



HAL
open science

Localisation à haute résolution de cibles lentes et de petite taille à l'aide de radars de sol hautement ambigus

Linda Hadded Aouchiche

► **To cite this version:**

Linda Hadded Aouchiche. Localisation à haute résolution de cibles lentes et de petite taille à l'aide de radars de sol hautement ambigus. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Rennes, 2018. Français. NNT : 2018REN1S008 . tel-01787110

HAL Id: tel-01787110

<https://theses.hal.science/tel-01787110>

Submitted on 7 May 2018

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

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

THÈSE / UNIVERSITÉ DE RENNES 1
sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

pour le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1

Mention : Signal, Image, Vision

Ecole doctorale MATHSTIC

présentée par

Linda HADDED AOUCHICHE

préparée à l'unité de recherche n°6164 IETR-UMR CNRS
Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes
Université de Rennes 1

Localisation

à haute résolution

de cibles lentes

et de petite taille

à l'aide

de radars de sol

hautement ambigus

Thèse soutenue à Rennes
le 14/03/2018

devant le jury composé de :

Michèle LALANDE

Professeur à l'université de Limoges / rapporteur

François LE CHEVALIER

Professeur émérite à l'université technologique de Delft /
rapporteur

Eric POTTIER

Professeur à l'université de Rennes 1 / examinateur

Laurent FERRO-FAMIL

Professeur à l'université de Rennes 1 / directeur de thèse

Remerciements

J'adresse un grand merci à mon directeur de thèse, M. Laurent Ferro-Famil, pour ses précieux conseils et son soutien tout au long de la thèse. Sa sympathie, sa patience, ses qualités humaines et de chercheur ont été des éléments déterminants dans la réalisation de ce travail. Mes remerciements vont également à mes co-directeurs de thèse, Claude Adnet et Guy Desodt, pour leur aide scientifique qui m'a été très utile.

Merci aux membres du jury de m'avoir fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention mes travaux et pour les échanges intéressants que nous avons eu lors de la soutenance.

Merci à mes amis ainsi qu'à mes collègues de l'IETR et de THALES AIR SYSTEMS pour les bons moments partagés ensemble et leurs encouragements. En particulier, mon collègue et ami Rami Kassab qui m'a été de nombreuses fois d'une très grande aide

Et surtout, je suis profondément reconnaissante envers les membres de ma merveilleuse famille pour leur immense soutien et surtout leur amour inconditionnel.

Résumé

Cette thèse a pour objectif d'améliorer la détection de cibles lentes et de faible réflectivité dans le cas de radars de sol Doppler pulsés à fréquence de récurrence intermédiaire. Ces radars, hautement ambigus en distance et en vitesse, émettent de façon consécutive des trains d'impulsions de périodes de récurrence différentes, afin de lever les ambiguïtés. L'émission successive de trains d'impulsions de courtes durées conduit à une faible capacité de séparation sur l'axe Doppler. Par conséquent, les objets lents de faible réflectivité, comme les drones, sont difficiles à distinguer du fouillis de sol. A l'issue du traitement Doppler conventionnel qui vise à éliminer les échos de fouillis, les performances de détection de ces cibles sont fortement atténuées. Pour palier à ce problème, nous avons développé une nouvelle chaîne de traitement 2D distance/Doppler pour les radars à fréquence de récurrence intermédiaire. Celle-ci s'appuie, en premier lieu, sur un algorithme itératif permettant d'exploiter la diversité temporelle entre les trains d'impulsions émis, afin de lever les ambiguïtés en distance et en vitesse et de détecter les cibles rapides exo-fouillis. La détection des cibles lentes endo-fouillis est ensuite réalisée à l'aide d'un détecteur adaptatif. Une nouvelle approche, permettant d'associer les signaux issus de rafales de caractéristiques différentes pour l'estimation de la matrice de covariance, est utilisée en vue d'optimiser les performances de détection. Les différents tests effectués sur données simulées et réelles pour évaluer les traitements développés et la nouvelle chaîne de traitement, ont montré l'intérêt de ces derniers.

Mots clés : Radars Doppler pulsés, ambiguïtés, fouillis, détection, matrice de covariance.

Abstract

The aim of this thesis is to enhance the detection of slow-moving targets with low reflectivity in case of ground-based pulse Doppler radars operating in intermediate pulse repetition frequency. These radars are highly ambiguous in both range and Doppler domains. To resolve ambiguities, they transmit successively short pulse trains with different pulse repetition intervals. The transmission of short pulse trains leads to a poor Doppler resolution. As a consequence, slow-moving targets with low reflectivity, such as unmanned aerial vehicles, are buried into clutter returns. One of the main drawbacks of the classical Doppler processing of intermediate pulse repetition frequency pulse Doppler radars is the low detection performance of small and slowly-moving targets after ground clutter rejection. In order to address this problem, a two-dimensional range/Doppler processing chain including new techniques is proposed in this thesis. First, an iterative algorithm allows to exploit transmitted pulse trains temporal diversity to resolve range and Doppler ambiguities and detect fast (exo-clutter) targets. The detection of slow (endo-clutter) targets is then performed by an adaptive detection scheme. It uses a new covariance matrix estimation approach allowing the association of pulse trains with different characteristics in order to enhance detection performance. The different tests performed on simulated and real data to evaluate the proposed techniques and the new processing chain have shown their effectiveness.

