTD "Moving Target Detector", que nous abordons dans le prochain chapitre.

Chapitre 5

Traitement Doppler du Clutter de Sol

Sommaire

5.1	Introduction	77
5.2	Analyse de clutter de sol	79
5.2.1	Représentations analytiques du spectre de clutter de sol	79
5.3	Traitements Doppler	83
5.3.1	Introduction	83
5.4	Filtres "Moving Target Indicator"	87
5.4.1	Performances des filtres MTI	90
5.5	Banc de filtres Doppler	95
5.5.1	Dimensionnement du banc de filtre Doppler	97
5.5.2	Performances du Banc de filtres Doppler	99
5.5.3	Conclusion	102

"Aller à l'idéal et comprendre le réel."

Jean Rostand

5.1 Introduction

A travers le présent chapitre, nous présentons le traitement d'une autre forme répandue de clutter de surface, à savoir le clutter de sol pour compléter l'étude de clutter et son traitement abordés dans les précédents chapitres.

Le clutter se présente fondamentalement sous deux formes ; une forme distribuée qui caractérise les réflexions de la mer, des perturbations atmosphériques, des étendues de

terrain (à l'exception des terrains accidentés). Cette forme requiert une étude de caractérisation dans la mesure où le modèle physique est souvent régi par un modèle analytique qui, généralement, n'est pas Gaussien et permet de spécifier la fonction de densité de probabilité (f_{dp}) de l'amplitude, la fonction d'autocorrélation et la densité spectrale de puissance (dsp).

Cette forme du processus de clutter est indépendante des paramètres radar en termes de durée d'impulsions et de forme de l'antenne et est homogène sur toute l'étendue du clutter. Cette indépendance permet une description aisée du clutter par le biais de sa SER, sa f_{dp} et sa fonction d'autocorrélation.

La seconde forme du clutter est une forme discrète dont les origines sont en rapport avec les espaces urbains, les constructions, les champs agricoles.

Vers les années soixante, la technologie des circuits électroniques était une réelle contrainte pour maintenir une stabilité de la phase du signal radar au niveau des étages d'émission et de réception, dictée par une exigence de cohérence pour répondre à une qualité de traitement à la base de la propriété physique Doppler.

A l'avènement de la technologie numérique, vers la moitié des années soixante-dix, les capacités mémoires et la vitesse des processeurs ne cessaient de croître alors que les coûts diminuaient, ce qui a permis l'implémentation aisée de procédés de traitement de signal de plus en plus complexe.

En considérant la chronologie de l'essor des traitements de filtrage du clutter, nous pouvons considérer que la communauté radar à opérer pour réduire les effets du clutter avec deux familles de techniques de traitement du clutter, en l'occurrence la technique **Moving Target Indicator** (MTI) et la technique **Moving Target Detector** (MTD), dans leurs formes usuelles ou bien adaptatives.

La technique MTI opère sur le principe d'un filtrage Doppler passe-bas pour éliminer le clutter lent et détecter les cibles mobiles, en utilisant un nombre réduit de PRI, compris, généralement, entre deux à trois PRI et ne fournit aucune estimation sur la vitesse des cibles.

Concernant la technique Pulse Doppler, le clutter est traité à la base d'un banc de filtre passe-bande, où une cible peut être présente à la sortie d'un ou de deux filtres contigus au chevauchement de leurs réponses fréquentielles, où la sortie de chaque filtre peut fournir une estimation de la vitesse, ceci, dans le cas où le radar ne présente pas une ambiguïté en vitesse. Le traitement Pulse Doppler considère toutes les PRI comprises

dans la durée CPI, de sorte que le nombre maximal de filtres constituant le banc est défini par le nombre de coups au but pendant une durée CPI.

Le présent chapitre porte sur l'application de traitements MTI et Pulse Doppler à des données expérimentales.

5.2 Analyse de clutter de sol

Initialement, la détection par le biais de radars à faible résolution en distance, considérait que les échos de clutter obéissaient à une distribution Gaussienne [52, 53]. Avec l'avènement de radars modernes qui opèrent à de faibles angles rasants et des résolutions largement suffisantes, la structure du clutter de surface pouvait être décrite convenablement, ce qui rendait le modèle Gaussien non approprié pour décrire la statistique du clutter.

Au vu des limites du modèle Gaussien, la compréhension des modèles de clutter non Gaussien, de point de vue spectral et statistique s'est avérée comme étant un défi pour la communauté radar pour le succès de la conception et de prédiction des performances, de systèmes MTI dans le cas spectral [54, 55] et de processeurs à **T**aux de **F**ausse **A**larmes **C**onstant (TFAC) dans le cas d'une statistique d'amplitude du clutter [56].

Habituellement, la littérature y afférente à l'analyse de clutter opte de prime à bord, pour une statistique de clutter de sol qui suit des modèles Rayleigh ou bien exponentiel, toutefois les distributions log-normal et Weibull montrent une description adéquate du clutter de sol.

5.2.1 Représentations analytiques du spectre de clutter de sol

Les modèles analytiques de clutter sont utiles dans le sens où ils permettent une conception et une analyse des systèmes de traitement MTI et MTD. A partir des modèles de clutter nous pouvons tendre vers une représentation de l'aspect aléatoire du clutter dans la mesure où les performances des traitements envisagés sont déterminées analytiquement. Considérant le fait que l'essentiel de ce chapitre porte sur le traitement Doppler du clutter de sol, l'étude analytique que nous proposons porte sur des modèles de la densité spectrale de puissance (dsp) du clutter.

Lambardo et al. dans [57] proposent un modèle analytique convenable pour la dsp $P_T(f)$ de rétro-diffusion de végétation avec des rafales de vent, où l'expression de la

dsp $P_T(f)$ est donnée par :

$$P_T(f) = \frac{r_c}{1+r_c} \delta(f) + \frac{1}{1+r_c} P_c(f), \quad -\infty < f < +\infty \quad (5.1)$$

avec r_c , δ , et $P_c(f)$ qui représentent respectivement le rapport entre la puissance de la composante continue et la composante alternative du spectre de clutter, la fonction de Dirac est la forme de la composante continue du spectre de clutter.

Aussi, dans [57] l'analyse de mesures de clutter fait ressortir que le paramètre r_c de l'équation (5.1) est fortement lié à la vitesse du vent w en mile/h et la fréquence porteuse f_0 en MHz du radar. L'équation (5.2) représente l'expression analytique empirique de r_c .

$$10 \log_{10}(r_c) = -15.510 \log_{10}(w) - 12.1 \log_{10}(f_0) + 63.2. \quad (5.2)$$

Pour mettre en exergue les performances des méthodes de filtrage de clutter de sol, en utilisant les techniques Doppler MTI et MTD et la méthode AR-EOF proposée dans le chapitre 3, nous allons constituer des exemples de données de clutter typiques, à partir de l'expression de l'équation (5.1), où nous considérons deux exemples de familles de distribution, à savoir la distribution exponentielle et la distribution empirique pour définir le spectre de puissance.

5.2.1.1 Représentation exponentielle

L'expression de la densité de probabilité du spectre est exprimée par l'équation (5.3) :

$$P_c(f) = \frac{\lambda \beta}{4} \exp\left(\frac{-\lambda \beta}{2} |f|\right), \quad -\infty < f < +\infty \quad (5.3)$$

En conformité avec une loi de distribution exponentielle, le paramètre de localisation est exprimé par le produit $(2/\lambda \beta)$, où λ est la longueur d'onde radar et β définit le paramètre de forme de la loi exponentielle.

A partir des données de la table 5.1 [57] qui donne des valeurs typiques du paramètre β valables dans une plage de fréquence allant de la bande VHF à la bande X, nous générons des données de clutter de sol suivant la loi exponentielle, en fonction des différentes conditions du vent, après avoir déterminé les valeurs de r_c , en utilisant l'équation (5.2).

Condition du vent	Vitesse du vent (km/h)	β (s/m) (typique)
air léger	1.6-11.2	12
brise	11.2-24	8
venteux	24-48	5.7
vent violent	48-80	4.3

TABLE 5.1 – Valeurs typiques du facteur de forme β à différentes conditions de vent.

Pour générer les vecteurs de données de distribution fréquentielle, nous considérons un radar en bande S de longueur $\lambda = 10$ cm ayant une fréquence de répétition radar F_r égale à 300 Hz.

Lambardo et *al.* dans [57] calculent le paramètre de forme β en fonction de la vitesse du vent w grâce à l'équation (5.4)

$$\beta^{-1} = [\log_{10}w - \log_{10}(2/3^{1.5})] \cdot (20\log_{10}3)^{-1} \quad (5.4)$$

La table 5.2 résume les valeurs du paramètre r_c en fonction de différentes valeurs de la vitesse du vent w .

$\lambda = 10$ cm et $F_r = 300$ Hz

w (km/h)	β (s/m)	r_c
8	8.56	10.68
16	6.74	3.64
32	5.56	1.24
64	4.73	0.42

TABLE 5.2 – Valeurs des coefficients r_c de la composante continue à différentes valeurs de w .

Les figures 5.1 et 5.2 donnent respectivement les échantillons du spectre de clutter de sol dans les domaines spectral et temporel par rapport à différentes vitesses w du vent.

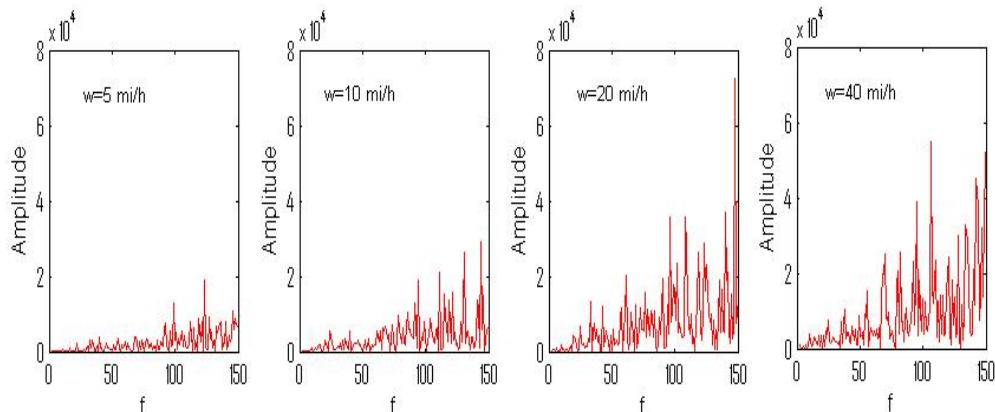


FIGURE 5.1 – Spectres de clutter de sol pour différentes valeurs de vitesse du vent.

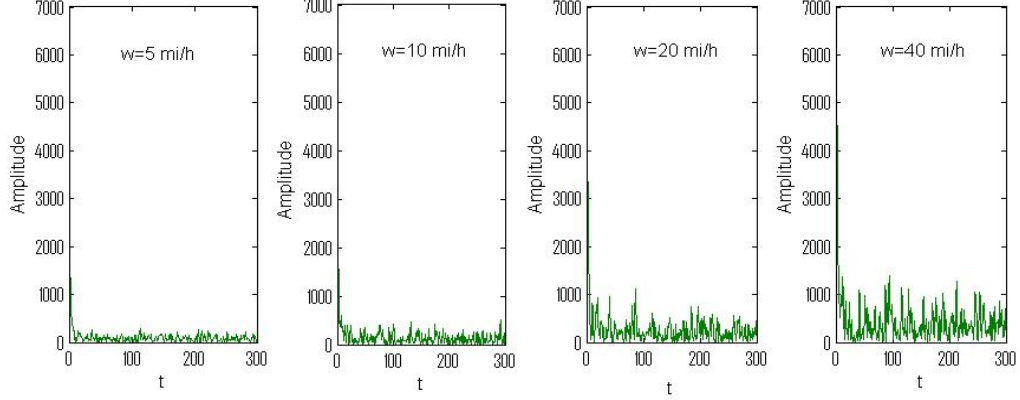


FIGURE 5.2 – Représentation temporelle du clutter de sol pour une PRI à différentes valeurs de vitesse du vent.

La table 5.3 renseigne sur les valeurs de la variance du spectre de clutter de sol σ_f^2 , en fonction de la vitesse du vent, où l'on déduit, qu'à partir des valeurs de la variance, plus la vitesse du vent croit, le clutter de sol devient de plus en plus dispersif.

$$\lambda = 10 \text{ cm et } F_r = 300 \text{ Hz}$$

w (km/h)	σ_f^2
8	8.4952e+006
16	2.3345e+007
32	8.6963e+007
64	1.1918e+008

TABLE 5.3 – Variance du spectre avec des valeurs typiques de la vitesse du vent

5.2.1.2 Représentation empirique

Cette représentation définit dans la littérature radar par *power-law spectrum* [58] est caractérisée par deux paramètres à savoir ; le paramètre de forme n et la fréquence de coupure f_c qui déterminent la forme du spectre à -3 dB du niveau du pic au Doppler nul.

L'expression de la fonction de distribution [57] est représentée par l'équation

$$P_c(f) = \frac{n \sin(\pi/n)}{2\pi f_c} \frac{1}{1 + (f/f_c)^n} \quad -\infty < f < +\infty \quad (5.5)$$

Pour la génération des données de clutter de sol en fonction de cette loi de distribution, nous considérons les mêmes valeurs de vitesse de vent w que dans le cas d'une distribution exponentielle, pour déterminer les fréquences de coupures f_c respectives à

partir de la relation décrite dans [59], où :

$$f_c = 1.33 \exp(0.1365 w) \quad (5.6)$$

La table 5.4 donne les valeurs de la fréquence de coupures en fonction des vitesses de vent. En tenant compte des résultats rapportés dans [58, 59] qui préconisent un ordre

w (km/h)	f_c (Hz)
8	2.63
16	5.20
32	20.39
64	312.68

TABLE 5.4 – Valeurs typiques de fréquences de coupures en fonction de valeurs typiques vitesses de vent.

maximal de $n = 3$ pour décrire convenablement la forme du spectre du clutter de sol, particulièrement sa partie dynamique telle que décrite par l'expression de l'équation (5.5). La figure 5.3 représente la partie dynamique du spectre avec différentes vitesses du vent w , où l'on constate l'étalement du spectre au fur et à mesure que w croit.

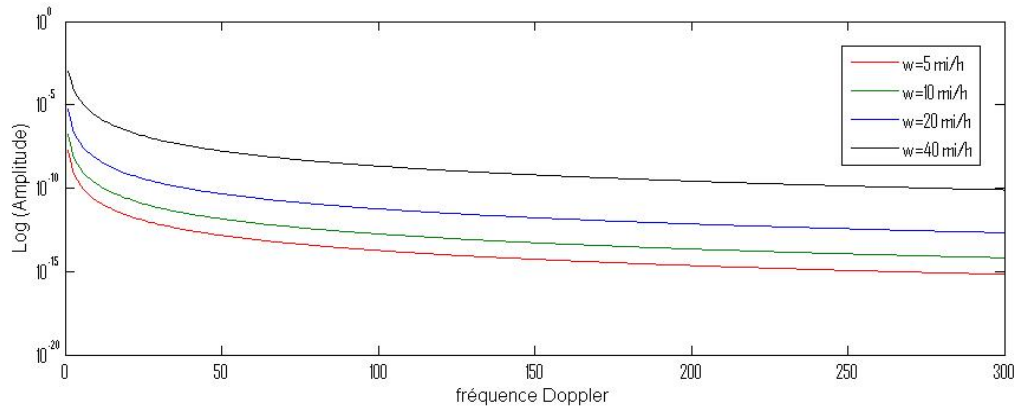


FIGURE 5.3 – Représentation empirique du clutter de sol à différentes vitesses de vent w .

5.3 Traitements Doppler

5.3.1 Introduction

L'effet Doppler traduit le principe de détection de cibles mobiles par le radar grâce à une transformation qui décale la fréquence du signal réfléchi par un obstacle mobile à

une distance r , comparativement à la fréquence du signal émis de longueur d'onde λ , ceci dans des proportions en relation avec les vitesses des obstacles mobiles.

Le décalage Doppler f_d est défini comme étant la dérivée par rapport au temps de la phase du signal réfléchi, soit ; $d\theta = 2\pi f_d dt$ avec $\theta = 4\pi r/\lambda$. Ainsi nous exprimons la fréquence Doppler en fonction de la vitesse radiale de la cible par :

$$f_d = \frac{2v_r}{\lambda} \quad (5.7)$$

La signature Doppler des aéronefs est souvent différente de celle du clutter, ce qui permet la détection par un traitement à base de filtres Doppler appropriés. Les performances d'un traitement Doppler sont souvent liées à la résolution du radar qui est définie comme étant la capacité à distinguer deux cibles étroitement espacées suivant au moins une des variables d'état qui décrivent la cible. Ces variables sont en rapport avec la distance, l'angle d'azimut, l'angle de site et la vitesse radiale ou le Doppler. Par conséquent, les propriétés de résolution du radar sont décrites par deux vecteurs qui traduisent respectivement, les dimensions spectro-temporelles et les dimensions angulaires [60, 61].

Dans le cas de la famille des traitements Doppler, les dimensions considérées sont celles liées aux résolutions spectro-temporelles, dont les caractéristiques sont déduites à partir de la fonction d'ambiguïté χ , comme nous l'avons décrit dans le chapitre 2.

La préoccupation majeure dans un filtrage Doppler est de pouvoir détecter n impulsions cohérentes de cibles présentant un décalage Doppler et noyées dans le clutter et le bruit interne du récepteur.

L'architecture d'un processeur Doppler optimum, comme présenté par la figure 5.4, comporte un filtre transversal linéaire dont les coefficients sont complexes. La structure linéaire du filtre résulte de la superposition d'une statistique Gaussienne du clutter et du bruit interne du récepteur, tandis que les coefficients complexes sont déterminés à partir de la connaissance de la matrice de covariance de l'interférence traduisant le clutter et le bruit interne du récepteur. L'objectif de la mise en œuvre du processeur optimal est de déterminer les poids complexes du filtre transversal de sorte que le rapport signal sur l'interférence en sortie soit maximal par rapport à celui de l'entrée du filtre.