Keywords : Pulse Doppler radars, ambiguities, clutter, detection, covariance matrix.

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	viii
Introduction	1
1 Contexte et motivations	5
Introduction	5
1.1 Radar de sol Doppler pulsé	5
1.1.1 Filtre adapté et compression d'impulsion	6
1.1.2 Estimation de la vitesse de cibles	8
1.1.3 Ambiguïtés en distance et en vitesse	11
1.1.4 Levée d'ambiguïté	12
1.1.5 Agilité de fréquence et modèle de signal reçu	13
1.2 Chaîne de traitement classique	15
1.2.1 Traitement du signal	16
1.2.2 Détection	16
1.2.3 Extraction	18
1.3 Objectifs de la thèse	20
1.3.1 Contexte et limitations des traitements actuels	20
1.3.2 Objectifs	23
Conclusion	24
2 Estimation Doppler à haute résolution en présence d'ambiguïtés	25
Introduction	25
2.1 Modèle de signal	26
2.2 Méthodes d'estimation classiques	27
2.2.1 Méthodes à banc de filtres	27
2.2.1.1 Filtre adapté	27
2.2.1.2 Méthode Capon	28
2.2.2 Méthodes à haute résolution	29

2.2.2.1	MUSIC	29
2.2.2.2	Maximum de vraisemblance	29
2.2.3	Adaptation à la levée d'ambiguïté	32
2.2.4	Méthodes itératives	33
2.2.4.1	Iterative Adaptive Approach (IAA)	33
2.2.4.2	Matching Pursuit	37
2.2.4.3	Orthogonal Matching Pursuit	39
2.3	Techniques d'estimation proposées	44
2.3.1	Objectifs et scénarios associés	44
2.3.2	Algorithme itératif pour la levée d'ambiguïté Doppler	46
2.3.3	Algorithme itératif pour l'estimation hors grille	54
2.3.4	Algorithme itératif pour l'estimation de cibles proches	61
2.3.5	Algorithme itératif pour une meilleure séparation des cibles	68
	Conclusion	74
3	Détection de cibles dans du fouillis de sol	77
	Introduction	77
3.1	Détection de cibles en présence de fouillis	77
3.1.1	Modèle du signal reçu en présence de fouillis	77
3.1.2	Détection de cibles noyées dans un fouillis de statistique Gaussienne	79
3.1.3	Détection sur du fouillis de statistique non-Gaussienne	81
3.1.4	Performances de détection sur fouillis de sol	84
3.2	Estimation de la matrice de covariance multi-rafales	88
3.3	Estimation Doppler et détection en présence de fouillis	95
3.3.1	Évaluation de l'approche proposée	99
3.4	Chaîne de traitement 2D	100
3.4.1	Bloc de traitement 2D pour la détection des cibles exo-fouillis	101
3.4.2	Bloc de détection adaptative des cibles lentes	104
3.4.3	Évaluation de la chaîne de traitement proposée	104
	Conclusion	109
	Bibliographie	120

Introduction

La grande portée des radars ainsi que leur capacité à détecter des cibles sous tout type de conditions météorologiques en font des systèmes privilégiés pour des applications stratégiques telles que la surveillance aérienne et côtière ou encore la cartographie. Mais la détection n'est pas la seule fonction des radars, ils permettent aussi d'estimer certains paramètres de la cible tels que sa distance au radar ou encore, dans certains cas, sa vitesse radiale. C'est le cas des radars à impulsions étudiés dans cette thèse.

L'émission-réception de trains d'impulsions périodiques permet aux radars à impulsions, dits aussi Doppler pulsés, d'estimer les vitesses radiales des cibles par effet Doppler. Cet effet se manifeste par une variation de phase de l'écho reçu qui peut être mesurée d'une impulsion à l'autre. La répétition périodique des impulsions entraîne en contrepartie une ambiguïté quant à la mesure de distance et/ou vitesse radiale. La fréquence de répétition des impulsions, ou fréquence de récurrence, agit inversement sur la distance et la vitesse maximale sans ambiguïté, il est de ce fait impossible de s'affranchir des deux phénomènes à la fois dans un cas général. Le choix d'une fréquence de récurrence intermédiaire, considéré dans cette thèse, représente en général un bon compromis.

En pratique, le signal mesuré par un radar contient inévitablement du bruit de mesure. Un certain contraste doit exister entre la réflectivité de la cible et la variance du bruit pour que le radar puisse la distinguer. Une autre interférence peut entraver la détection des cibles, le fouillis de sol, résultant des réflexions du sol. La réponse de ce dernier est généralement perçue par le radar comme un ensemble d'échos fixes de forte puissance. Le traitement Doppler qui vise à séparer les cibles mobiles du fouillis trouve naturellement ses limites avec les cibles lentes de faible réflectivité, dont la réponse peut facilement être masquée par celle du fouillis. Dans cette thèse, notre objectif est donc de proposer des traitements en vue d'améliorer la détection de ces cibles.