A partir de la structure du processeur optimal, nous présentons, en premier lieu quelques propriétés du filtre transversal, ensuite les expressions d'évaluation des performances de tels filtres, pour aboutir enfin à la structure du filtre Doppler considéré.

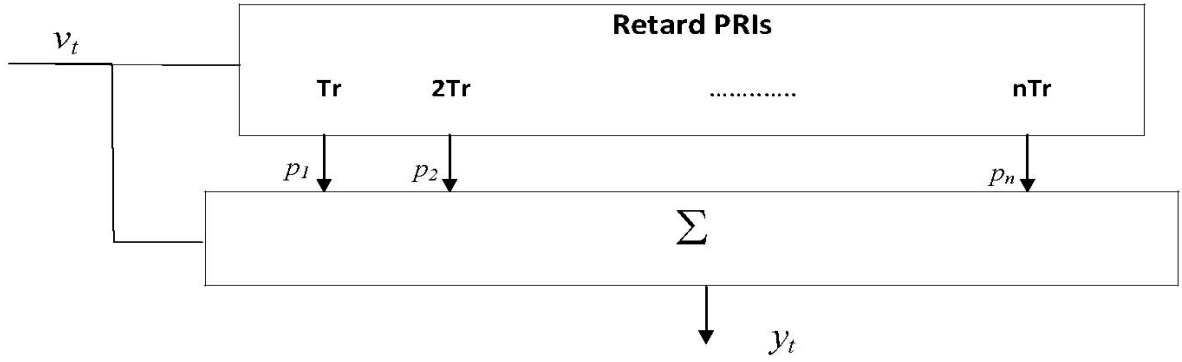


FIGURE 5.4 – Structure du filtre Doppler transverse

Le signal de sortie complexe y_t est donné par :

$$y_o = \sum_{i=0}^{n-1} p_i v_i = \mathbf{p}^T \mathbf{v} = \mathbf{v}^T \mathbf{p}, \quad (5.8)$$

avec $\mathbf{p}^T = (v_0, v_1, \dots, v_{n-1})$ et $w^T = (w_0, w_1, \dots, w_{n-1})$ qui représentent respectivement le vecteur des poids complexes et le vecteur du signal complexe à l'entrée du filtre.

La puissance en sortie du filtre est définie par :

$$P_o = \mathbb{E}|y_T|^2 = \mathbf{p} \mathbb{E}\{\mathbf{v}\mathbf{v}^T\} \mathbf{p}^T \quad (5.9)$$

La détermination des expressions littérales du signal de sortie y_t en fonction des informations relatives à la cible utile s_t et l'interférence n_t ne considère pas les fonctions d'inter-covariance car, a priori les spectres de la cible utile et l'interférence traduite principalement par le clutter, n'occupent pas un même étendu spectral et par conséquent leur produit est nul.

A ce titre, nous considérons que les données à traiter concernent :

1. le signal reçu représente une interférence

$$P_n = \mathbf{p}^T \mathbf{R}_n \mathbf{p}, \quad (5.10)$$

où, \mathbf{R}_n désigne la matrice de covariance de l'interférence.

2. le signal reçu représente une cible

Le vecteur du signal complexe à l'entrée du filtre est $\mathbf{s}e^{j\Phi}$, avec $\mathbf{s}^T = (s_0, s_1, \dots, s_{n-1})$ et Φ est une variable aléatoire distribuée dans l'intervalle $[0, 2\pi]$.

La puissance du signal en sortie est :

$$P_s = \mathbf{p}^T \mathbb{E}\{\mathbf{s} e^{j\Phi} \mathbf{s}^T e^{-j\Phi}\} \mathbf{p} = \mathbf{p}^T \mathbf{M}_s \mathbf{p}, \quad (5.11)$$

avec $M_s = \mathbb{E}\{\mathbf{s} \mathbf{s}^T\}$

Généralement, les coefficients de pondération p_i associés au filtre transversal sont complexes. Pour des commodités d'implémentation du filtre, on utilise seulement les opérations réelles. Ceci est mis en œuvre grâce à l'adjonction au processeur Doppler d'un canal en quadrature pour la composante imaginaire, tel que décrit dans la figure 5.5, où les composantes réelle et imaginaire des coefficients p_i opèrent chacune d'elle par canal.

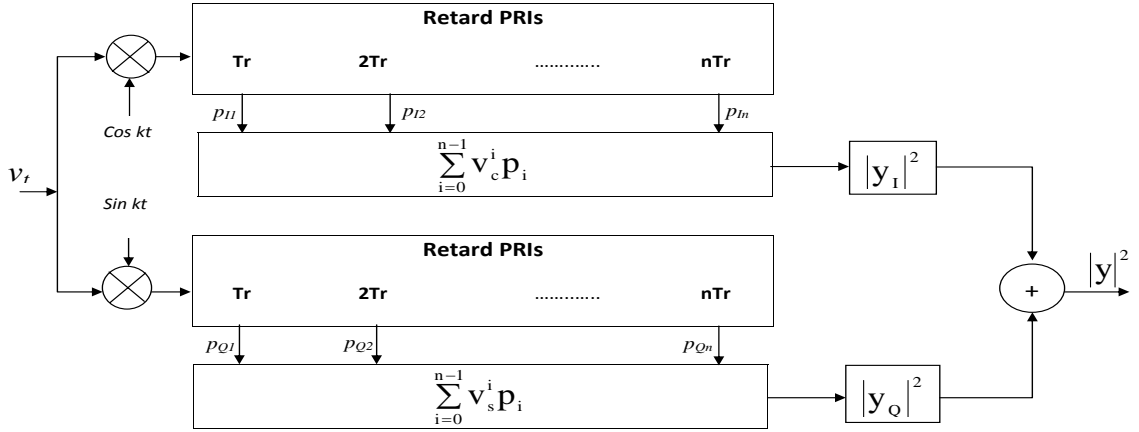


FIGURE 5.5 – Structure du filtre Doppler à décomposition Phase/Quadrature.

Le signal à valeur réelle en entrée est exprimé à partir de la représentation complexe de v_t , $Re\{\tilde{v}_t e^{j\omega t}\}$ tel que,

$$v_t = v_{ct} \cos \omega t + v_{st} \sin \omega t, \quad (5.12)$$

où, v_{ct} et v_{st} indiquent les composantes en phase (I) et en quadrature (Q) du signal en bande de base.

Ainsi, l'expression du signal complexe \mathbf{y} à la sortie du filtre Doppler se présente sous la forme

$$\tilde{\mathbf{y}} = (\mathbf{p}_I^T \mathbf{v}_c - \mathbf{p}_Q^T \mathbf{v}_s) - j(\mathbf{p}_I^T \mathbf{v}_s + \mathbf{p}_Q^T \mathbf{v}_c), \quad (5.13)$$

où, \mathbf{p}_I , \mathbf{p}_Q , \mathbf{v}_c et \mathbf{v}_s représentent respectivement :

- la partie réelle du vecteur des poids de pondération du filtre MTI ;
- la partie imaginaire du vecteur des poids de pondération du filtre MTI ;
- le vecteur signal clutter ;

– le vecteur du signal cible.

5.4 Filtres "Moving Target Indicator"

Une mise en œuvre d'un dispositif MTI est impérativement liée au type de chaîne de réception en amont, à savoir cohérente ou bien non cohérente, où la notion de cohérence traduit l'utilisation d'une image d'un signal émis dans les opérations de démodulation du signal reçu. Dans cette partie de traitement MTI, nous considérons un filtre MTI transversal de type soustracteur dont la structure obéit au schéma de la figure 5.5.

La fonction de transfert d'un filtre est donnée par :

$$H(z) = \frac{\alpha_0 z^n + \alpha_1 z^{n-1} + \dots + \alpha_n}{z^n - \beta_1 z^{n-1} \dots - \beta_n} \quad (5.14)$$

Les coefficients du numérateur contrôlent les zéros et ceux du dénominateur contrôlent les pôles du filtre. Pour des contraintes de mise en œuvre pratique liées à la mémoire infinie du filtre respectif à l'équation (5.14) qui maintient une interférence dans la chaîne de traitement sur plusieurs PRIs, les coefficients β du filtre sont considérés nuls, ce qui revient à dégénérer la structure du filtre vers une structure de filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). Ainsi, le filtre MTI de type RIF consiste en un ensemble de cellule de retard z^{-1} , où la sortie y_n consiste en une sommation pondérée des échantillons à l'entrée de chaque cellule z^{-1} , comme décrit par la figure 5.6.

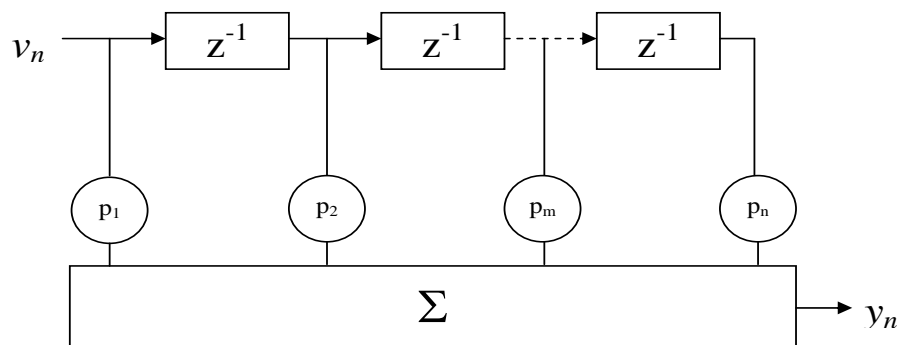


FIGURE 5.6 – Structure FIR du filtre MTI.

Souvent, le MTI optimal est implémenté comme un filtre transversal [62] et la sortie du filtre s'écrit :

$$y(n) = \mathbf{p}^T \mathbf{v}(n) = \sum_{i=0}^{n-1} p_i v(n-i) \quad (5.15)$$

d'où, l'expression de la réponse fréquentielle du filtre MTI,

$$H(f) = \sum_{i=0}^{n-1} p_i \exp(-j2\pi f T_i) \quad (5.16)$$

avec :

- $\exp(-j2\pi f T_i) = z^{-i}$;
- $T_i = \sum_{j=0}^i \Delta T_j$: l'instant d'échantillonnage ;
- ΔT_j : la durée PRI.

Généralement, les coefficients du filtre MTI sont des poids binomiaux, car pratiquement, ils approchent les coefficients du filtre optimal [58]. A partir de cette considération, la cellule élémentaire de filtrage représente un MTI soustracteur, dit à simple annulation, comme indiqué dans la figure 5.7 et dont la réponse fréquentielle est $H(z) = 1 - z^{-1}$.

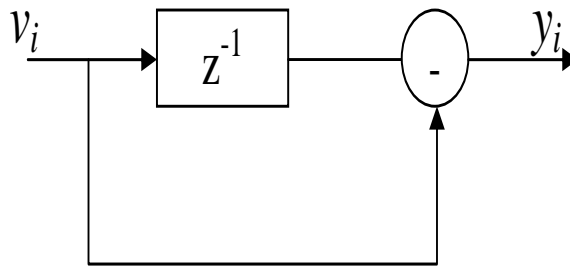


FIGURE 5.7 – cellule élémentaire d'un soustracteur MTI.

La mise en cascade de $(n-1)$ cellules de soustracteur élémentaire [62] pour réaliser un filtre MTI, donne une fonction de transfert :

$$H(z) = \left(\frac{z-1}{z} \right)^n \quad (5.17)$$

et une réponse fréquentielle de la forme :

$$H(f) = 2^n \sin^n(\pi f_d \Delta T) \quad (5.18)$$

Un tel filtre binomial admet $(n-1)$ pôles à l'origine du plan Z et $(n-1)$ zéros

sur le cercle unité avec des coefficients binomiaux qui sont définis à l'aide de l'expression :

$$p_k = (-1)^k \binom{n}{k} = \frac{(-1)^k n!}{k!(n-k)!} \quad (5.19)$$

La fonction de transfert d'un filtre soustracteur d'ordre n de l'équation (5.17) adopte la structure de la figure 5.8.

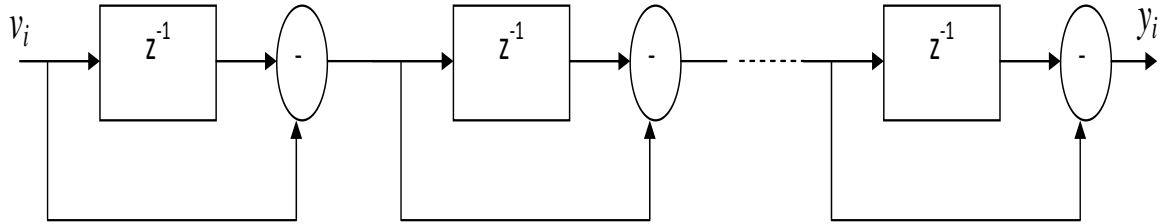


FIGURE 5.8 – Soustracteur MTI d'ordre n

Les figures 5.9, 5.10 et 5.11 représentent respectivement les réponses fréquentielles et impulsionnelles des filtre MTI usuels, simple ($n = 1$), double ($n = 2$) et triple annulation ($n = 3$), où l'on constate une atténuation accentuée des signaux à faibles Doppler représentatifs du clutter de sol, au fur et à mesure que l'ordre n augmente.

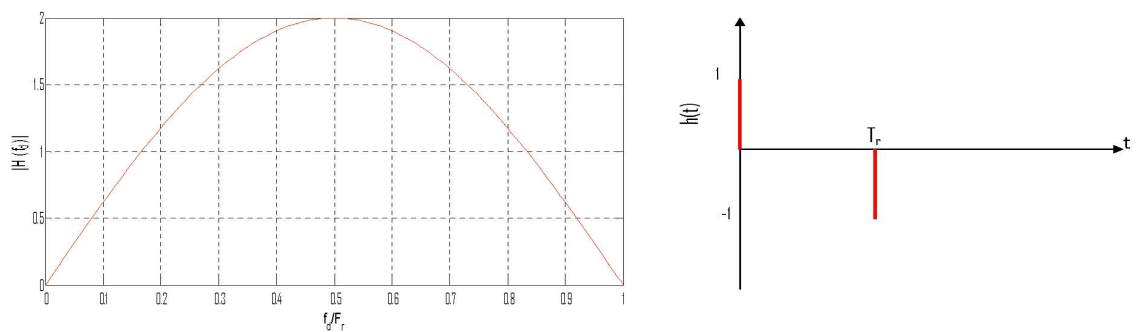


FIGURE 5.9 – Soustracteur MTI : $n = 1$

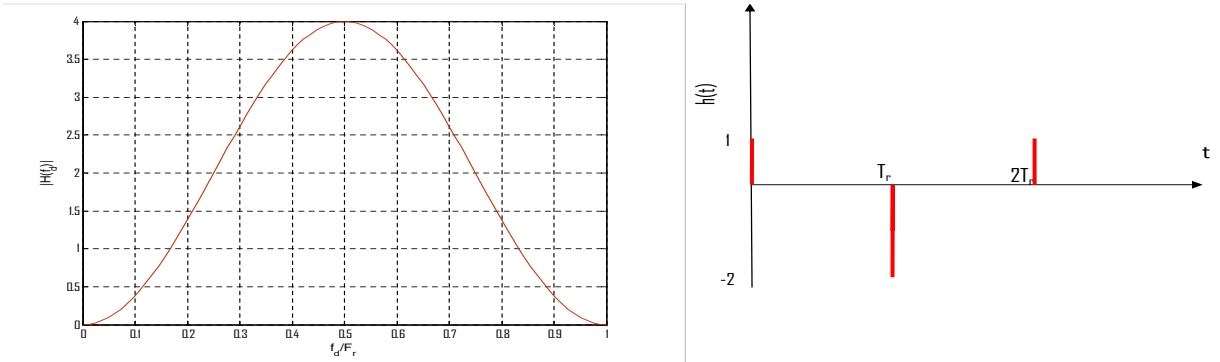


FIGURE 5.10 – Soustracteur MTI : $n = 2$

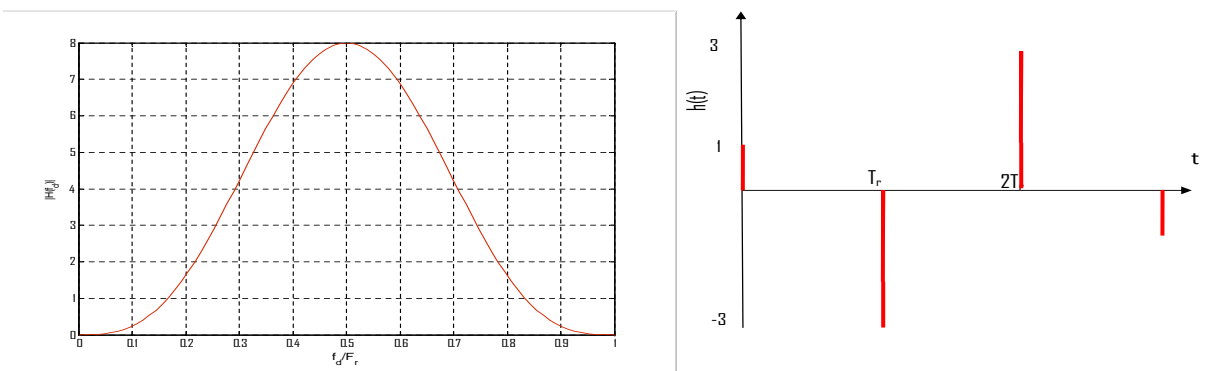


FIGURE 5.11 – Soustracteur MTI : $n = 3$

5.4.1 Performances des filtres MTI

En pratique, les techniques de traitement Doppler sont dites évoluées sur la base de leurs capacités d'améliorer le rapport de puissance du signal cible à la puissance de l'interférence. Ce rapport est apprécié à travers un facteur dit *facteur d'amélioration* qui considère l'atténuation du clutter et le gain du filtre MTI.

Le facteur d'amélioration est défini comme étant le rapport signal à clutter à l'entrée du filtre que divise le rapport signal à clutter à la sortie du filtre, moyenné uniformément sur la vitesse radiale de la cible. Son expression est donnée par :

$$I_c = \frac{\overline{(S/C)}_{out}}{\overline{(S/C)}_{in}} \quad (5.20)$$

ou encore

$$I_c = \overline{(S_{out}/S_{in})} \overline{(C_{in}/C_{out})} \quad (5.21)$$

Le premier terme $\overline{(S_{out}/S_{in})}$ de l'équation (5.21) exprime le gain \overline{G} , qui définit la

valeur moyenne de la réponse du filtre et le second terme ($\overline{C_{in}/C_{out}}$) indique l'atténuation du clutter \overline{C} ou bien le facteur d'annulation.

Le facteur d'amélioration pour un MTI à décomposition (I,Q) est évalué selon [63] par :

$$I_c = \frac{\sum_{j=0}^{n-1} p_j^2}{\sum_{j=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{n-1} p_j p_k \rho_c(j-k)} \quad (5.22)$$

où :

- le gain du filtre MTI est défini par $\overline{G} = \sum_{j=0}^{n-1} p_j^2$;
- ρ_c exprime les coefficients de corrélation du clutter ;
- n représente le nombre d'impulsions traitées.

En considérant le cas de distribution d'un clutter de sol Gaussien, l'équation définit les coefficients de corrélation ρ_c :

$$\rho_c(i-j) = \frac{\exp -(i-j)^2 \Omega^2}{2} \quad (5.23)$$

avec $\Omega = 2\pi \sigma_f T_r$, où σ_f et T_r représentent respectivement, l'écart type du clutter de sol et la période de répétition.

Pratiquement, les poids binomiaux sont largement utilisés, car ils procurent des performances qui approchent le cas optimal [63] et offrent une aisance de réarrangement des expressions de filtrage à des fins d'implémentation.

A partir des expressions des équations (5.19) et (5.22), l'expression du facteur d'amélioration dans le cas d'un spectre de clutter Gaussien, devient :

$$I_c = \frac{\sum_{j=0}^{n-1} \binom{n}{j}^2}{\sum_{j=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{n-1} (-1)^{k+j} \binom{n}{j} \binom{n}{k} \rho_c(j-k)}, \quad (5.24)$$

où, l'indice j représente l'ordre de l'annulation.

L'évaluation de performances de filtres MTI binomiaux est effectuée à travers le calcul des facteurs d'amélioration de deux types de filtres à savoir le double et le triple annulation en utilisant des signaux expérimentaux ¹.

1. Les signaux expérimentaux représentent des signaux vidéos en bande de base, relatifs aux composantes phase (I) et quadrature (Q), obtenues après détection de phase du signal v_t , tel que indiqué dans la figure 5.5

Les signaux en question sont recueillis à partir d'une architecture hardware respectant le mode opératoire d'un filtre Doppler à décomposition en phase et en quadrature. L'acquisition de signaux est caractérisée par :

- une cadence d'échantillonnage de $1MHz$ (fréquence de Nyquist);
- un codage de l'amplitude d'un échantillon sur un octet;
- un nombre de PRI est égale à 10.

Les données signaux I, Q et PRI sont réarrangées en segments de 300 échantillons (I, Q) par segment PRI. Le nombre de 300 échantillons correspond à la taille d'une fenêtre distance, où les échos de clutter de sol sont dominants et chaque segment est initié au début de chaque PRI, de sorte qu'un segment de rang i traduit les données d'une récurrence radar d'un même rang i , ce qui fournit un nombre de dix segments correspondant au nombre de PRIs acquises.

La figure 5.12 indique les données des composantes (I, Q). L'axe des abscisses indique le nombre d'échantillons en multiple de 300 et chaque échantillon d'abscisse M représentatif d'une porte distance j dans une PRI de rang k est défini par :

$$M = k[300] + j \quad (5.25)$$

L'axe des ordonnées montre l'amplitude des échantillons bipolaires codés sur un octet variant dans une plage de valeurs entre $[-128, 127]$.

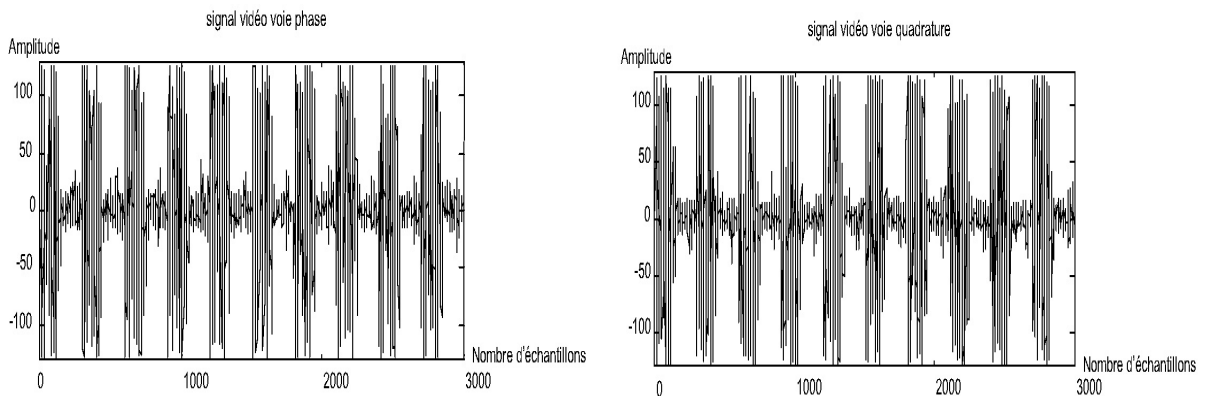


FIGURE 5.12 – Signaux vidéo bruts des voies Phase et Quadrature (I,Q)

La table 5.5 donne les valeurs des coefficients binomiaux double et triple annulation.

Selon l'équation (5.15), l'expression du signal à la sortie du filtre dans les cas du

Rang PRI : k	0	1	2	3
Poids binomiaux p_k : Double annulation $n = 3$	1	-2	1	--
Poids binomiaux p_k : Triple annulation $n = 4$	1	-3	3	-1

TABLE 5.5 – Coefficient binomiaux des filtres MTI double et triple annulations

double annulation $y^{(2)}$ et triple annulation $y^{(3)}$ s'expriment par :

$$y_{(I,Q)}^{(2)}(n) = v_{(I,Q)}^{(2)}(n) - 2v_{(I,Q)}^{(2)}(n - T_r) + v_{(I,Q)}^{(2)}(n - 2T_r), \quad (5.26)$$

$$y_{(I,Q)}^{(3)}(n) = v_{(I,Q)}^{(3)}(n) - 3v_{(I,Q)}^{(3)}(n - T_r) + v_{(I,Q)}^{(3)}(n - 2T_r) - 3v_{(I,Q)}^{(3)}(n - 3T_r). \quad (5.27)$$

A l'issue de l'application du filtrage MTI, suivant la structure du dispositif de la figure 5.5, nous calculons le module du signal complexe tel que,

$$y = \sqrt{y_I^2 + y_Q^2}. \quad (5.28)$$

Les figures 5.13 et 5.14 montrent les résultats de filtrage MTI dans les cas des double et triple annulations, à travers les modules du signal complexe en entrée v et du signal complexe en sortie y .

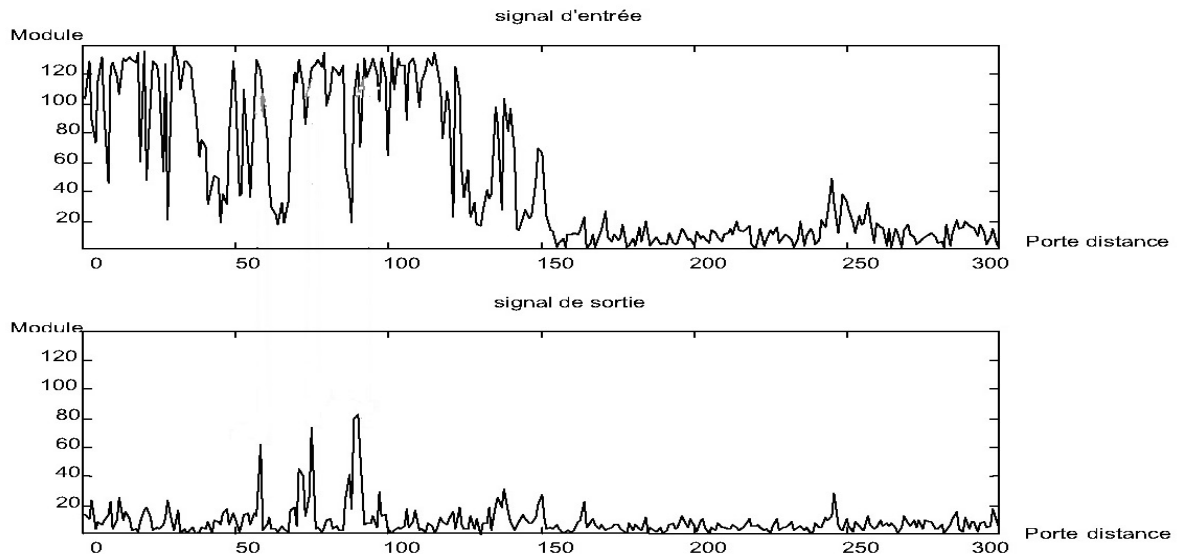


FIGURE 5.13 – Module des signaux (I,Q) après filtrage MTI double annulation

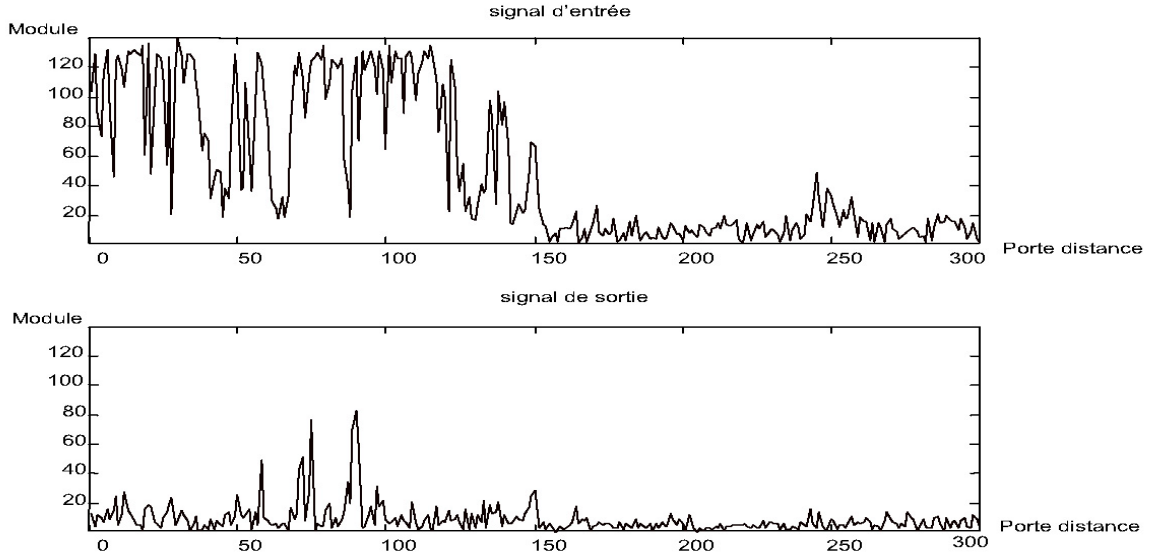


FIGURE 5.14 – Module des signaux (I,Q) après filtrage MTI triple annulation

Les performances du filtrage double et triple annulation sur les données réelles sont évaluées conformément à l'expression de l'équation (5.21) à travers le produit des termes \overline{CG} , représentent respectivement, le facteur d'annulation et le gain du filtre MTI.

Le facteur d'annulation est évalué grâce à l'équation

$$\overline{C} = \frac{\int_0^{1/T_r} \mathbf{s}(f) df}{\int_0^{1/T_r} \mathbf{s}(f) |H(f)|^2 df} \quad (5.29)$$

où, \mathbf{s} et $H(f)$ sont respectivement, la densité spectrale du clutter en entrée et la fonction de transfert du filtre.

Le calcul du facteur d'amélioration est déterminé comme suit :

- calcul du gain du filtre $\overline{G} = \sum_{i=0}^{n-1} p_i^2$, ce qui donne une valeur de **6** pour le double annulation ($n = 3$) et une valeur de **20** pour le triple annulation ($n = 4$) ;
- calcul dans une PRI j le rapport entre la puissance en entrée Pe d'une cellule distance i avec sa puissance en sortie Ps , tel que

$$C_i^j = \frac{Pe_i^j}{Ps_i^j}; \quad (5.30)$$

- calcul de la valeur moyenne de C_i^j sur 10 PRI, tel que

$$C_i = \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} C_i^j; \quad (5.31)$$

- calcul du facteur d'amélioration moyen des 150 cellules distance caractérisant une concentration du clutter de sol, où

$$\bar{C} = \frac{1}{150} \sum_{i=1}^{150} C_i; \quad (5.32)$$

La table 5.6 donne les valeurs du facteur d'amélioration moyen $I_c = 10 \log_{10} \bar{C} \bar{G}$ en dB .

Filtre	I_c moyen (dB)
Double annulation $n = 3$	≈ 16
Triple annulation $n = 4$	≈ 21

TABLE 5.6 – Facteurs d'amélioration moyens des filtres MTI double et triple annulation

En conclusion les filtrages MTI double annulation (figure 5.13) et le filtre triple annulation (figure 5.14) permettent pratiquement de réduire sensiblement le clutter de sol. Le choix du filtre MTI d'ordres supérieurs permet de réduire davantage les résidus de clutter qui se situent à l'intérieur de la bande passante du filtre. Néanmoins, l'augmentation de l'ordre du filtre implique d'une part une perte de l'information des cibles animées de faible Doppler et d'autre part accroît le temps de calcul, imposé par la contrainte de temps réel, qui est dictée par les paramètres du signal informationnel.

Par conséquent, les performances du filtrage MTI à coefficients binomiaux demeurent limitées dans la mesure où ces coefficients sont déterminés au préalable, ce qui limite les performances de filtrage si les conditions initiales de choix des coefficients du filtre diffèrent sensiblement par rapport aux conditions réelles du clutter.

5.5 Banc de filtres Doppler

L'énergie transmise par un radar impulsif consiste en un train d'impulsion cohérent qui présente une durée d'illumination électromagnétique ou nombre de coups au but N_c pendant laquelle la position d'une cible animée d'un Doppler est identique. Cette propriété de cohérence constitue le coeur de traitement d'un radar Pulse Doppler,

auquel, la littérature radar associe les radars à onde continue et les radars impulsions standards et les considèrent comme un cas particulier du radar Pulse Doppler du point de vue performance de détection en distance [63].

Grâce aux avantages que procurent *la cohérence* et *l'intégration*, généralement, on associe les performances des radars Pulse Doppler au traitement MTD (Moving Target Detector) tel que présenté par la figure 5.15 qui représente le traitement du signal complexe brut par un banc de filtres Doppler qui couvrent la plage des décalages de fréquence induits par le mouvement des cibles. Chaque filtre à bande étroite est équivalent à un filtre adapté à une fréquence unique dont le module du signal complexe en sortie est affecté à un détecteur à taux de fausses alarmes constant (TFAC). En plus de la cohérence, l'intégration accroît le rapport signal à bruit, ce qui augmente le facteur d'amélioration et par voie de conséquence rehausse le détecteur MTD.

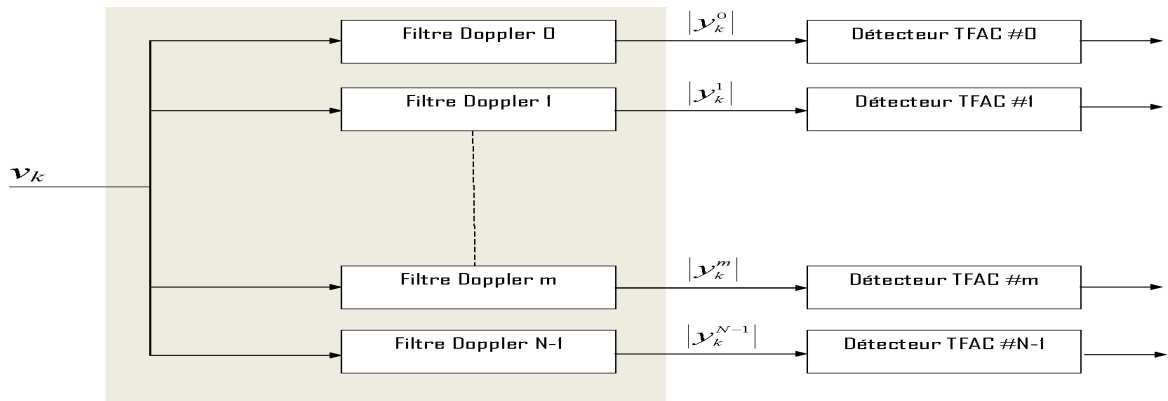


FIGURE 5.15 – Illustration de l'approche de traitement MTD

Pratiquement, la figure 5.16 montre une mise en œuvre d'un traitement MTD qui consiste à élaborer un vecteur à trois dimensions pour les échantillons des composantes en phase et en quadrature (I,Q) du signal complexe v_k en entrée, de sorte que, les trois dimensions indiquent respectivement, le retard ou distance, le numéro de la PRI et le nombre d'échantillons accumulés ou intégrés.

Ainsi, pour chaque cellule distance de retard Δt_i , on collecte N_c échantillons, où chaque échantillon correspond à une PRI. Le traitement Doppler qui s'en suit consiste à introduire les M cellules distance de chaque PRI au niveau des $N - 1$ filtres Doppler, ce qui en résulte une représentation Distance-Doppler du signal y_k^m après traitement MTD comme présenté par la figure 5.17.