Dans le premier chapitre, nous situons le cadre de la thèse en présentant les radars à impulsions, les différentes composantes du signal observé par ces radars ainsi que ses propriétés importantes, telles que la résolution et les ambiguïtés. Nous nous plaçons dans le contexte de radars Doppler pulsés au sol à fréquence de récurrence

intermédiaire, présentant des ambiguïtés sur les deux axes distance et Doppler. Pour résoudre les ambiguïtés, ces radars ont généralement recours à l'émission de plusieurs trains d'impulsions, ou rafales, successifs avec des périodes de récurrence différentes. La diversité temporelle entre les rafales permet de lever les ambiguïtés des réponses de cibles qui sont alors différentes de rafale à rafale. Les traitements classiquement mis en œuvre dans les radars à moyenne fréquence de récurrence, pour détecter les cibles et estimer leur distance et leur vitesse à partir des signaux des différentes rafales, sont détaillés. Nous pointons l'un des principaux défauts de ces traitements qui est la suppression des cibles lentes et de faible réflectivité, suite au traitement Doppler classique. Cela nous amène à exprimer l'objectif de ce travail de thèse qui consiste à proposer une alternative à ce traitement, qui permette une meilleure séparation des réponses de cibles de celle du fouillis.

Nous nous intéressons, dans le deuxième chapitre, aux méthodes d'estimation Doppler ayant une meilleure résolution que le traitement Doppler classique. Nous proposons un nouvel algorithme itératif applicable à l'estimation de signaux ambigus par diversité temporelle. Nous proposons par la suite plusieurs extensions à cet algorithme, dans le but de concevoir un traitement à haute résolution qui permette à la fois de détecter les cibles sur fond blanc Gaussien et de résoudre les ambiguïtés Doppler. Les performances des algorithmes proposés sont évaluées à travers différentes simulations numériques.

Dans le troisième chapitre, nous nous intéressons à la détection en présence de fouillis de sol. Le modèle des signaux observés en présence de fouillis de sol est présenté. Le fouillis est supposé Gaussien puis Gaussien-composé et les détecteurs associés à chaque cas sont passés en revue. Nous citons ensuite les principaux estimateurs de la matrice de covariance, la Sample Covariance Matrix (SCM) qui est l'estimateur du maximum de vraisemblance dans le cas Gaussien et l'estimateur du point fixe, en anglais Fixed Point (FP) connu pour ses bonnes propriétés dans le cas de fouillis Gaussien-composé. Ces estimateurs utilisent des données secondaires récoltées aux cases distances adjacentes à la case sous test. Leurs performances se dégradent quand le nombre de données secondaires est faible. Nous proposons ici une approche permettant d'associer les signaux issus de rafales à diversité temporelle dont nous disposons, afin d'aboutir à une bonne estimation de la matrice de covariance et d'améliorer ainsi les performances de détection. Nous vérifions cela par des tests effectués sur données simulées, puis sur données réelles d'un radar à moyenne fréquence de récurrence de Thales Air Systems.

La suite du chapitre est consacrée à la présentation et à la validation de la nouvelle chaîne de traitement proposée dans cette thèse. Cette chaîne est développée d'abord pour le traitement Doppler de signaux ambigus en vitesse, puis elle est étendue au cas de signaux ambigus en distance et en vitesse. Elle comprend deux étapes : la première, basée sur l'algorithme itératif développé précédemment, a pour

but de lever les ambiguïtés et de détecter les cibles exo-fouillis. La seconde étape utilise le détecteur adaptatif Adaptif Normalised Matched Filter (ANMF) associé à l'estimateur de la matrice de covariance permettant de considérer conjointement les données des différentes rafales, pour assurer une meilleure détection des cibles lentes. Les performances des approches proposées sont étudiées sur des données simulées.

Nous présentons pour finir les conclusions de ce travail de thèse et les perspectives à envisager par la suite.

Chapitre 1

Contexte et motivations

Introduction

Ce chapitre propose tout d'abord un bref résumé du principe de mesure de la distance et de la vitesse radiale d'un objet par un radar au sol Doppler pulsé. Les radars pulsés au sol font habituellement l'objet d'ambiguïtés sur les axes distance ou Doppler entraînant des incertitudes qui peuvent être très importantes, une description de la procédure radar qui est généralement utilisée pour résoudre les ambiguïtés est ensuite donnée. La chaîne de traitement permettant de détecter les cibles et d'estimer leurs paramètres est présentée et certains de ses défauts classiques, dont l'amélioration constitue l'objectif de cette thèse, sont énumérés.

1.1 Radar de sol Doppler pulsé

Les radars au sol Doppler pulsés émettent des ondes impulsionnelles depuis une position fixe et recueillent les échos renvoyés par les objets présents dans la scène illuminée. Le signal de base émis par ces radars s'écrit sous la forme [14]

$$s_e(\tau) = u_p(\tau) \exp(j2\pi f_c \tau) \quad (1.1)$$

avec u_p l'enveloppe complexe de l'impulsion en bande de base et f_c la fréquence porteuse de l'onde modulée émise.

Une cible située à une distance d_0 du radar réfléchit une copie atténuée et retardée de ce signal

$$s_r(\tau) = \alpha u_p(\tau - \tau_0) \exp(j2\pi f_c(\tau - \tau_0)) \quad (1.2)$$

où α est un terme prenant en compte l'atténuation de l'onde et la réflectivité de la cible et τ_0 est le retard dû au trajet aller-retour de l'onde.

La distance radar-cible peut être déduite du retard τ_0 en utilisant la relation

$$d_0 = \frac{\tau_0 c}{2} \quad (1.3)$$

avec $c \simeq 3 \times 10^8 m/s$ la vitesse de propagation de l'onde.