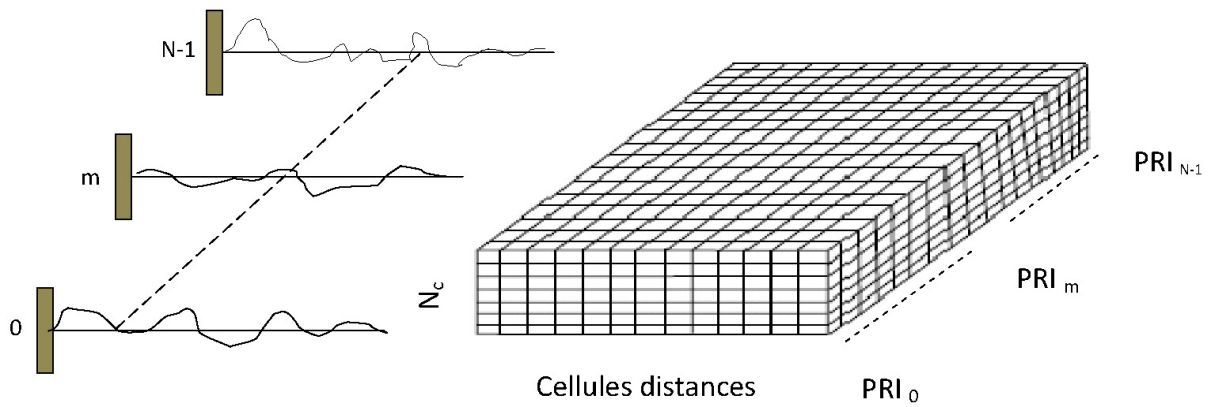


FIGURE 5.16 – Arrangement 3D des échantillons du signal complexe en entrée en fonction des paramètres radar : Distance, PRIs et N_c .

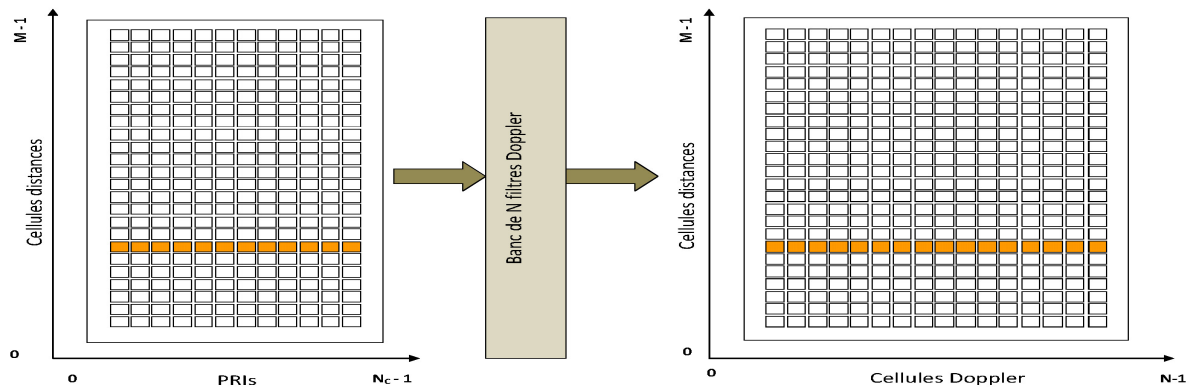


FIGURE 5.17 – Représentation Distance-Doppler après traitement MTD.

5.5.1 Dimensionnement du banc de filtre Doppler

Le nombre de filtres Doppler N_f constituant le banc est défini par le nombre d'impulsions d'intégration cohérente (nombre de coups au but). Cela signifie qu'il est fonction de la durée temporelle, où nous avons une cohérence entre les impulsions reçues et ne doit pas dépasser un nombre maximal N_{max} de filtres Doppler qui est donné par l'équation (5.33) afin de couvrir une étendue Doppler définie par l'équation (5.7), qui s'exprime en modulo F_r à cause de l'ambiguïté en vitesse.

Les paramètres du radar qui définissent N_{max} sont :

- l'ouverture du lobe principal de l'antenne θ à $-3dB$ qui définit la durée de cohérence ou CPI ;
- la vitesse de rotation de l'antenne en nombre de tours par minutes $N_{Tr/min}$;
- la fréquence de répétition du radar F_r .

et N_{max} est donné par :

$$N_{max} = \frac{\theta F_r}{6 N_{Tr/min}} \quad (5.33)$$

Chaque filtre Doppler est caractérisé par :

- une fréquence centrale, donnée par $f_{c_i} = \frac{(i-1) F_r}{N_f}$ avec $i = 1 : N_f$;
- une bande passante à -3 dB définie par $B_w = \frac{F_r}{N_f}$.

La figure 5.18 indique l'agencement des bandes de fréquences du banc de filtre sur une étendue spectrale pour une fréquence de répétition F_r .

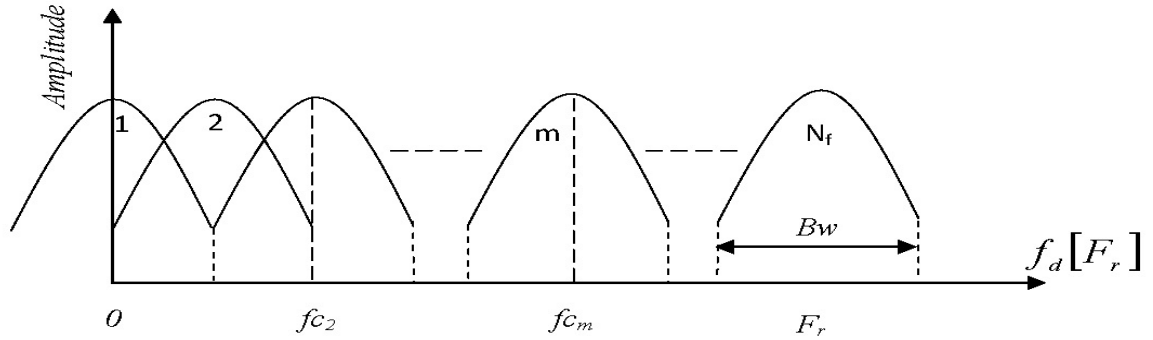


FIGURE 5.18 – Représentation Distance-Doppler après traitement MTD

La construction du filtre Doppler doit impérativement considérer la charge de calcul et s'effectue soit par transformation de Fourier ou bien par filtre RIF. En fonction du nombre de coups au but N_C , on adopte une transformation FFT, si celui-ci est supérieur à 16, sinon on opte pour un banc de filtre RIF [64].

La réalisation du banc de filtres Doppler est considérée à partir des coefficients de Fourier W_{f_k} définis par l'équation (5.34) [64], tel que le signal y_k à la sortie du banc de filtre s'exprime par l'équation (5.35) :

$$W_{f_{kn}} = \exp\left(-j2\pi \frac{(k-1)(n-1)}{N_f}\right), \quad (5.34)$$

où, k et n définissent respectivement, l'ordre du filtre Doppler et le numéro du coefficient du filtre.

$$y_k = W_{f_{kn}} v_n, \quad (5.35)$$

avec v_n l'échantillon d'entrée et y_k l'échantillon du spectre en sortie du filtre k .

Afin de réduire le niveau des lobes secondaires, nous utilisons une fenêtre de Chebychev, ce qui aboutit à l'équation (5.36) qui donne l'expression des coefficients du banc de filtres

Doppler en fonction des coefficients de Chebychev a_n .

$$W_{f_{kn}} = a_n \exp\left(-j2\pi \frac{(k-1)(n-1)}{N_f}\right). \quad (5.36)$$

Néanmoins, cette pondération diminuera le gain du filtre à -3 dB et augmentera l'ouverture du lobe principal, ceci par comparaison avec le cas sans fenêtrage, comme indiqué par la figure 5.19

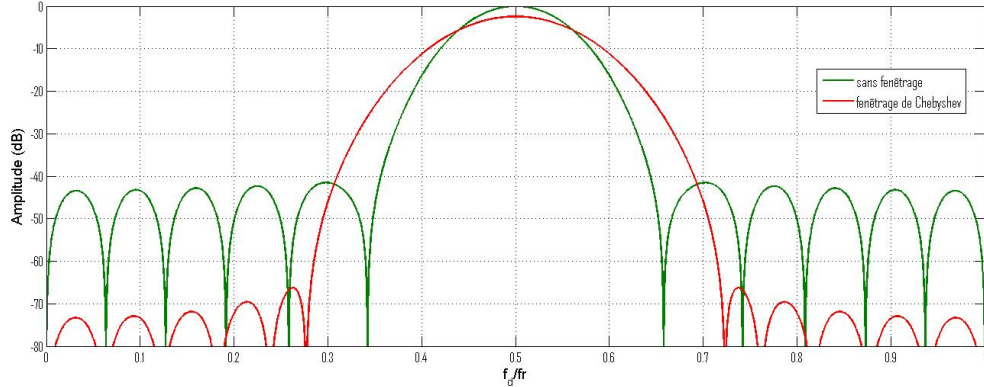


FIGURE 5.19 – Représentation de la fonction de transfert d'un filtre Doppler avec fenêtrage Chebyshev

5.5.2 Performances du Banc de filtres Doppler

Les performances du banc de filtre Doppler sont appréciées à partir des signaux expérimentaux et quantifiées à travers le facteur d'amélioration I_c de chaque filtre Doppler. Dans une première étape, nous générons pour chaque filtre passe-bande les coefficients de chaque filtre, en considérant les caractéristiques du radar en rapport avec l'équation (5.33) et les paramètres fréquentiels du filtre en terme de fréquence centrale f_{ci} et bande passante Bw . Pour ce qui est des niveaux d'amplitude du lobe principal et des lobes secondaires, nous les fixons par le biais d'un fenêtrage de Chebychev.

Ainsi, le dimensionnement du banc de filtres donne :

- un nombre de filtre Doppler N_f égale à 8 ;
- un vecteur de fréquence centrale normalisé :
 $\mathbf{f}_{ci} = [0, 0.125, 0.25, 0.375, 0.5, 0.625, 0.75, 0.875]$;
- une bande passante normalisée Bw égale à 0.125.

La table 5.7 résume les coefficients du banc de filtres.

W_{1n}	0.0015	0.0205	0.1192	0.2597	0.2597	0.1192	0.0205	0.0015
W_{2n}	0.0015	0.0145-0.0145i	-0.1192i	-0.1836-0.1836i	-0.2597	-0.0843 + 0.0843i	0.0205i	0.0010+0.0010i
W_{3n}	0.0015	-0.0205i	-0.1192	0.2597i	0.2597	- 0.1192i	-0.0205	0.0015i
W_{4n}	0.0015	-0.0145-0.0145i	0.1192i	0.1836-0.1836i	-0.2597	0.0843+0.0843i	-0.0205i	-0.0010+0.0010i
W_{5n}	0.0015	-0.0205	0.1192	-0.2597	0.2597	-0.1192	0.0205	-0.0015
W_{6n}	0.0015	-0.0145+0.0145i	0.1192i	0.1836 + 0.1836i	-0.2597	0.0843-0.0843i	0.0205i	-0.0010-0.0010i
W_{7n}	0.0015	0.0205i	-0.1192	0.2597i	0.2597	0.1192i	-0.0205	0.0015i
W_{8n}	0.0015	0.0145+0.0145i	0.1192i	-0.1836+0.1836i	-0.2597	-0.0843-0.0843i	0.0205i	0.0010-0.0010i

TABLE 5.7 – Coefficients du Banc de filtres Doppler avec fenêtrage de Chebychev

La figure 5.20 illustre les réponses fréquentielles du banc de filtres pour mettre en exergue la fréquence centrale et la bande passante normalisée de chaque filtre.

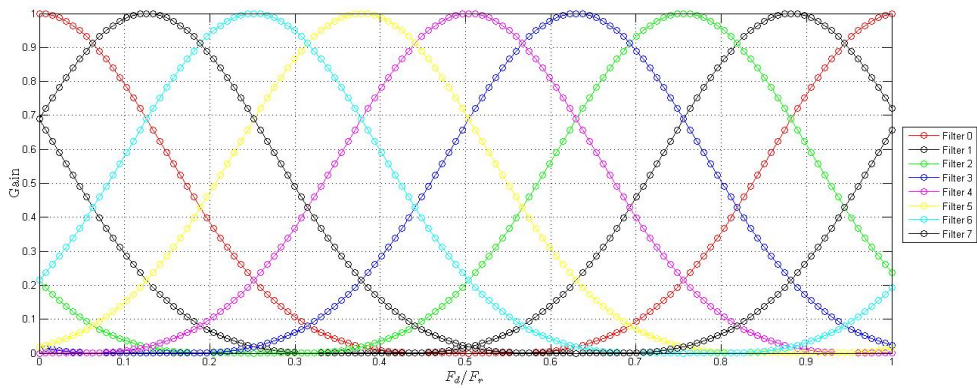


FIGURE 5.20 – Réponse fréquentielle du banc de filtre Doppler

Les vecteurs de coefficients du banc de filtres Doppler mentionnés dans la table 5.7 sont appliqués aux signaux expérimentaux bruts, en bande de base des composantes I et Q. Les fichiers signaux comportent les échantillons des 300 premières cellules distance qui se caractérisent par une dominance de clutter de sol, que nous présentons dans la figure 5.21. Aussi, les signaux des composantes bruts I et Q concernent huit PRI fixées par le nombre de filtres N_{max} déterminé à partir de l'équation (5.33).

L'évaluation du traitement du banc de filtre Doppler appliqué aux signaux bruts I et Q de la figure 5.21 s'effectue par le calcul du facteur d'annulation à la sortie de chaque filtre du banc, en calculant les rapports des puissances du signal v_k avec les sorties des filtres y^m pour chaque cellule distance.

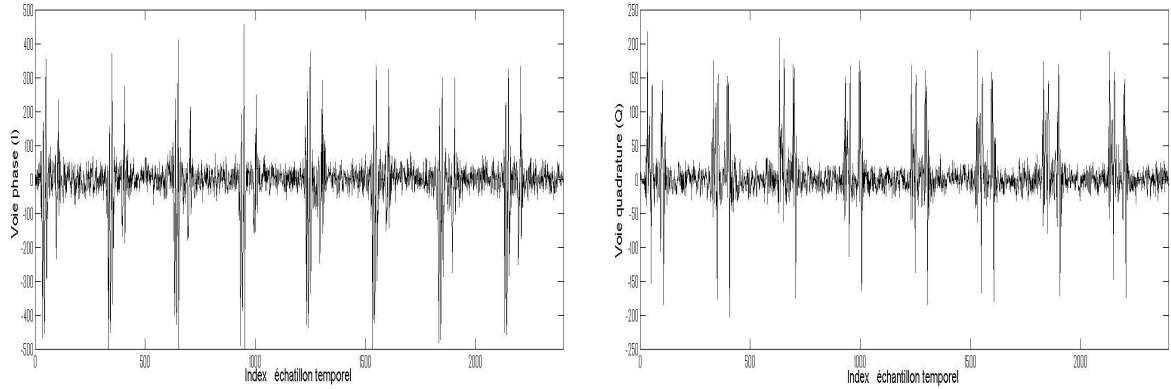


FIGURE 5.21 – Signaux vidéo bruts des voies Phase et Quadrature (I,Q).

Pour mettre en évidence les performances de chaque filtre, nous présentons respectivement grâce aux figures 5.22 et 5.23 les sorties des filtres ainsi qu'un zoom d'une fenêtre distance à dominance de clutter de sol pour apprécier la qualité de filtrage. L'appréciation des sorties des filtres Doppler d'ordres 2 à 8 est faite par rapport à celle du filtre Doppler d'ordre 0 qui constitue un filtre passe-bande pour le spectre du clutter de sol, ce qui nous permet de considérer sa sortie comme référence pour quantifier le filtrage du banc.

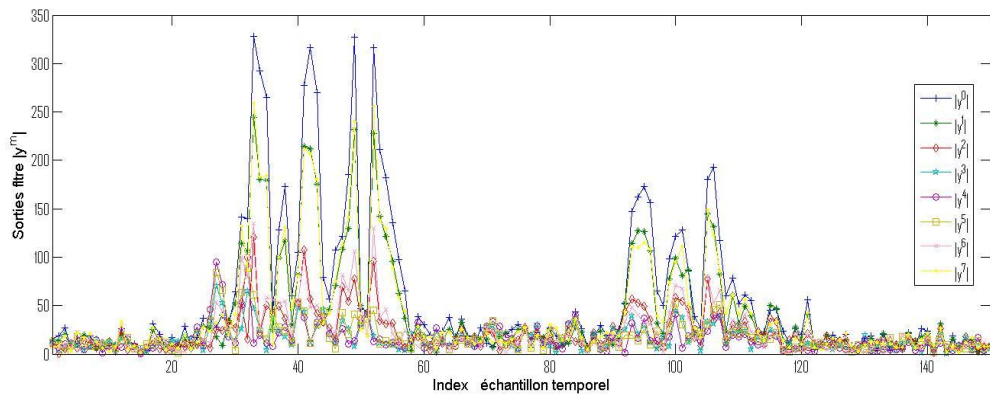


FIGURE 5.22 – modules des signaux à la sortie du banc de filtre.

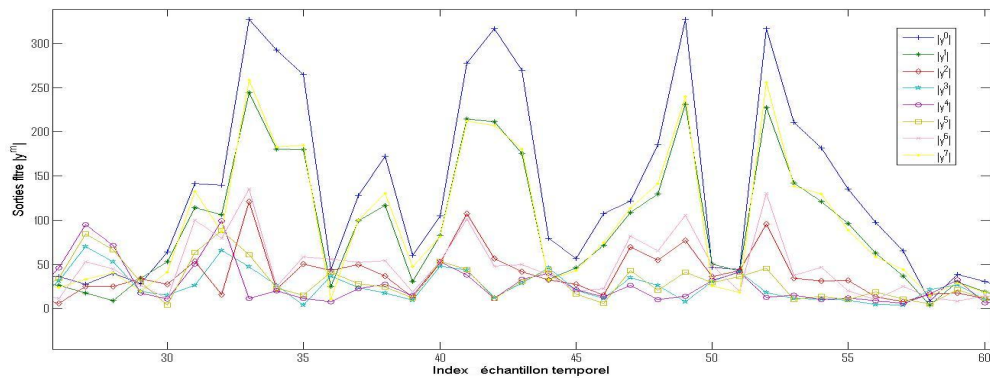


FIGURE 5.23 – Zoom d'une fenêtre distance de clutter de sol.