En présence de N_t cibles, le signal reçu est formé, sous l'hypothèse d'une diffusion de Born à l'ordre 1 [26], par la somme des signaux rétrodiffusés par les cibles à laquelle s'ajoute inévitablement des nuisances de nature thermique. Après démodulation par $\exp(-j2\pi f_c \tau)$ le signal peut s'exprimer comme :

$$y(\tau) = \sum_{i=1}^{N_t} \alpha_i u_p(\tau - \tau_i) \exp(-j2\pi f_c \tau_i) + n(\tau) \quad (1.4)$$

où $n(\tau)$ représente le bruit thermique du capteur réalisant l'acquisition.

1.1.1 Filtre adapté et compression d'impulsion

Le signal reçu est traité par le récepteur de manière à maximiser le rapport entre la puissance du signal utile et celle du bruit ou rapport signal à bruit, en anglais Signal to Noise Ratio (SNR). L'objectif est de mettre en évidence les cibles présentes dans l'environnement observé en vue de les détecter et d'estimer leurs paramètres, e.g. leur réflectivité, distance et vitesse radiale. Le traitement qui permet de maximiser le SNR porte le nom de filtre adapté et consiste à corrélérer le signal reçu par une réplique du signal émis [36].

$$y_{rc}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(\tau') u_p^*(\tau - \tau') d\tau' \quad (1.5)$$

L'expression du signal filtré en présence d'une cible caractérisée par un retard τ_i est donnée par

$$y_{rc}(\tau) = \alpha_i h(\tau - \tau_i) + n_f(\tau) \quad (1.6)$$

où $\alpha_i h(\tau - \tau_i)$, avec $h(\tau)$ la fonction d'autocorrelation de $u_p(\tau)$, représente la partie utile du signal filtré et $n_f(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} n(\tau') u_p^*(\tau' - \tau) d\tau'$ est le terme de bruit filtré. Le SNR ainsi que le signal en sortie du filtre atteignent leur valeur optimale pour un retard $\tau = \tau_i$ [27].

La fonction $h(\tau)$ est connue sous le nom de fonction d'ambiguïté, et la largeur à $-3dB$ de son maximum permet de déterminer la résolution en distance du radar. Cette grandeur représente la capacité du système à distinguer deux cibles proches. Dans le cas d'un radar émettant une impulsion simple (non modulée en phase) comme

$$u_p(t) = \frac{1}{\sqrt{T_p}} \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \quad \text{avec} \quad \text{rect}(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{pour } |\tau| < \frac{1}{2} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.7)$$

la fonction d'ambiguïté est donnée par [39]

$$h(\tau) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|\tau|}{T_p}\right) & |\tau| \leq T_p, \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.8)$$

Elle donne lieu à une résolution distance

$$\delta d = \frac{cT_p}{2} \quad (1.9)$$

On constate que pour obtenir une meilleure résolution en distance, on doit diminuer la durée de l'impulsion et, par conséquent, l'énergie du signal émis $E_e = P_t T_p$ où P_t représente la puissance émise supposée constante. Ceci n'est pas souhaitable car si l'on se réfère à l'équation radar, la diminution de l'énergie émise entraîne, pour une puissance émise constante, une diminution du SNR à la réception [42]

$$SNR = \frac{E_e G_e G_r RCS \lambda^2}{(4\pi)^3 K T F L d^4} \quad (1.10)$$

où G_e et G_r sont respectivement le gain d'antenne à l'émission et à la réception, RCS est la surface équivalente radar en anglais Radar Cross Section et L représente les pertes totales du système.

En pratique, la forme d'onde la plus fréquemment utilisée dans les radars pulsés et considérée dans cette thèse, est l'impulsion linéairement modulée en fréquence, ou "chirp"

$$u_p(\tau) = \frac{1}{\sqrt{T_p}} \text{rect}\left(\frac{\tau}{T_p}\right) \exp\left(j\pi \frac{B}{T_p} t^2\right) \quad (1.11)$$

La fonction d'ambiguïté associée à cette forme d'onde est donnée par

$$h(\tau) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|\tau|}{T_p}\right) \text{sinc}\left(B\tau\left(1 - \frac{|\tau|}{T_p}\right)\right) & |\tau| \leq T_p, \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.12)$$

avec $\text{sinc}(\tau) = \frac{\sin \pi \tau}{\pi \tau}$.

Lorsque le produit BT_p est grand ($BT_p > 200$), l'expression de $h(\tau)$ devient [27]

$$h(\tau) \simeq \text{sinc}(B\tau) \quad (1.13)$$

Ce qui correspond à une résolution en distance

$$\delta d = \frac{c}{2B} \quad (1.14)$$

En observant la figure 1.1, on constate que la modulation de fréquence permet, à partir d'une impulsion longue, de se ramener à une fonction d'ambiguïté dont la largeur du lobe principal est relativement étroite.