Les résultats du filtrage montrent une nette atténuation du clutter au niveau du filtres 2, 3, 4, 5 et 6 comparativement aux sorties des filtres d'ordres 1 et 2 ainsi que le filtre d'ordre 7 qui à cause de l'ambiguïté Doppler, sa réponse fréquentielle (voir figure 5.20) s'étend à la prochaine fréquence de répétition F_r , ce qui la rend perméable aux clutter de sol.

Les performances du banc de filtre en terme de facteur d'annulation I_A^m sont considérées pour chaque cellule distance à cause de la disposition du banc de filtre Doppler dans une chaîne de traitement radar, où la sortie de chaque filtre constitue une entrée pour un détecteur à taux de fausses alarmes constant (TFAC) et le détecteur qui présente une sortie moins encombrante, sa sortie est candidate pour le traitement de poursuite.

Ainsi nous exprimons le facteur d'annulation à partir de l'équation (5.37) :

$$I_A^m = \frac{y_k^m}{y_k^0} \quad 1 \leq m \leq 7 \quad (5.37)$$

avec k et m sont représentatifs respectivement, de l'échantillon de la cellule distance et de l'ordre du filtre. La quantification de I_A^m pour chaque filtre est montrée au niveau de la figure 5.24, où nous considérons une fenêtre distance à dominance de clutter de sol.

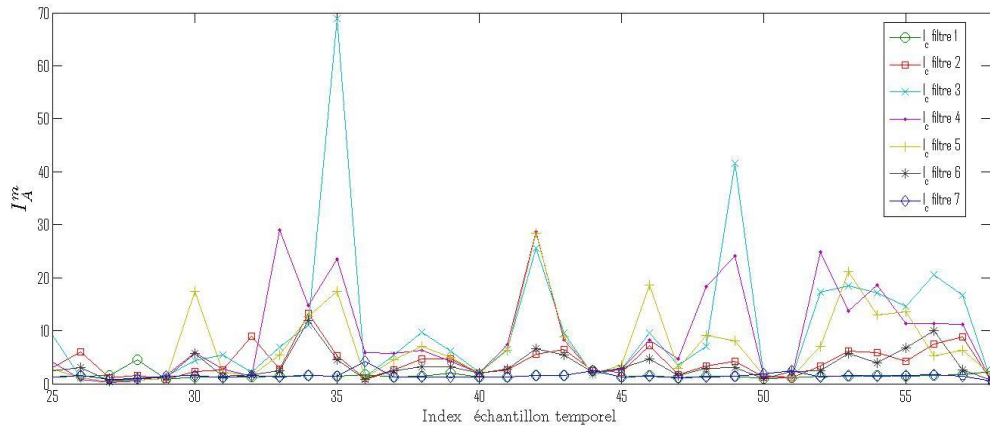


FIGURE 5.24 – Facteurs d'annulation à la sortie des filtres Doppler.

5.5.3 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons abordé deux techniques classiques de filtrage des échos fixes à savoir le filtrage MTI et le banc de filtres Doppler, qui utilisent la propriété Doppler pour traduire des vitesses radiales nulles ou quasi nulles du clutter de

sol, induisant des décalages de fréquences insignifiant par rapport à la fréquence zéro.

Les deux filtres MTI double et triple annulation montrent une atténuation du clutter mais les résidus du clutter persistent dans le cas de zones étendues à forte concentration de clutter de sol.

Cependant, l'augmentation de l'ordre de filtre réduit davantage les résidus de clutter, mais ceci entraîne d'un côté, une perte des informations sur les cibles animées de faibles vitesses d'un autre côté, une augmentation du temps de calcul. Aussi, les performances de filtrage demeurent limitées et fixées du fait que les coefficients du filtre MTI sont fixés au préalable indépendamment d'une évolution de l'environnement de détection et de la nature de clutter.

Le banc de filtre Doppler offre une bonne souplesse de traitement dans la mesure où les composantes du spectre du signal composite reçu sont réparties à travers les sorties des filtres du banc suivant leur Doppler. Ce qui offre une qualité de traitement en aval appréciable dans le sens où chaque sortie de filtre constitue une entrée d'un détecteur automatique TFAC. Par rapport au filtre MTI dans ses deux variantes double et triple annulation, le banc de filtre Doppler offre une meilleure qualité de filtrage au regard des valeurs du facteur d'annulation, néanmoins du point de vue construction, le banc de filtre Doppler considère uniquement les paramètres radars en terme de PRI et du nombre de coups au but, ce qui ne tient pas compte de la dynamique et de la nature du clutter.

Aussi, en plus des traitements Doppler, d'autres traitements préalables considèrent la réduction de l'effet de clutter avant le traitement de détection automatique, parmi lesquels la suppression de clutter par le biais de projection orthogonale au sous espace clutter du signal reçu. Dans le prochain chapitre, nous capitalisons la technique AR-EOF pour la suppression du clutter, où l'appréciation des performances de cette technique est quantifiée à partir de données expérimentales de clutter de sol.

Chapitre 6

Suppression de clutter de sol par estimation AR-EOF

Sommaire

6.1	Introduction	104
6.2	Estimation du sous espace clutter	105
6.2.1	Estimation de la matrice de covariance du clutter de sol	106
6.3	Projecteur orthogonal EOF pour la suppression du clutter de Sol	108
6.4	Conclusion	112

"Avec le temps et la patience, la feuille du mûrier devient de la soie."

Trip Shakespeare

6.1 Introduction

Communément abordées, les méthodes de suppression de clutter peuvent être répertoriées en deux classes. Une première classe qui définit le clutter à partir de ses paramètres fréquence, amplitude et phase, le traite par annulation dans le domaine temporel à la base de procédés MTI et FFT. Les performances de ces méthodes sont directement affectées par la précision d'estimation déduits paramètres [65]. La seconde classe est décrite à partir des méthodes sous-espace obtenue grâce à la décomposition en valeurs propres (**Eigen Value Decomposition**) [66] ou bien la décomposition en valeur singulière propre (**Singular Value Decomposition**) [67, 68]. Cette classe met à profit dans le traitement de suppression de clutter sa prépondérance énergétique dans le signal reçu.

Dans ce chapitre nous abordons la suppression de clutter en utilisant une décom-

position en valeurs propres de l'espace signal brut en sous espace clutter et sous espace signal utile en utilisant la propriété Doppler.

La construction des sous espaces clutter et signal tire profit de la propriété du filtre d'ordre zéro, qui a priori dans un banc de filtres Doppler concerne la composante clutter uniquement qui manifeste des décalages Doppler quasi nuls.

Dans le présent chapitre, nous abordons la suppression de clutter en deux étapes qui consistent en estimation par le biais de l'algorithme de Burg du sous espace clutter, en tenant compte que la sortie du filtre d'ordre zéro du banc de filtre Doppler est représentative des échos fixes et de Doppler quasi nul [69, 70], en l'occurrence le clutter de sol. Dans une seconde étape, nous éliminons le clutter de sol grâce à la construction d'un projecteur orthogonal pour le sous-espace clutter qui se base sur la prépondérance énergétique de la composante de clutter de sol à la sortie du filtre d'ordre zéro.

6.2 Estimation du sous espace clutter

En introduisant le vecteur \mathbf{y}^0 de M observations $\{y^0, y_1^0, \dots, y_{(M-1)}^0\}$, d'une fenêtre PRI, comme le signal à la sortie du filtre d'ordre zéro que nous exprimons par :

$$\mathbf{y}^0 = \begin{bmatrix} y^0 \\ y_{(1)}^0 \\ \vdots \\ y_{(M-1)}^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j\omega_{d1}} & e^{j\omega_{d2}} & \dots & e^{j\omega_{dr}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j(M-1)\omega_{d1}} & e^{j(M-1)\omega_{d2}} & \dots & e^{j(M-1)\omega_{dr}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_{(M-1)} \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

Nous adoptons ce modèle du signal à la sortie du filtre d'ordre zéro sous deux hypothèses traduisant deux aspects à savoir, la prépondérance du niveau d'énergie du signal de clutter par rapport à ceux de cibles utiles et de bruit, pour le premier aspect et la plage des décalages des fréquences Doppler des cibles utiles qui sont a priori nettement élevés comparativement à la fréquence de coupure du filtre d'ordre zéro.

Les composantes du vecteur $\omega_{\mathbf{d}}$ représentent une quantification de bande passante du filtre d'ordre zéro avec un pas représentatif de la résolution en Doppler $\Delta\omega_d$ du radar, tel que :

$$\omega_{d_r} = \omega_{d_1} + (r - 1)\Delta\omega_d \quad (6.2)$$

et les composantes du vecteur \mathbf{c} indiquent les amplitudes du signal complexe \mathbf{y}^0 , en tenant compte de l'architecture du banc de filtre Doppler de la figure 5.15.

6.2.1 Estimation de la matrice de covariance du clutter de sol

L'estimation de la matrice de covariance du clutter de sol est établie sous l'hypothèse de la stationnarité du clutter, au regard de la contrainte de traitement en temps réel du banc de filtre Doppler, qui par construction, ne peut excéder la durée d'un CPI, représentative du temps d'éclairage d'un objet par le radar, pendant N_{max} coups au but ou bien N_{max} PRI, qui est défini par l'équation (5.33) fixant le nombre de filtres du banc.

L'utilisation de la technique AR-EOF [36], en considérant le module du signal $|\mathbf{y}^0|$ à la sortie du filtre d'ordre zéro, est envisagée en trois étapes telles que décrites dans la section 3.3, à savoir :

- l'estimation des paramètres du modèle AR ;
- la validation de l'ordre du modèle AR ;
- la détermination de la matrice de covariance Toeplitz du clutter de sol.

1. Estimation des paramètres du modèle AR

Les coefficients du modèle AR $\{a_1, \dots, a_p\}$ sont déterminés conformément au système d'équations défini par l'équation (3.8), nous appliquons l'algorithme de Burg au signal d'entrée réel de taille M de la figure 6.1, représentant le module du signal complexe à la sortie du filtre d'ordre zéro. A l'issue, nous réestimons grâce à l'équation (3.9), les coefficients de covariance $\mathbf{r} = [r_0, \dots, r_p, \dots, r_{M-1}]$.

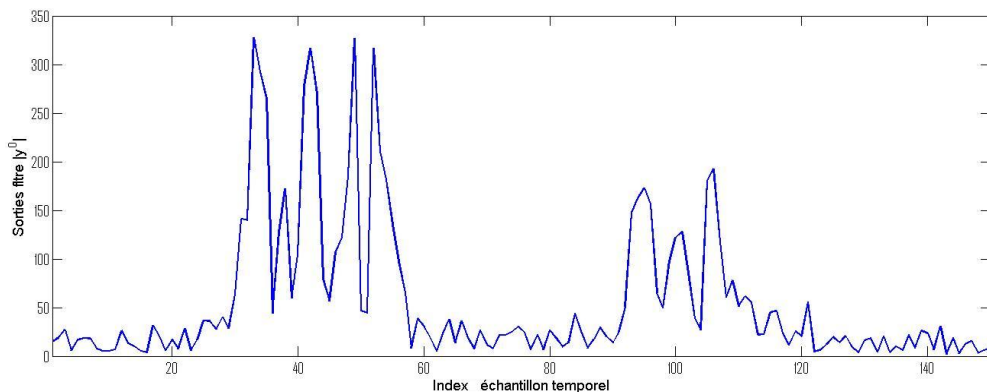


FIGURE 6.1 – Fenêtre distance d'une PRI représentative d'une prépondérance du clutter de sol.

2. Validation de l'ordre du modèle AR

La validation de l'ordre du modèle AR est obtenue en comparant la fonction de covariance estimée \mathbf{r} avec la fonction de covariance de la sortie du filtre d'ordre zéro $|\mathbf{y}^0|$, que nous notons \mathbf{g} . La figure 6.2 indique les lobes principaux des fonctions de covariances \mathbf{r} et \mathbf{g} avec les ordres AR $p = 1$ et $p = 2$. Le choix des ordres AR 1 et 2 est dicté par le critère du *Premier Passage par Zéro* (PPZ) de la fonction de covariance [41] que nous avons abordé dans la section 3.3.

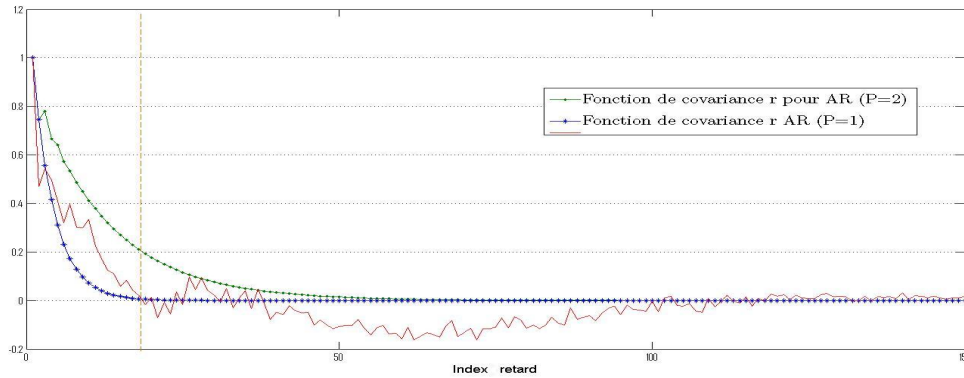


FIGURE 6.2 – Comparaison des fonctions de covariances de \mathbf{r} "estimée" et \mathbf{g} "observation"

D'après le critère PPZ, l'ordre AR qui restitue une bonne estimation de la fonction de covariance de la sortie du filtre d'ordre zéro \mathbf{y}^0 et l'ordre $p = 1$, que nous validons par la mesure des distances entre le lobe principale de \mathbf{g} et les lobes principaux de \mathbf{r} [36], pour $p = 1$ et $p = 2$, conformément au critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM) de l'équation (3.11). Comme indiqué dans la figure 6.3, les ordres AR $p = 1$ et $p = 2$ donnent respectivement des distances d suivant la norme ℓ_2 qui correspondent à $d = \{1.1204, 1.9888\}$, ce qui confirme le critère PPZ. Ainsi, l'ordre AR $p = 1$ est approprié à l'estimation de la fonction de covariance de la sortie du filtre d'ordre zéro \mathbf{y}^0 du banc de filtre Doppler, représentative du clutter de sol.

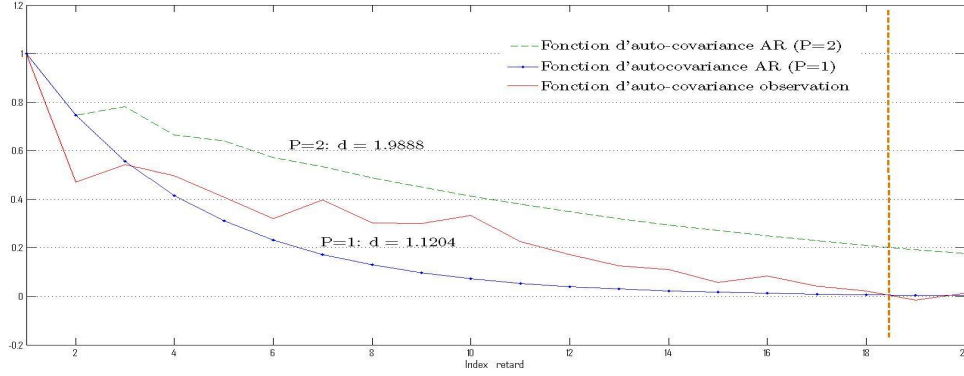


FIGURE 6.3 – Mesure de la distance d de \mathbf{r} "estimée" pour $p = 1$ et $p = 2$

3. Détermination de la matrice de covariance Toeplitz du clutter de sol

Les coefficients de la matrice de covariance $\{\mathbf{R}\}$ de \mathbf{y}^0 sont déterminés à partir d'un arrangement Toeplitz des coefficients de la fonction de covariance \mathbf{r} , tel que $\{\mathbf{R}\}_{ij} = r_{i-j}$. Ainsi, \mathbf{R} s'exprime par :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_0 & r_1 & \cdots & r_{(M-1)} \\ r_1 & r_0 & r_1 & \vdots \\ \vdots & \ddots & & r_1 \\ r_{(M-1)} & \cdots & r_1 & r_0 \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

6.3 Projecteur orthogonal EOF pour la suppression du clutter de Sol

Les vecteurs propres de la matrice \mathbf{Q} après décomposition propre de la matrice de covariance de la sortie du filtre d'ordre zéro $\mathbf{y}^0 = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T$ définissent un ensemble de fonctions orthogonales empiriques (Empirical Orthogonal Functions) [26, 36]. L'hypothèse de prépondérance énergétique du clutter de sol nous permet de considérer la projection du vecteur observation \mathbf{y}^0 sur ces vecteurs propres ou bien modes d'après la décomposition en EOF, pour mettre en exergue le sous espace clutter. En effet, les derniers modes ne sont pas purs spectralement et par conséquent, moins énergétique [36] du fait qu'ils sont liés aux valeurs propres non dominantes. En se basant sur un ordonnancement des modes les plus significatifs du point de vue énergétique en fonction de l'ordre de grandeur croissant de leurs valeurs propres respectives, par le biais desquelles nous traçons, comme indiqué dans la figure 6.4, les variances cumulées définies à partir de la contribution des variances fractionnelles exprimées par l'équation (3.17).