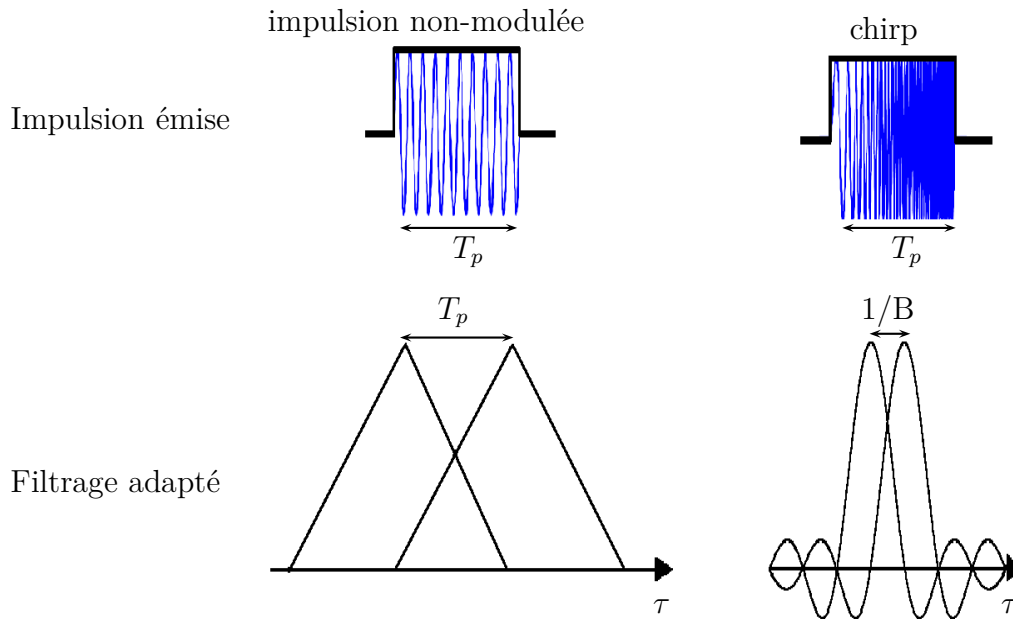


FIGURE 1.1 – Principe de la compression d'impulsion

1.1.2 Estimation de la vitesse de cibles

Lorsqu'une cible est mobile, la distance au radar-cible évolue au cours du temps, le signal reçu à l'instant τ est alors une réplique atténuée du signal émis affectée par un retard instantané $\tau'(\tau)$

$$y(\tau) = \alpha u_p(\tau - \tau'(\tau)) \exp(-j2\pi f_c \tau'(\tau)) + n(\tau) \quad (1.15)$$

Pour une cible se déplaçant avec une vitesse radiale v constante vers le radar et dans le cadre d'hypothèses classiques en radar ($\frac{v}{c} \ll 1$ et $T_p v \ll \delta d$), la compression/dilatation du signal mesuré, habituellement causée par l'effet Doppler, peut être négligée et l'expression du signal reçu se ramène à [14]

$$y(\tau) = \alpha u_p(\tau - \tau_0) \exp(j\phi(\tau)) + n(\tau) \quad (1.16)$$

avec

$$\phi(\tau) = \frac{4\pi}{\lambda_c} (d_0 - v\tau) = \phi_0 - \frac{4\pi}{\lambda_c} v\tau \quad (1.17)$$

L'évolution de la distance radar-cible n'a alors pour seul effet qu'une variation de phase qui crée un décalage en fréquence

$$f_{d_0} = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial \phi(\tau)}{\partial \tau} = -\frac{2v}{\lambda_c} \quad (1.18)$$

où $\lambda_c = \frac{c}{f_c}$ désigne la longueur d'onde et f_{d_0} la fréquence Doppler de la cible.

Le signal reçu s'exprime en fonction des paramètres τ_0 et f_{d_0} de la cible de la manière suivante

$$y(\tau) = \alpha \exp(-j\phi_0) u_p(\tau - \tau_0) \exp(j2\pi f_{d_0}\tau) + n(\tau) \quad (1.19)$$

La variation de phase due à l'effet Doppler au cours d'une seule impulsion étant généralement faible ($f_d T_p \ll 1$), on peut écrire le signal focalisé en distance comme :

$$y_{rc}(\tau) = \alpha \exp(-j\phi_0) h(\tau - \tau_0) + n_f(\tau) \quad (1.20)$$

Afin de mieux conditionner le problème de l'estimation de la vitesse radiale d'une cible par l'étude du signal reçu, les radars Doppler pulsés émettent une série d'impulsions avec une période de récurrence, en anglais Pulse Repetition Interval (PRI), $T \geq T_p$. Le signal émis s'écrit comme

$$s_e(\tau) = \sum_{m=1}^M u_p(\tau - mT) \exp(j2\pi f_c \tau) \quad (1.21)$$

et le signal reçu et focalisé est donné par

$$y_{rc}(\tau) = \alpha \exp(-j\phi_0) \sum_{m=1}^M h(\tau - mT - \tau_0) \exp(j2\pi f_{d_0} mT) \quad (1.22)$$

où le terme $f_{d_0} mT$ varie de façon significative sur le temps long associé aux M impulsions. Le signal focalisé en distance peut alors être représenté sous la forme d'une carte 2-D comme

$$y_{rc}(\tau, m) = \alpha \exp(-j\phi_0) h(\tau - \tau_0) \exp(j2\pi f_{d_0} mT) + n_f(\tau) \quad \text{avec } 0 < \tau < T \quad (1.23)$$

On note que dans le cas où l'hypothèse simplificatrice $f_d T_p \ll 1$ n'est pas bien vérifiée, la focalisation en distance laisse apparaître une fonction d'ambiguïté identiquement modulée pour toutes les valeurs m , c'est à dire n'intervenant pas dans

l'estimation de f_{d_0} selon m .

En considérant l'hypothèse d'une absence ou compensation des migrations en distance, $MT_p v \ll \delta d$, la focalisation de $y_{rc}(\tau, m)$ dans le domaine Doppler s'effectue par filtrage adapté selon m comme

$$\begin{aligned} y_{rdc}(\tau, f_d) &= \sum_{m=1}^M y_{rc}(\tau, m) \exp(-j2\pi f_d m T) \\ &= \alpha \exp(-j\phi_0) h_{rd}(\tau - \tau_0, f_d - f_{d_0}) + n_{rdf}(\tau, f_d) \end{aligned} \quad (1.24)$$

où la fonction d'ambiguïté 2-D distance-Doppler s'écrit

$$h_{rd}(\tau, f_d) = \text{sinc}(B\tau) \frac{\sin(M\pi f_d T)}{M \sin(\pi f_d T)} \quad (1.25)$$

La résolution Doppler est égale à la largeur à $-3dB$ du maximum de cette fonction

$$\delta f_d = \frac{1}{MT} \quad (1.26)$$

Ce qui correspond à une résolution en vitesse radiale donnée par

$$\delta v = \frac{\lambda_c}{2MT} \quad (1.27)$$

Dans un radar Doppler pulsé émettant un train d'impulsions périodiques, le traitement par filtre adapté est donc séparable en distance et en Doppler. Après focalisation en distance, l'analyse Doppler consiste à effectuer une transformée de Fourier discrète, en anglais Discret Fourier transform (DFT), des M échantillons du signal de chaque case distance, et on parle alors d'intégration cohérente.

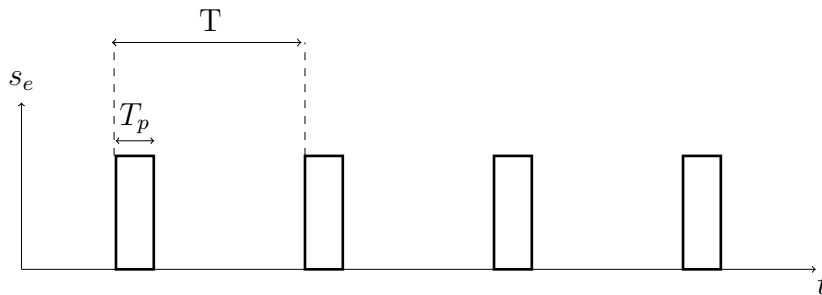


FIGURE 1.2 – Train d'impulsions périodiques

1.1.3 Ambiguïtés en distance et en vitesse

La fréquence de répétition des impulsions, en anglais Pulse Repetition Frequency (PRF), a un impact direct sur la fiabilité de l'estimation de distance et de vitesse. Quand la PRF est élevée, l'écho d'une cible peut arriver après l'émission de la seconde impulsion, comme illustré dans la figure 1.3). La distance radar-cible peut, dans ce cas, aussi bien correspondre au retard τ_1 que τ_2 . On dit alors que la mesure de distance est ambiguë. La distance maximale sans ambiguïté pour un radar à impulsions 'distance ambiguë' est donc donnée par

$$d_{amb} = \frac{c}{2PRF} \quad (1.28)$$

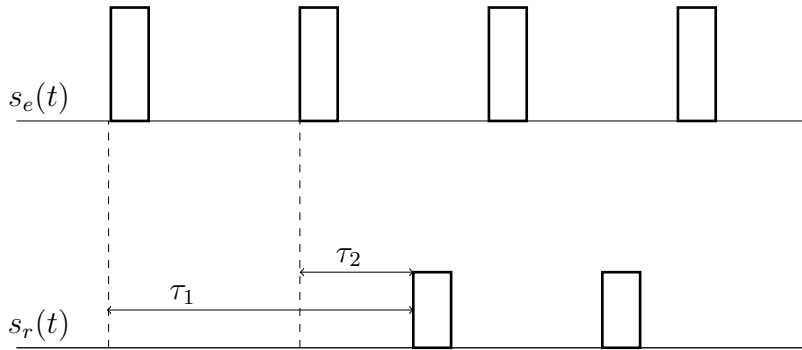


FIGURE 1.3 – Ambiguïté distance

Le traitement adapté sur l'axe Doppler étant une DFT sur les récurrences de chaque case distance, les ambiguïtés sur l'axe Doppler résultent donc du phénomène de repliement spectral qui a lieu lorsque le critère d'échantillonnage de Nyquist n'est pas satisfait. Selon ce critère, la largeur de bande Doppler, qui dans notre cas est centrée autour de $f_d = 0$, doit être inférieure à la PRF . Si une cible ne respecte pas ce critère, sa vitesse radiale ne pourra être mesurée que modulo la vitesse ambiguë donnée par

$$v_{amb} = \frac{\lambda PRF}{2} \quad (1.29)$$

Au vu des équations précédentes, il apparaît que la PRF agit inversement sur la distance et la vitesse ambiguë. On ne peut donc pas s'affranchir de l'un de ces deux phénomènes sans aggraver l'autre. On distingue trois catégories de radars suivant la PRF utilisée :

- Les radars à haute PRF qui ne sont pas ambigus en Doppler mais très ambigus sur l'axe distance.

- Les radars à basse PRF qui ne sont pas ambigus sur l'axe distance mais qui le sont fortement sur l'axe Doppler.
- Les radars à moyenne PRF qui sont ambigus sur les deux axes mais qui représentent, en général, un bon compromis entre ambiguïtés distance et Doppler [67]. C'est cette catégorie qui est considérée dans le cadre de cette thèse.