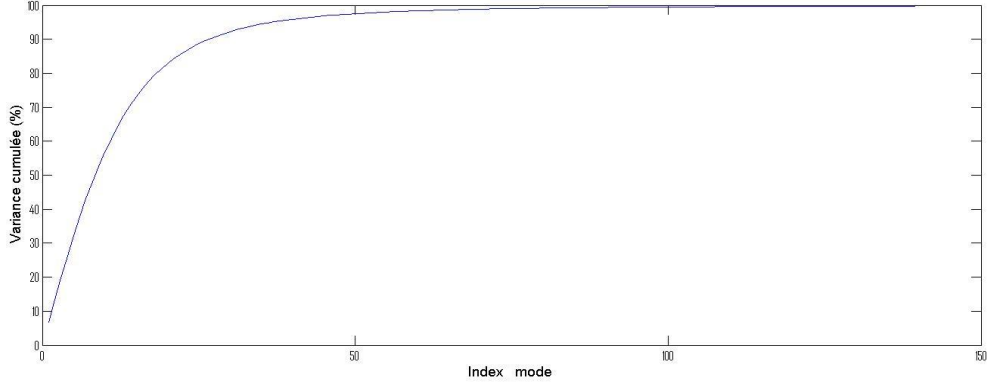


FIGURE 6.4 – Variance cumulée de la contribution des valeurs propres des différents modes.

En considérant la matrice $\hat{\mathbf{Q}}^\perp$ de dimension $M \times M'$ qui correspond au plus petites M' valeurs propres dont la contribution énergétique correspond à un rapport $s\%$ de l'énergie totale du signal \mathbf{y}^0 , la projection définie par l'équation (6.4) permet de restituer les échantillons à faible énergie du signal \mathbf{y}^0 , ce qui constitue une suppression du clutter [39].

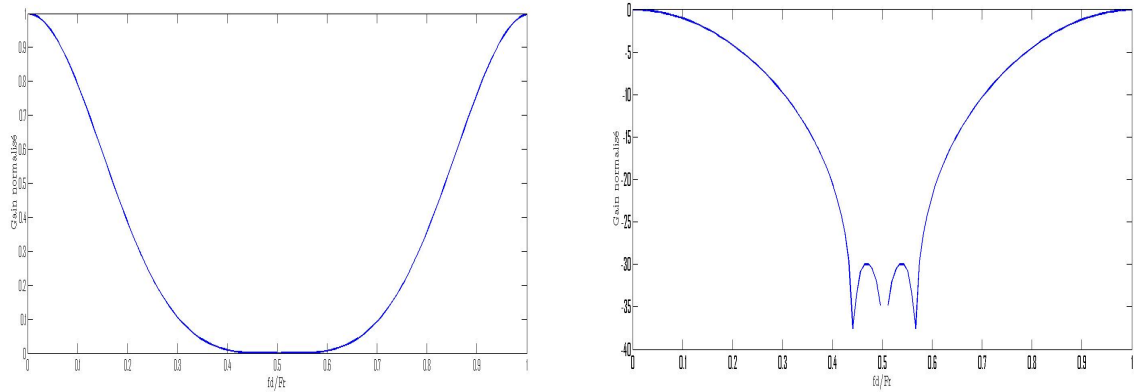
$$\mathbf{y}^{0\perp} = \hat{\mathbf{Q}}^\perp \mathbf{y}^0 \quad (6.4)$$

Fondamentalement, l'approche adoptée pour fixer la dimension du sous-espace clutter $M \times (M - M')$, consiste à un choix commode du rapport d'énergie $(1 - s)$, pour lequel nous déterminons le nombre de modes les plus significatifs au regard de leurs valeurs propres qui ont contribué dans ce rapport que nous attribuons à la grandeur $(M - M')$, ce qui nous permet, ainsi, de fixer la dimension du sous espace clutter.

La commodité du choix du rapport d'énergie $(1 - s)$ est envisagée par rapport à la réponse fréquentielle du filtre d'ordre zéro, de la figure 6.5, pour lequel, nous fixons la valeur du facteur d'annulation I_{A-EOF} dans un intervalle CPI.

Le facteur d'annulation I_{A-EOF} défini par l'équation (6.5), indique le rapport de l'énergie entre le signal clutter après projection orthogonale $\mathbf{y}^{0\perp}$ et le signal à la sortie du filtre d'ordre zéro \mathbf{y}^0 . Le choix de la quantité $(1 - s)$ est assujettie à l'étendu de la bande spectrale du filtre d'ordre zéro, fixé par le nombre de cellules de résolution Doppler r de l'équation (6.1), que nous ne pouvons excéder au risque de supprimer des composantes spectrales de cibles utiles.

$$I_A^\perp = \frac{|y^0|^2}{|y^{0\perp}|^2} \quad (6.5)$$

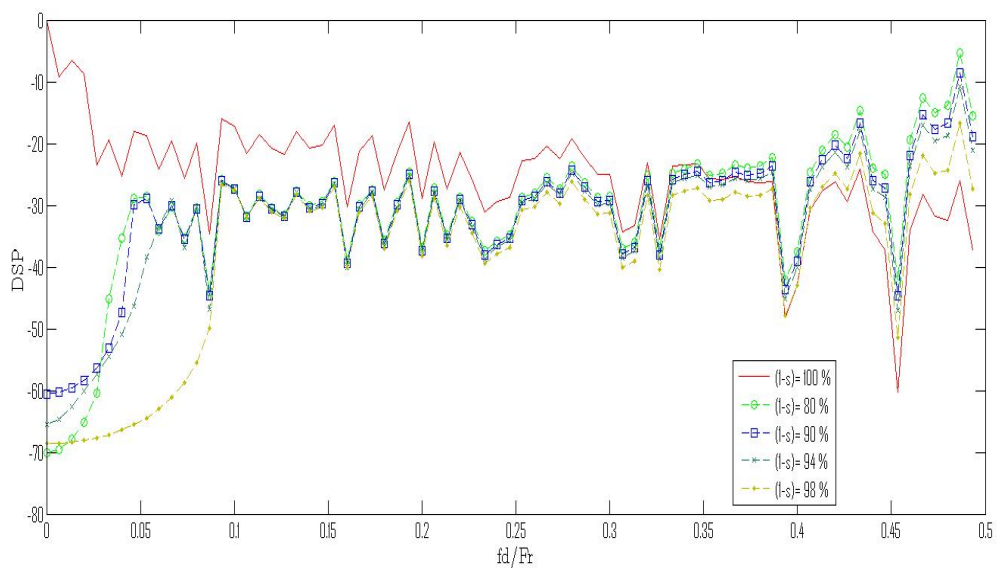


(a)

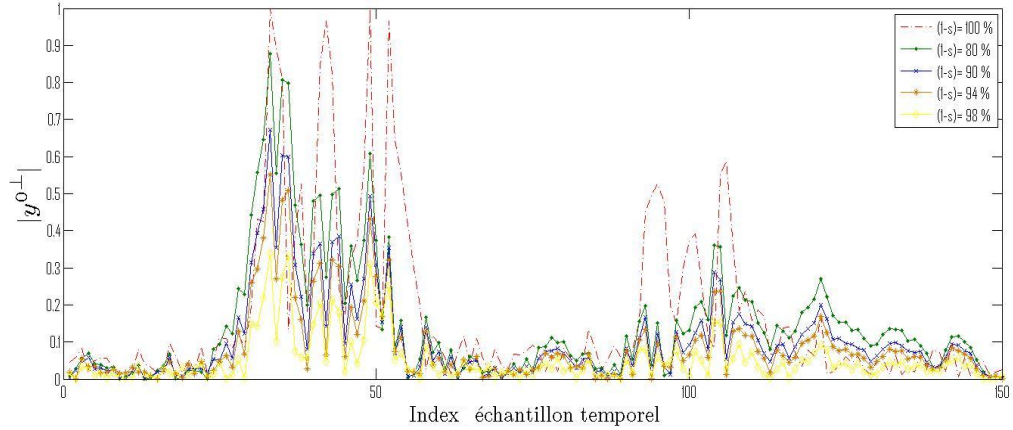
(b)

FIGURE 6.5 – Représentation fréquentielle du filtre d'ordre zéro.

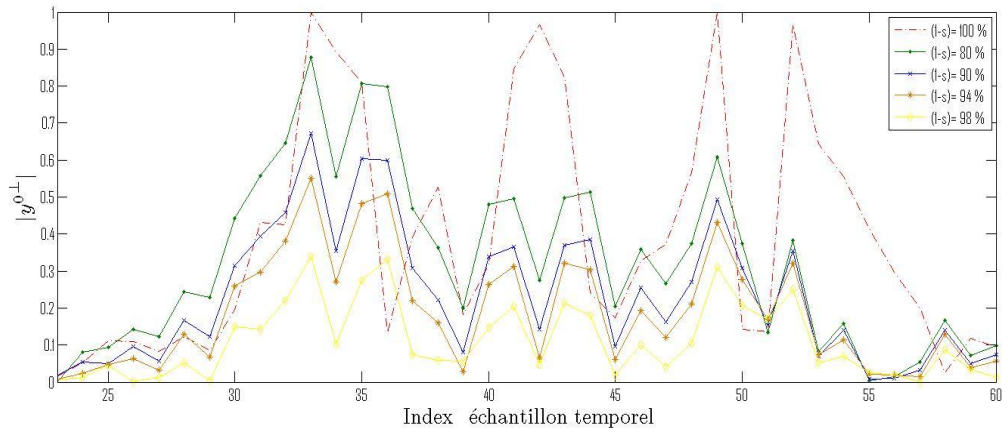
Pour mettre en évidence l'influence de la quantité $(1 - s)$ sur l'étendue de la bande fréquentielle d'atténuation du clutter, la figure 6.6 illustre l'influence de différentes valeurs du paramètre $(1 - s)$ sur la suppression des composantes fréquentielles de la densité spectrale de puissance (dsp) du signal de clutter \mathbf{y}^0 après une projection orthogonale.

FIGURE 6.6 – Densité spectrale de puissance du clutter après projection orthogonale avec différentes valeurs $(1-s)$.

Pour mettre en évidence l'apport de la technique de suppression de clutter par combinaison AR-EOF, nous présentons dans les deux figures 6.7.(a) et 6.7.(b), le signal $\mathbf{y}^{0\perp}$ avec un zoom sur une portion du clutter de sol, l'impact des différents rapports d'énergie $(1 - s)$ adopté pour former le projecteur de suppression du clutter de sol.



(a)



(b)

FIGURE 6.7 – Représentation du signal $\mathbf{y}^{0\perp}$ à la sortie du filtre de clutter AR-EOF.

Situer l'apport de la technique AR-EOF dans la réduction du clutter, revient impérativement à considérer la propriété Doppler à travers le calcul de la densité spectrale du signal après traitement AR-EOF, où nous relevons par le biais des tracés de la figure 6.6 que les composantes de clutter de sol sont fortement atténuées dans une plage de fréquence Doppler normalisée allant de 0 à 0.05, pour les valeurs de $(1-s) \neq 100\%$. Pour signifier physiquement l'atténuation des échos dans cette plage, nous utilisons l'équation (5.7) pour le calcul des vitesses des obstacles y afférents aux échos atténués.

A titre d'exemple, si nous nous plaçons dans un cas défavorable au regard de l'équation (5.7) pour le calcul de la plage de vitesses v correspondant à la plage de fréquence Doppler normalisée 0 à 0.05, nous considérons un radar en bande VHF (200 MHz)

avec une fréquence de répétition $F_r = 1000 \text{ Hz}$. Ce qui donne une plage de vitesses des échos à atténuer allant de 0 à 135 Km/h.

6.4 Conclusion

La discrimination du signal du clutter de sol par le biais des modes significatifs énergétiquement de la décomposition en fonctions orthogonales empiriques permet la suppression de clutter par projection orthogonale du sous-espace clutter en utilisant la technique AR-EOF pour déterminer les dimensions du sous espace clutter. Comme le clutter représente la composante la plus énergétique du signal composite reçu, le nombre des premiers modes à partir desquels nous fixons le sous-espace clutter sont ceux les plus énergétiques et observent significativement moins de raies dans le domaine spectral.

L'utilisation de la dynamique de la variance fractionnelle cumulée permet de déterminer aisément le nombre de modes qui contribuent significativement dans l'énergie totale du clutter, ce qui alloue par voie de conséquence un outil significatif dans la fixation de la quantité $(1 - s)$ pour fixer a priori la dimension du sous espace clutter et construire le projecteur orthogonal pour supprimer le clutter.

Chapitre 7

Conclusion générale

"L'un des pires démons de la civilisation technologique est la soif de croissance."
René Dubos

Eu égard à l'intitulé de la thématique de la thèse "*Traitement Radar Adapté à l'Environnement : Conception de Forme d'Onde et Traitement de Clutter*", nous avons abordé trois lignes directrices fondamentales dans les traitements radar ayant trait à l'estimation du clutter, les formes d'ondes radar et enfin la suppression de clutter. Dans le présent travail, ces axes interagissent dans une logique de complémentarité.

Par rapport au premier axe, nous avons présenté deux techniques **d'estimation du clutter** de mer qui se basent respectivement, pour la première technique sur les propriétés spatiale et énergétique de sa composante texture qui suit une distribution Gamma. A partir de ses propriétés, nous avons introduit une combinaison du modèle AR avec les fonctions orthogonales empiriques pour estimer la texture. L'ordre du modèle AR a été validé en exploitant le degré de correspondance du lobe principal de la fonction d'auto-covariance estimée par le modèle AR avec le lobe principal de la fonction d'auto-covariance de l'observation. La matrice de covariance estimée a permis d'introduire les fonctions orthogonales empiriques grâce à la décomposition propre de cette matrice dont les vecteurs propres sont intimement liés aux modes de la décomposition EOF. La représentation des modes met en exergue la notion de pureté spectrale que nous avons exploité pour extraire les modes les plus énergétiques, en plus de la prépondérance de leurs valeurs propres respectives, ce qui a permis à partir de cette technique d'estimer la composante texture traduite à travers son profil en distance et que la littérature radar la qualifie comme étant la composante à dominance énergétique comparativement au speckle.

La seconde technique concerne un critère de minimisation $\ell_2 - \ell_1$ qui se base sur la cyclostationnarité d'une même porte distance sur plusieurs CPIs pour déterminer le nombre d'harmoniques et leurs coefficients respectifs, en considérant le logarithme de la texture avec un modèle de somme de cosinusoides qui restitue fidèlement la structure parcimonieuse de la texture. Les résultats d'estimation des harmoniques et des coefficients qui s'y rapportent ont été confrontés avec des algorithmes de techniques sous espace ESPRIT, MUSIC et RELAX pour mettre en relief, fondamentalement son insensibilité à la contrainte de fixation a priori de la dimension du sous espace signal ou bruit comparativement aux techniques sous espaces.

Pour ce qui est du second axe propre aux **formes d'ondes**, les deux techniques AR-EOF et $\ell_2 - \ell_1$, d'estimation de la texture de clutter de mer concernent respectivement le cas de plusieurs cellules distance d'une fenêtre PRI et le cas d'une même cellule distance pendant plusieurs CPI, ces deux techniques ont été mis à profit dans la conception de formes d'onde qui se base sur un critère de minimisation de l'énergie du clutter dans une fenêtre distance d'une PRI et dans une même porte distance sur plusieurs CPIs. En effet, le signal composite reçu dans sa composante clutter comporte un terme β composé de la texture, la forme d'onde émise ainsi que le speckle. A priori, la composante texture traduit fondamentalement une prépondérance énergétique, par conséquent, réduire l'énergie du clutter de mer dans les deux cas d'estimation de la texture, revient à minimiser au sens des moindres carrés, le terme β par rapport aux coefficients d'une forme d'onde à modulation de phase qui s'exprime suivant une combinaison linéaire de fonctions orthogonales.

Enfin, s'agissant de **la suppression de clutter**, celle-ci a été abordée dans les travaux de la présente thèse selon la famille de traitements classiques, en rapport avec les techniques MTI et banc de filtres Doppler (MTD), où nous avons considéré des données expérimentales pour décrire et quantifier les performances de ses traitements. Pour capitaliser les résultats de la technique AR-EOF obtenus à la base de données expérimentales, nous la proposons pour consolider les traitements classiques. La technique AR-EOF est mise à profit pour la construction de projecteur orthogonal au sous espace de clutter, en effet, nous considérons cette technique complémentaire à celle du banc de filtres Doppler, du fait qu'elle utilise la sortie de son filtre zéro pour déterminer la dimension du sous espace clutter traduisant les échos à faible Doppler que privilégie ce filtre d'ordre zéro.

La technique AR-EOF se base sur la décomposition propre de la matrice de covariance du clutter de sol, estimée grâce à un modèle AR d'ordre 1, pour introduire la

représentation du clutter de sol à partir de modes de EOFs, traduisant les vecteurs propres prépondérants énergétiquement, de par l'ordre de grandeur de leurs valeurs propres.

Une fois le nombre de modes déterminants est fixé au moyen d'un seuil d'énergie que nous préconisons de fixer en fonction d'une limite inférieure des fréquences Doppler ou bien vitesses de cibles d'intérêt, nous avons construit le sous espace orthogonal au sous espace du clutter de sol à partir des modes non significatifs restant pour constituer un projecteur orthogonal au sous espace de clutter à l'effet de supprimer le clutter de sol.

En perspective, il s'agit fondamentalement d'étendre les résultats des deux techniques d'estimation AR-EOF et $\ell_2 - \ell_1$ aux traitements 2D pour l'estimation de la texture du clutter de mer, du fait que la technique AR-EOF estime la composante texture sur plusieurs cellules distance d'une même PRI et que la technique $\ell_2 - \ell_1$ estime la texture dans une porte distance sur plusieurs CPIs et par voie de conséquence sur plusieurs positions azimutales de l'antenne radar. Ainsi la combinaison des deux techniques revient implicitement à définir une représentation distance-azimut ou bien 2D des estimées de la texture et du speckle du clutter de mer.