1.1.4 Levée d'ambiguïté

La levée d'ambiguïté en distance et en Doppler dans un radar à moyenne PRF, s'opère généralement par l'émission consécutive de plusieurs trains d'impulsions, ou "rafales", de PRFs différentes [68, 13, 25]. La diversité de PRF donne lieu à des distances et vitesses ambiguës distinctes pour chaque rafale. Les répliques ambiguës de la cible se situent ainsi à des distances et vitesses radiales qui diffèrent de rafale à rafale. Une procédure simple, connue sous le nom de "coincidence algorithm" [67] consiste à comparer les cartes distance/Doppler des différentes rafales dépliées sur l'ensemble du domaine d'intérêt et permet d'identifier la vraie réponse de la cible, qui est alors la seule à coïncider.

La figure 1.4 illustre le principe de levée d'ambiguïté par le "coincidence algorithm" dans le cas d'un radar émettant deux PRFs différentes. Dans l'exemple considéré, les signaux observés contiennent une cible, les paramètres de simulation donnés comme suit :

Vitesses ambiguës $v_{amb1} = 210m/s$ et $v_{amb2} = 250m/s$.

Domaine d'intérêt : $[-v_{max}, v_{max}] = [-500, 500] m/s$ (Intervalle de vitesses potentielles de cibles).

Vitesse radiale de la cible $v_0 = 300m/s$

Les réponses de la cible associées à la PRF_1 sont présentées dans la figure du haut, elles apparaissent aux vitesses $v_0 \pm k_i v_{amb1} = -330, -120, 90$ et $300m/s$ du domaine d'intérêt, avec k_i les entiers naturels vérifiant $v_0 \pm k_i v_{amb1} \in [-v_{max}, v_{max}]$. Les réponses de la cible correspondant à la PRF_2 , tracées dans la figure du bas, apparaissent quant à elles, aux vitesses $v_0 \pm l_j v_{amb2} = -450, -200, 50$ et $300m/s$, l_j sont les entiers naturels vérifiant $v_0 \pm l_j v_{amb2} \in [-v_{max}, v_{max}]$. On constate que les réponses des deux rafales ne coïncident qu'en une seule position dont les coordonnées sont la distance $d_0 = 40.5Km$ et la vitesse $v_0 = 300m/s$ de la cible.

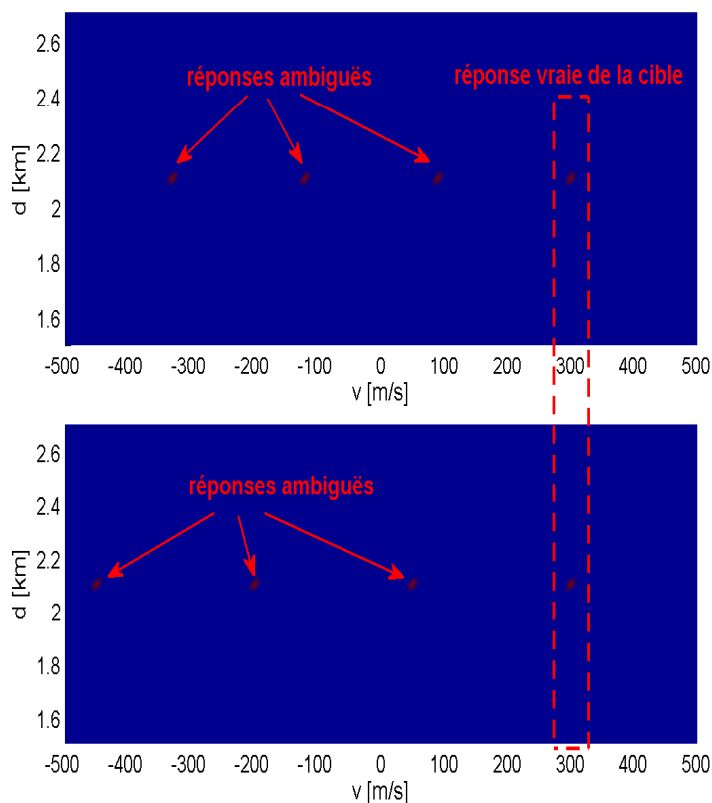


FIGURE 1.4 – Lieux des réponses ambiguës en vitesse dans le cas de 2 valeurs de PRF. vitesse radiale de la cible 300m/s , $v_{amb1} = 210\text{m/s}$, $v_{amb2} = 250\text{m/s}$.

1.1.5 Agilité de fréquence et modèle de signal reçu

Les cibles radar sont, en général, constituées de nombreux réflecteurs. C'est, par exemple, le cas des avions dont les différentes parties : cockpit, ailes, etc, réfléchissent chacune un ensemble de signaux d'amplitude et de phase indépendante. L'écho complexe reçu par le radar ($x = \alpha \exp(j\phi) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \exp(j\phi_i)$) est une somme vectorielle des échos renvoyés par les N réflecteurs constituant la cible [67].