Annexe A

Décomposition en Fonctions Orthogonales Empiriques

Sommaire

A.1 Introduction	116
A.2 Algorithme d'analyse par EOFs	117

A.1 Introduction

La méthode des fonctions orthogonales empiriques (Empirical Orthogonal Functions), aussi connues par l'analyse à composante principale (Principal Component analysis) est une technique très utile pour réduire la variabilité de suites de données. Cette approche a été introduite dans l'étude de la dynamique des fluides, en 1956 par Edward Lorenz, et depuis, elle a trouvé une large étendue d'applications, parmi lesquelles nous citons principalement la météorologie, l'océanographie et l'astrophysique. Le but de l'analyse EOF est qu'elle permet une description compacte des variabilités spatiale et temporelle de série de données, en terme de fonctions orthogonales ou modes statistiques. Souvent, l'essentiel de la variance d'une série de données spatialement distribuées est définie par les premières fonctions orthogonales, ce qui traduit une méthode de partitionnement de la variance de la série de données de par sa structure spatiale.

Il existe deux approches de calcul des EOFs pour les séries temporelles de données. La première approche se base sur une construction de la matrice de covariance des données, pour laquelle elle opère une décomposition en valeurs propres et en vecteurs propres,

alors que la seconde approche utilise la décomposition en valeur singulière (Singular Value Decomposition) de la matrice de données pour obtenir les valeurs singulières et les vecteurs singuliers. Les deux approches fournissent les mêmes EOFs, cependant la différence réside dans la vitesse de calcul et la stabilité qu'offre la méthode SVD.

A.2 Algorithme d'analyse par EOFs

1. Etape 1 :

Pour des commodités d'illustration de cette technique, nous utilisons un modèle mathématique de données qui traduit une somme d'harmoniques, tel que présenté par l'équation (A.1).

$$X(x_j, t) = \sum_{\omega} a_j(\omega) \cos(\omega t) + b_j(\omega) \sin(\omega t), \quad (\text{A.1})$$

avec :

- $X(x, t)$ est un scalaire, où x et t , désignent respectivement la position spatiale et le temps ;
- $a_j(\omega)$, $b_j(\omega)$ représentent les coefficients de Fourier.

Afin de décrire les spécifications de propagation, la série de données peut être réécrite suivant une représentation complexe de l'équation (A.2) :

$$U(x_j, t) = \sum_{\omega} c_j(\omega) \exp -i\omega t, \quad (\text{A.2})$$

avec $c_j(\omega) = a_j(\omega) + ib_j(\omega)$.

Un développement de l'expression de l'équation (A.2) donne :

$$\begin{aligned} U(x_j, t) &= \sum_{\omega} \{ [a_j(\omega) \cos(\omega t) + b_j(\omega) \sin(\omega t)] \\ &\quad + i[b_j(\omega) \cos(\omega t) - a_j(\omega) \sin(\omega t)] \} \\ &= X(x_j, t) + i\hat{X}(x_j, t) \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

avec $\hat{X}(x_j, t)$ qui représente la transformée de Hilbert de la série de données.

2. **Etape 2** : Dans cette étape nous déterminons la matrice de covariance \mathbf{C}^1 définie par :

$$c_{ij} = \langle U^*(x_i, t)U(x_j, t) \rangle_t, \quad (\text{A.4})$$

avec

- * qui désigne le conjugué complexe ;
- $\langle \rangle_t$ pour indiquer le moyennage temporel.

Après calcul des vecteurs propres E_n , l'évolution temporelle correspondante $A_n(t)$ est obtenue par projection des données $U(x, t)$ sur le vecteur propre $E_n(x)$, pour sommer ensuite sur toutes les positions spatiales j où,

$$A_n(t) = \sum_j U(x_j, t)E_n(x_j). \quad (\text{A.5})$$

Par conséquent, la série de données $U(x, t)$ est décomposée en somme de fonctions empirique qui décrivent les différentes caractéristiques présentes dans les données, puisque la n^{ieme} EOF est associée avec une fraction σ_{frac}^2 de la variance totale de la série de données, définie par :

$$\sigma_{frac}^2 = \frac{\lambda_n^2}{\sum_{l=1}^m \lambda^2}. \quad (\text{A.6})$$

En conclusion, tenant compte de l'efficacité inhérente à une décomposition statistique, un ensemble de quelque EOFs est suffisant pour décrire la variabilité d'une large série de données. Ainsi, nous pouvons filtrer la forme de variabilité qui n'est pas cohérente avec la tendance fondamentale de la série de données et par voie de conséquence, sa contribution n'est pas significative dans la variance totale de la série de données.

1. Par construction la matrice \mathbf{C} est Hermitienne et possède m non négatives valeurs propres λ_m et n vecteurs propres, $E_n(x)$ avec $n = 1, \dots, m$.

Annexe B

Algorithmes Sous Espace : ESPRIT et RELAX

Sommaire

B.1	Introduction	119
B.2	Algorithme ESPRIT	120
B.3	Algorithme RELAX	123

B.1 Introduction

Les méthodes sous espace se basent sur une décomposition de l'espace d'observation $\mathbf{x}(k)$ composé de M observations $\{x(k), x(k+1), \dots, x(k+M-1)\}$, en sous espace signal et sous espace bruit de sorte que :

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ x(k+1) \\ \vdots \\ x(k+M-1) \end{bmatrix} = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{b}(k) \quad (\text{B.1})$$

avec :

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_P] \\ \mathbf{s}(k) &= [\alpha_1 \exp(j2\pi f_1 k), \dots, \alpha_P \exp(j2\pi f_P k)]^T \\ \mathbf{b}(k) &= [b(k), \dots, b(k+M-1)]^T \end{aligned} \quad (\text{B.2})$$

avec

- \mathbf{A} matrice de dimension $(M \times P)$ de vecteurs de sinusoides complexes ;
- $\mathbf{s}(k)$ définit les amplitudes des sinusoides ;
- T et H représentent respectivement l'opérateur transposé et l'opérateur transposé conjugué de matrice ou vecteur.

où :

$$\mathbf{a}_i = \mathbf{a}(f_i) = [1, \exp(j2\pi f_i), \exp(2j2\pi f_i), \dots, \exp(j(M-1)2\pi f_i)]^T, \quad (\text{B.3})$$

qui définit le vecteur de sinusoides complexes à la fréquence f_i .

Les méthodes sous espaces reposent sur deux hypothèses à savoir :

1. la matrice \mathbf{A} est de dimension $(M \times P)$ avec $P < M$;
2. la matrice \mathbf{A} est de rang plein, ce qui implique que les vecteurs $\mathbf{a}(f_i)$ sont linéairement indépendants.

B.2 Algorithme ESPRIT

Considérons deux vecteurs de $(M-1)$ observations, tel que :

$$\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) = \begin{bmatrix} x(k) \\ x(k+1) \\ \vdots \\ x(k+M-2) \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \bar{\mathbf{x}}(\mathbf{k}+1) = \begin{bmatrix} x(k+1) \\ x(k+2) \\ \vdots \\ x(k+M-1) \end{bmatrix}. \quad (\text{B.4})$$

Selon l'équation (B.1), nous représentons $\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{s}(k) + \bar{\mathbf{b}}(k)$

$\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{k}+1) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{s}(k+1) + \bar{\mathbf{b}}(k+1)$ où :

$$\bar{\mathbf{A}} = [\bar{\mathbf{a}}_1, \dots, \bar{\mathbf{a}}_P]$$

$$\bar{\mathbf{b}}(k) = [b(k), \dots, b(k+M-2)]^T$$

et

$\bar{\mathbf{a}}(f_i) = [1, \exp(j2\pi f_i), \exp(2j2\pi f_i), \dots, \exp(j(M-1)2\pi f_i)]^T$, on remarque que :

$$\bar{\mathbf{s}}(k+1) = \mathbf{\Phi}\bar{\mathbf{s}}(k), \quad (\text{B.5})$$

où :

$$\mathbf{\Phi} = \text{diag}\{\exp(j2\pi f_1), \dots, \exp(j2\pi f_P)\}, \quad (\text{B.6})$$

est une matrice unitaire de dimension $(P \times P)$ et contient toutes les informations sur les fréquences à estimer.

On introduit alors :

$$\mathbf{z}(k) = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}}(k) \\ \bar{\mathbf{x}}(k+1) \end{bmatrix} = \bar{\mathbf{A}}\bar{\mathbf{s}}(k) + \mathbf{n}(k), \quad (\text{B.7})$$

où

$$\tilde{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{A}} \\ \bar{\mathbf{A}}\Phi \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{n}(k) = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{b}}(k) \\ \bar{\mathbf{b}}(k+1) \end{bmatrix} \quad (\text{B.8})$$

A partir de la structure de la matrice $\tilde{\mathbf{A}}$ de dimension $2M \times P$, nous estimons Φ , sans connaître $\bar{\mathbf{A}}$.

La matrice de covariance Γ_{zz} de l'ensemble des observations $\mathbf{z}(k)$ de dimension $2M \times 2M$ prend la forme :

$$\Gamma_{zz} = \mathbf{E}[\mathbf{z}(k)\mathbf{z}(k)^H] = \tilde{\mathbf{A}}\Gamma_{ss}\tilde{\mathbf{A}}^H + \sigma^2\mathbf{I}, \quad (\text{B.9})$$

avec Γ_{ss} matrice de covariance de dimension $(P \times P)$ des amplitudes complexes des sinusoides et \mathbf{I} la matrice identité de dimension $(2M \times 2M)$. En appliquant le théorème de décomposition en éléments propre et la définition des sous espaces signal et bruit, la matrice \mathbf{V}_s de dimension $(2M \times P)$ de vecteurs propres de la matrice de covariance Γ_{zz} est associée aux valeurs propres strictement supérieures à la variance du bruit σ^2 , ce qui implique que les colonnes de \mathbf{V}_s et $\tilde{\mathbf{A}}$ définissent le même sous espace signal. Par conséquent, il existe un opérateur unique \mathbf{T} tel que :

$$\mathbf{V}_s = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{T} \quad (\text{B.10})$$

La décomposition de \mathbf{V}_s suivant :

$$\mathbf{V}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_x \\ \mathbf{V}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{A}}\mathbf{T} \\ \bar{\mathbf{A}}\Phi\mathbf{T} \end{bmatrix} \quad (\text{B.11})$$

Les matrices \mathbf{V}_x et \mathbf{V}_y sont de dimension $(M \times P)$, ce qui permet de constater que les sous-espaces de \mathbf{V}_x , \mathbf{V}_y et \mathbf{A} sont identiques. On définit une matrice de dimension $(P \times P)$ de passage de la base des colonnes de \mathbf{V}_x à celle de la base des colonnes \mathbf{V}_x de sorte que :

$$\mathbf{V}_y = \mathbf{V}_x\Psi. \quad (\text{B.12})$$

Du fait que \mathbf{V}_x est de dimension $(M \times P)$ est de rang plein P , on a :

$$\Psi = (\mathbf{V}_x^H \mathbf{V}_x)^{-1} \mathbf{V}_x^H \mathbf{V}_y. \quad (\text{B.13})$$

En tenant compte des expressions des équations (B.12) et (B.11), on a :

$$\bar{\mathbf{A}} \mathbf{T} \Psi = \bar{\mathbf{A}} \Phi \mathbf{T} \Rightarrow \bar{\mathbf{A}} \mathbf{T} \Psi \cdot \mathbf{T}^{-1} = \bar{\mathbf{A}} \Phi \quad (\text{B.14})$$

Ce qui donne avec la condition que la matrice $\bar{\mathbf{A}}$ est à rang plein :

$$\Phi = \mathbf{T} \Psi \mathbf{T}^{-1}. \quad (\text{B.15})$$

Par conséquent, les valeurs propres de la matrice Ψ doivent être égales aux éléments de la diagonale de la matrice Φ et les colonnes de \mathbf{T} sont les vecteurs propres de Ψ .

En conclusion, la relation de l'équation (B.15) définit la méthode ESPRIT. La décomposition en éléments propres de la matrice Γ_{zz} permet grâce à la relation (B.13) d'obtenir l'opérateur Ψ dont les valeurs propres sont les éléments de la diagonaux de Φ , d'où nous pouvons extraire le vecteur des fréquences estimées $\hat{\mathbf{f}}$.

Pratiquement, seule une estimation de la matrice Γ_{zz} et de ses vecteurs propres sont disponible et l'estimation des amplitudes des coefficients du vecteur $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_P]$, s'obtiennent par un critère de minimisation au sens des moindres carrés tel que :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{x} - \mathbf{B} \boldsymbol{\beta}\|_2^2, \quad (\text{B.16})$$

avec \mathbf{B} la matrice de Vandermonde définie par :

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ e^{-j2\pi \hat{f}_P (M-1)} & \dots & e^{-j2\pi \hat{f}_1 (M-1)} & e^{j2\pi \hat{f}_1 (M-1)} & \dots & e^{j2\pi \hat{f}_P (M-1)}, \end{bmatrix} \quad (\text{B.17})$$

et

$$\beta_i = \frac{\alpha_i}{2}, \quad i = 1, \dots, P \quad (\text{B.18})$$

Ainsi, d'après l'équation (B.18) et le critère de minimisation de l'équation (B.19),

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{B}^* \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^* \mathbf{x} \quad (\text{B.19})$$

on détermine le vecteur des coefficients $\boldsymbol{\alpha}$.

B.3 Algorithme RELAX

Tel que décrit dans [71] et [72], l'algorithme RELAX est un algorithme à haute résolution qui permet l'estimation spectrale d'une observation $y(k)$ de durée finie, en présence d'un bruit additif blanc Gaussien $e(k)$, tel que :

$$y(k) = \sum_{i=1}^p \alpha_i \exp(j\omega_i k) + e(k), \quad (\text{B.20})$$

où α_k et ω_k représentent respectivement, l'amplitude et la fréquence d'une sinusoïde k et $k = 0, \dots, M - 1$.

Les sinusoïdes de l'expression de l'équation (B.20) sont corrélées, ce qui ne permet pas une estimation précise grâce à une FFT. L'algorithme RELAX est un algorithme à haute résolution qui permet la séparation de signaux.

Pour décrire l'algorithme RELAX dans un contexte d'estimation de paramètres de sinusoïdes du chapitre 3, nous considérons le signal complexe $y(k)$ avec un bruit Gaussien blanc additif $e(k)$. Pour la détermination des couples de paramètres $\{\alpha_i, \omega_i\}$, on soustrait au fur et à mesure de $y(k)$, le signal correspondant à chaque couple afin d'estimer les paramètres d'autres sinusoïdes avec plus de précision, jusqu'à ce que nous atteignons la convergence.

Pour élucider le principe de l'algorithme RELAX, nous considérons les vecteurs :

$$\mathbf{y} = [y(0), y(1), \dots, y(M - 1)]^T \quad (\text{B.21})$$

et

$$\Phi_i = [1, e^{j\omega_i}, \dots, e^{j\omega_i(M-1)}]^T \quad (\text{B.22})$$

Pour $(i = 1, \dots, P)$, les couples $\{\alpha_i, \omega_i\}$ sont obtenus en minimisant au sens des moindres carrés non linéaires, la fonction coût suivante :

$$C_1(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \left\| \mathbf{y} - \sum_{i=1}^p \alpha_i \exp(j\omega_i k) \right\|^2, \quad (\text{B.23})$$

où $\|\cdot\|$ désigne la norme euclidienne.

Pour la minimisation de l'expression de l'équation (B.23), nous considérons ce

qui suit : Soit

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{y} - \sum_{l=1, l \neq i}^P \hat{\alpha}_l \hat{\Phi}_l, \quad (\text{B.24})$$

où, $\{\hat{\alpha}_l, \hat{\omega}_l\}$ sont données, pour $(l = 1, \dots, P)$ et $(l \neq i)$.

Ainsi, la minimisation de l'équation (B.23) est équivalente à la minimisation d'une fonction coût C_2 qui s'exprime par :

$$C_2(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|\mathbf{y}_i - \alpha_i \Phi_i\|^2, \quad (\text{B.25})$$

où,

$$(\Phi_i^H \Phi_i) = M, \quad (\text{B.26})$$

avec H qui représente l'opérateur transposé conjugué.

En utilisant l'expression de l'équation (B.26), la minimisation de la fonction coût C_2 par rapport à α_i donne $\mathbf{y}_i = \alpha_i \Phi_i$.

Ce qui revient à estimer les coefficients α_i par :

$$\hat{\alpha}_i = (\Phi_i^H \Phi_i)^{-1} \Phi_i^H \mathbf{y}_i = \frac{\Phi_i^H \mathbf{y}_i}{M}, \quad (\text{B.27})$$

d'où

$$\hat{\alpha}_i = \frac{\Phi_i^H \mathbf{y}_i}{M} \Big|_{f_i = \hat{f}_i} \quad (\text{B.28})$$

Par conséquent, $\hat{\alpha}_i$ est la transformée de Fourier de la séquence de données \mathbf{y}_i . L'obtention préalable de ω_i permet d'estimer efficacement α_i en utilisant une FFT de la séquence \mathbf{y}_i avec un zéro padding.

En remplaçant $\hat{\alpha}_i$ de l'équation (B.27) dans l'équation (B.25) on obtient une fonction coût C_3 , tel que :

$$C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|\mathbf{y}_i - \Phi_i (\Phi_i^H \Phi_i)^{-1} \Phi_i^H \mathbf{y}_i\|^2. \quad (\text{B.29})$$

On considérant un projecteur \mathbf{P}_Φ , l'expression de l'équation (B.29) devient :

$$C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|\mathbf{y}_i - \mathbf{P}_\Phi \mathbf{y}_i\|^2. \quad (\text{B.30})$$

L'expression de l'équation est réécrite comme suit :

$$C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|\mathbf{P}_\Phi^\perp \mathbf{y}_i\|^2. \quad (\text{B.31})$$

Les projecteurs \mathbf{P}_Φ et son orthogonal \mathbf{P}_Φ^\perp sont donnés respectivement par les expressions des équations (B.32) et (B.33), tel que :

$$\mathbf{P}_\Phi = \Phi_i(\Phi_i^H \Phi_i)^{-1} \Phi_i^H. \quad (\text{B.32})$$

$$\mathbf{P}_\Phi^\perp = \mathbb{I} - \mathbf{P}_\Phi, \quad (\text{B.33})$$

où \mathbb{I} représente la matrice identité.

En utilisant les expressions des équations (B.30), (B.31) et (B.32), l'équation (B.29) devient :

$$C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|(\mathbb{I} - \mathbf{P}_\Phi) \mathbf{y}_i\|^2. \quad (\text{B.34})$$

Le développement de l'expression de l'équation (B.34)

$$\begin{aligned} C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) &= \|(\mathbb{I} - \Phi_i(\Phi_i^H \Phi_i)^{-1} \Phi_i^H) \mathbf{y}_i\|^2 \\ &= \left\| \mathbf{y}_i - \frac{\Phi_i \Phi_i^H \mathbf{y}_i}{M} \right\|^2, \end{aligned} \quad (\text{B.35})$$

ce qui donne pour la fonction coût C_3 l'expression suivante :

$$C_3(\{\alpha_i, \omega_i\}_{i=1}^P) = \|\mathbf{y}_i\|^2 - (\Phi_i^H \mathbf{y}_i)^H (\Phi_i^H \mathbf{y}_i) / M. \quad (\text{B.36})$$

La minimisation de l'expression de l'équation (B.36) revient à maximiser le second terme de cette équation, ce qui donne une fonction coût C_4 , tel que :

$$C_4(\omega_i) = (\Phi_i^H \mathbf{y}_i)^H (\Phi_i^H \mathbf{y}_i) / M, \quad (\text{B.37})$$

ainsi, on a :

$$\hat{\omega}_i = \arg \max_{\omega_i} \{ |\Phi_i^H \mathbf{y}_i|^2 / M \}, \quad (\text{B.38})$$

ce qui revient à déterminer les estimées $\hat{\omega}_i$ à partir des abscisses des pics du périodogramme $\frac{|\Phi_i^H \mathbf{y}_i|^2}{M}$.

En conclusion, à partir des expressions des équations (B.24), (B.27) et (B.38), on détermine itérativement les couples d'amplitude et de fréquence $\{\hat{\alpha}_i, \hat{\omega}_i\}$ ainsi que les vecteurs \mathbf{y}_i correspondant, jusqu'à atteindre la convergence.

Annexe C

Spécifications du Radar IPIX

McMaster IPIX Radar Specifications

Key Features

- X-band - 3cm wavelength
- Fully Coherent
 - Doppler measurements
 - clutter suppression
- Dual Linear Polarization
 - pulse-to-pulse transmit switching
 - simultaneous dual polarization on receive
 - full polarization matrix with two pulses
- Pulse Compression
 - 5 meter resolution
 - increased average power
- Arbitrary Transmit Waveforms
 - 25 MHz bandwidth
- Multi-Frequency Operation
 - dual simultaneous transmit frequencies
 - frequency agility
 - resolve scales down to 30 cm
 - above features result in an increased range resolution and an increased number of independent samples for better reflectivity and Doppler spectrum estimates
- Computer control
 - extremely flexible configuration
- Digital Data Acquisition
 - raw data archived
- External/Internal Calibration
- In-Field Real-Time Analysis and Display Capability
- Transportable
 - 40 foot equipment trailer
 - separate antenna pedestal/trailer

Transmitter Specifications

Type	Travelling Wave Tube Amplifier
Frequency	9.39 GHz (fixed) 8.9 to 9.4 GHz (agile)
Peak power	8 KW

Pulse Length	20 ns to 5000 ns (real) 5000 ns (expanded) 32 ns (compressed)
PRF	0 to 20 KHz
Polarization	Linear, H or V Pulse-to-pulse switchable

Receiver Specifications

Number	2
Outputs	Linear, I and Q
Signal	H or V Fixed or agile
BW	5.5 MHz (Gaussian) 50 MHz (chirp) 100 MHz
Noise figure	1.2 dB
Minimum range	150 m typ.
Sensitivity	10 dBZ at 150 Km -35 dBZ at 10 km vert cloud profile

Antenna Specifications

Type	Linear dual-polarized Parabolic reflector Center fed
Size	2.4 m
Beamwidth	1.1 degrees
Gain	45.7 dB
Isolation	30 dB (X-pol)
Rotation	Elev. over azm. 0 to 10 RPM (azm.)

Data Acquisition System

Sample rate	0 to 50 MHz
Outputs	Linear, I and Q
Quantization	8 or 10 bits - up to 16 bit effective with H/W decimation
Sample gating	Range, azimuth, elevation
Capacity	64 Msamples

Bibliographie

- [1] R. R. Schaller, "Moore's law : past and future", *IEEE Spectrum*, vol. 34, no. 6, pp. 52-59, june 1997.
- [2] L. K. PATTON, "On the satisfaction of modulus and ambiguity function constraints in radar waveform optimization for detection", *Wright State University*, June 2009.
- [3] B. Moran, S. Suvorova, and S. Howard, "Sensor Management for Radar : A Tutorial, ser", *NATO Security through Science Series. Springer Netherlands*, no. 2, pp. 269-291, 2006.
- [4] N. Levanon, E. Mozeson, "radar signals", *Jon Wiley and Sons*, 2004.
- [5] P. M. Woodward, "Probability and Information Theory, with Application to Radar", *Mc Graw-Hill Book Co*, 1995.
- [6] S. S. Soliman ; R. A. Scholtz, "Spread Ambiguity Functions", *IEEE Transaction on information théorie*, vol. 34, no. 2, pp. 343-347, Mars 1988.
- [7] M. I. Skolnik, "Radar Handbook, Second edition", *Mc Graw-Hill Book Co*, 1991.
- [8] M. Baldanzi, P. Tortoli and C. Atzeni, "Programmable wideband Signal Generation and Matched Filtering Through a Full digital Approach", *In IEEE*, pp. 42-46, 1996.
- [9] Joseph W. Lanniello, Frank D. Strolli, "An Advanced Pulse Compression Processor", *Proceeding National Aerospace and Electronics Conference, NAECOM In IEEE*, vol. 1, pp. 71-76, 1990.
- [10] M.E.M. Abdelaziz, A. Abbadi, B. Magaz et M. Hamadouche, "FPGA matched filter implementation based on pulse compression", *International Radar Symposium, IRS 2007.*, September 2007.
- [11] G. V. Trunk and S. F. George, "Detection of targets in Non-Gaussian sea clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, no. 5, pp. 620-628, September 1970.

- [12] G. V. Trunk, "Further results on the detection of targets In Non-Gaussian sea clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-7, no. 3, pp. 553-556, May 1970.
- [13] K. D. Ward, "Compound representation of high resolution sea clutter", *Electronics Letters*, vol. 17, no. 16, pp. 561-563, August 1981.
- [14] Matthew Ritchie, "Monostatic Coherent Radar Sea Clutter Doppler Analysis", *University College London and Thales Aerospace UK, London Communications Symposium 2009*.
- [15] encyclopedia britanica.com.
- [16] S. Watts, "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-23, no. 1, pp. 40-45, January 1987.
- [17] W. Stehwien, "Statistic and correlation properties of high resolution X-band sea clutter", *IEEE National Radar Conference*, vol. 136, pp. 46-51, March 1994.
- [18] F. Farina, F. Gini, M. Greco and L. Verrazzani, "High resolution sea clutter data : statistical analysis of recorded live data", *IEEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 144, no. 3, pp 121-130, June 1997.
- [19] M. Greco, P. Stinco and F. Gini, "Impact of sea clutter nonstationarity on disturbance covariance matrix estimation and CFAR detector performance", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 46, no. 3, pp. 1502-1512, July 2010.
- [20] E. Conte, and M. Longo, "Characterization of radar clutter as a spherically invariant random process", *IEE Proceedings- Communications, Radar and Signal Process*, vol. 134, no. 2, pp. 191-197, April 1987.
- [21] S. Haykin and D. J. Thomson, "Signal detection in a nonstationary environment reformulated as an adaptive pattern classification problem", *Proceesing of the IEEE*, vol. 86,no. 11, pp. 2325-2344, November 1998.
- [22] F. Gini, and M. Greco, "Texture modeling and validation using recorded high resolution sea clutter data", *in Proceeding IEEE Radar Conference, Atlanta, Georgia*, pp. 387-392, May 2001.
- [23] F. Gini and M. Greco, "Texture modeling, estimation and validation using measured sea clutter data", *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 149, no. 3, pp. 115-124, June 2002.

- [24] L. E. Keiner and Y. Xiao-Hai, "Empirical Orthogonal Function Analysis of Sea Surface Temperature Patterns in Delaware Bay", *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, vol. 35, no. 5, pp. , 1299-1306, September 1997.
- [25] J. Terradas , R. Oliver, and J. L. Ballester, "Application of statistical techniques of the analysis of solar coronal oscillations", *The Astrophysical Journal*, vol. 614, no. 1, pp. 435-447, October 2004.
- [26] M. Ghil, M. R. Allen, M. D. Dettinger, K. Ide, D. Kondrashov, M. E Mann, A. W. Robertson, A. Saunders, Y. Tian, F. Varadi and P. Yiou, "Advanced spectral methods for climatic time series", *Reviews of Geophysics*, vol. 40, no. 1, pp. 1-41, 2002.
- [27] C. Bouvier, L. Martinet, G. Favier and M. Artaud, "Simulation of radar sea clutter using autoregressive modelling and K-distribution", *in Proceeding of IEEE Radar Conference, Alexandria, VA USA*, pp. 425-430 , May 1995.
- [28] J. J. Fuchs, "On the use of sparse representation in the identification of line spectra", *in Proceeding of the 17th World Congress of The International Federation of Automatic Control (IFAC), Seoul, Korea*, pp. 10225-10229, July 2008.
- [29] F. T. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco and T.H.L. Williams, "Textural information in SAR images", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-24 ,no. 2, pp. 235-245, March 1986.
- [30] F. L. Posner "Texture and Speckle in High Resolution Synthetic Aperture Radar Clutter", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 31, no. 1, pp. 192-203, January 1993.
- [31] S. M. Kay, "Modern Spectral Estimation : Theory and Application", *Prentice-Hall*, 1988.
- [32] K. D. Ward, C. J. Baker, and S. Watts, "Maritime surveillance radar Part I : Radar scattering from the ocean surface", *IEE Proceedings F- Radar and Signal Processing*, vol. 137, no. 2, pp. 51-62, April 1990.
- [33] F. Gini, G. B. Giannakis, M. Greco, and G. T. Zhou, "Time-Averaged subspace methods for radar clutter texture retrieval", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, no. 9, pp. 1886-1898, September 2001.
- [34] J. L. Noga, "Bayesian State-Space Modeling of Spatio Temporal Non Gaussian Radar Return", *PhD Thesis, Cambridge University*, 1998.
- [35] M. Greco, F. Bordonni, and F. Gini, "X-Band Sea-clutter Nonstationarity : Influences of Long Waves", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 29, no. 2, pp. 269-283, April 2004.

- [36] M. EM. Abdelaziz, T. Chonavel, A. Aissa-El-Bey, A. Belouchrani and M. Hamadouche, "Sea clutter texture estimation : Exploiting decorrelation and cyclostationarity", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 49, no. 2, pp. 726-743, April 2013.
- [37] P. Stoica and Y. Selen, "Model order selection : a review of information criterion rules", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 21, no. 4, pp. 36-47, July 2004.
- [38] P. A. Naik, P. Shi, and C. L. Tsai, "Extending the Akaike information criterion to mixture regression models", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 102, no. 477, pp. 244-254, March 2007.
- [39] S. A. Venegas, "Statistical Methods for Signal Detection in Climate", *DCESS Report # 2*, Danish Center for Earth System Science, January 2001.
- [40] G. Blanchet, and M. Charbit, "Digital Signal and Image Processing using Matla", *Publisher ISTE Ltd*, 2006.
- [41] F. S. Schlindwein and D. H. Evans, "Selection of the order of Autoregressive models for spectral analysis of Doppler ultrasound signal", *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 16, no. 1, pp. 81-91, 1990.
- [42] J. Sprintall, G. Meyers, "An optimal XBT sampling network for the eastern pacific ocean", *Journal of Geophysical Research*, vol. 96, no. C6, pp. 10539-10552, June 1991.
- [43] S. P. Sira, D. Cochran, A. Papandreou-Suppappola, D. Morell, W. Moran, S. D. Howard and R. Calderbank, "Adaptive waveform design for improved detection of Low-RCS targets in heavy sea clutter", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 56-66, June 2007.
- [44] Y. Li, S. P. Sira, A. Papandreou-Suppappola, D. Cochran and L. L. Scharf, "Maximizing detection performance with waveform design for sensing in heavy sea clutter", *IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing*, pp. 249-253, August 2007.
- [45] J.-J. Fuchs, "On the application of the global matched filter DOA estimation with uniform circular array", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, no. 4, pp. 702-709, April 2001.
- [46] H. Tayler, S. Banks, and F. Mc Kay, "New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences", *Deconvolution with the L1 norm*, Geophysics, vol. 44, pp. 39-52, 1979.

- [47] M. I. Skolnik, "Introduction to Radar System, 3rd ed", *New York : Mc Graw-Hill*, 2001.
- [48] S. M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing : Detection Theory", *Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall*, vol. 2, 1993.
- [49] John D. Wolf, G. M. Lee and C. E. Suyo "Radar waveform synthesis by mean-square optimization techniques", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-5, no. 4, pp. 611-619, July 1969.
- [50] M. EM. Abdelaziz, A. Belouchrani, M. Hamadouche, and A. Bellabes, "Conception de forme d'onde radar dans un contexte de clutter de mer", *Séminaire sur les systèmes de Détection : Architectures et Technologies DAT'2014*, Alger, Fév 2014.
- [51] Phillip E. Pace, "Detecting and Classifying Low Probability of Intercept Radar, Second edition", *Artech House*, 2009.
- [52] C. Gibson, S. Haykin, "Radar Performance Studies of adaptive Lattis Fouillis Suppression filters", *COMSIG'92, IEEE Proceeding*, vol. 130, 1992.
- [53] Helstrom, C. W., "Element of Signal Detection and Estimation", *Englewood Cliffs, NJ :Prentice-Hall*, 1995.
- [54] J.B. Billingsley, A. Farina, F. Gini, M. V. Greco and P. Lombardo, "Impact of Experimental Measured Doppler Spectrum of Ground Clutter cancellation on MTI and STAP", *International Radar conference*, pp. 290-294, 1997.
- [55] Farina, A., Gini, F., M. V. Greco, and Lee, P., "Imrovement Factor for Sea-clutter Doppler frequency Spectra", *IEE Proceeding*, pp. 341-344, 1996.
- [56] Watts, S., Barker, C. J., and Ward, K. D., "Maritime surveillance radar Part 2 : Detection performance prediction in sea clutter", *IEE Proceeding*, pp. 63-72, 1990.
- [57] Lambardo, P., M. Greco, F. Gini, A. Farina and JB. Billingsley, "Impact of clutter spectra on radar performance prediction", *IEEE Transactions on Signal Aerospace and Electronic Systems*, vol. 37, no. 3, pp. 1022-1068, July 2001.
- [58] Fishbein, W., Graveline, S. W., and Rittenbach, O. E., "Clutter attenuation analysis", *TR ECOM-2808, Fort Monmouth, NJ, US Army Electronic Command, 1967. Reprinted in D. C. Schleher (Ed.), MTI Radar, Boston, MA : Artech House, 1978.*
- [59] Eaves, J., Ready, E., "Principle of Modern Radar", *Van Nostrand Reinholds Company*, 1987.
- [60] Rihaczec, A., "Principles of High Resolution Radar", *MC Graw-Hill*, 1996.

- [61] Barton, D., K., "Radar Resolution and Multipath Effect in Radar", vol 4, *Artech House, Norwood, MA*, 1975.
- [62] Song, J., He, Y., Tang, X., "Adaptive Radar Clutter Suppression Based on Real Data", *CIE'06, International Conference on Radar*, pp. 1-4, 2006.
- [63] Curtis Schleher, D., "MTI Pulsed Doppler Radar", *Artech House*, 1990.
- [64] M. I. Skolnik, "Radar Handbook, Third edition", *Mc Graw-Hill Book Co*, 2008.
- [65] Airborne Radar Branch Radar Division, "Performance of Cascaded MTI and Coherent Integration Filters in a Clutter Environment", *Naval Research Laboratory, Washington DC*, March 1973.
- [66] M. Xing, Z. BAO, Y. Qiang, "Transient interference excision in OTHR", *acta electronic sinica journal*, vol. 30, pp. 824-826, 2002.
- [67] Poon, Y. M. W., R. H. Khan and S. Le-Ngoc, "A singular value decomposition (SVD) based method for suppressing ocean clutter in high frequency radar", *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 41, pp. 1421-4125, 1993.
- [68] J. Chen, K. Lu and X. Liu, "A improved ocean clutter cancellation algorithm with short dwells in sky-wave radar", *Journal of Shanghai Jiaotong university*, vol. 38, pp. 95-99, 2004.
- [69] Bassford, R. S., Goodshild, W., and De La Marche, A., "Test and Evaluation of the Moving Target Detector (MTD) Radar", *U. S. Department of Transportation. Federal Aviation Administration. System Research and Development Service*, 1977.
- [70] Karp, D. and Anderson, J. R., "Moving Target Detector (Mod II) Summary Report", *Lincoln Laboratory, Massachusetts Institute of Technology*, 1981.
- [71] J. Li, P. Stoica and D. Zheng, "Angle and waveform estimation in the presence of colored noise via RELAX," *Record 29th Asilomar Conf. on Signals, systems and Computers*, pp.433-437, 1995.
- [72] Z. Liu and J. Li, "Implementation of the RELAX algorithm", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, pp.657-664, April 1998.