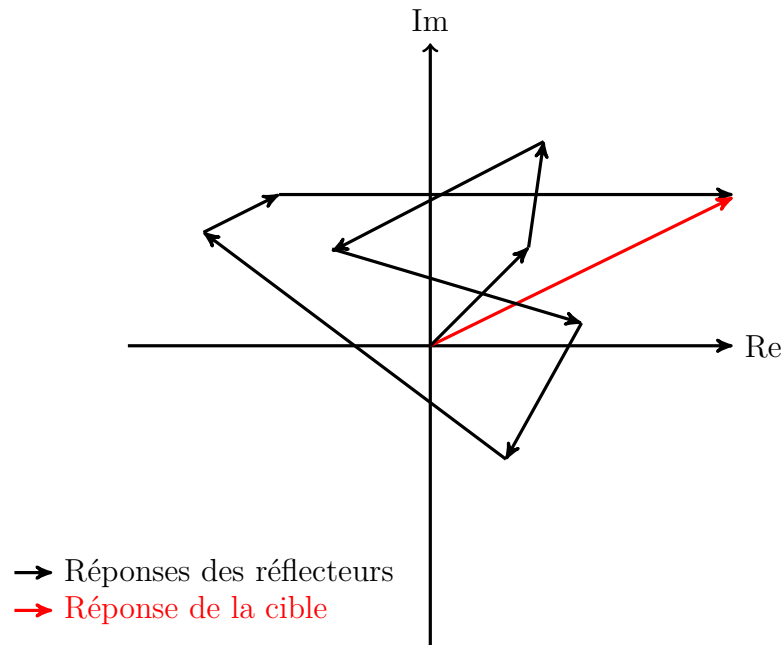


FIGURE 1.5 – Effet du Speckle

Lorsque la cible se déplace, l'orientation et la position relative des réflecteurs par rapport au radar peut changer entraînant une variation uniforme des phases des différents réflecteurs entre 0 et 2π . Leurs échos peuvent alors se sommer de manière constructive ou destructive donnant lieu à un écho reçu de forte ou faible intensité qui ne correspond pas à la réalité physique. L'écho reçu peut, de ce fait, être considéré comme une variable aléatoire, connue sous le nom de speckle [29], en vertu du théorème central limite, il est supposé Gaussien complexe avec une phase uniformément distribuée dans l'intervalle $[0, 2\pi]$ et un module qui suit une loi de Rayleigh donnée par [18]

$$P(|\alpha|) = \frac{|\alpha|}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-|\alpha|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.30)$$

Lorsque l'intensité de l'écho globale est faible, la cible peut ne pas être détectée. Pour y remédier, une solution consiste à émettre successivement des rafales de fréquences porteuses différentes. Les radars utilisant cette technique sont dits à agilité de fréquence. Le changement de fréquence porteuse permet de décorrélérer les réalisations de speckle d'une rafale à l'autre en vue d'améliorer la détection [67].

Dans cette thèse, le radar utilisé est à agilité de fréquence de rafale à rafale, le signal réfléchi par la cible $x = \alpha \exp(j\phi)$ est supposé constant au sein d'une rafale

et varie aléatoirement de manière décorrélée mais stationnaire à l'ordre 2 de rafale à rafale.

Nous considérons, dans cette thèse, le cas d'un radar Doppler au sol à moyenne PRF émettant K rafales d'impulsions cohérentes. Le nombre d'impulsions M_k , la PRI T_k et la fréquence porteuse f_{c_k} sont supposés de manière générale, différents de rafale à rafale. Après démodulation et compression en distance, le signal reçu dans une case distance contenant N_i cibles pour la $m^{i\text{ème}}$ impulsion de la rafale d'indice k peut s'exprimer comme

$$y_k(m) = \sum_{i=1}^{N_i} x_{i,k} \exp\left(j4\pi f_{c_k} \frac{v_i}{c} m T_k\right) + n_k(m) + z_k(m) \quad \text{avec } 1 \leq m \leq M_k \quad (1.31)$$

où,

$x_{i,k}$ est l'amplitude complexe ou réflectivité de la $i^{\text{ème}}$ cible, supposée constante sur une rafale et qui varie aléatoirement de rafale à rafale suivant une loi Gaussienne complexe de variance $\sigma_{x_i}^2$, elle est décorrélée de rafale à rafale et stationnaire à l'ordre 2, avec

$$E_k([\mathbf{x}_k]_i) = 0 \quad \text{var}_k([\mathbf{x}_k]_i) = \sigma_i^2 \quad \text{et} \quad E(x(i, k)x^*(i, l)) = \sigma_i^2 \delta_{k,l} \quad (1.32)$$

n_k est le bruit de mesure modélisé par un bruit blanc Gaussien complexe de variance σ_n^2 .

z_k est le fouillis constitué par un ensemble d'échos parasites provenant de l'environnement observé, il regroupe les réflexions de la végétation, de la mer ou encore des nuages. Dans cette thèse, nous nous intéressons au fouillis issu de réflexions provenant du sol, le fouillis de sol, qui se manifeste, généralement, par un ensemble de réflecteurs ponctuels situés autour de la vitesse nulle. Le fouillis de sol est un signal aléatoire qui peut être modélisé par une distribution Gaussienne ou texturée, nous supposons qu'il est décorrélé de rafale à rafale et stationnaire à l'ordre 2 en raison de la variation de fréquence de la porteuse de rafale à rafale.

1.2 Chaîne de traitement classique

La figure 1.6 représente la chaîne de traitement classique d'un radar Doppler qui a pour objectif de détecter les cibles présentes dans le signal reçu et d'en estimer les distances et vitesses radiales. Cette chaîne se compose principalement de trois blocs :

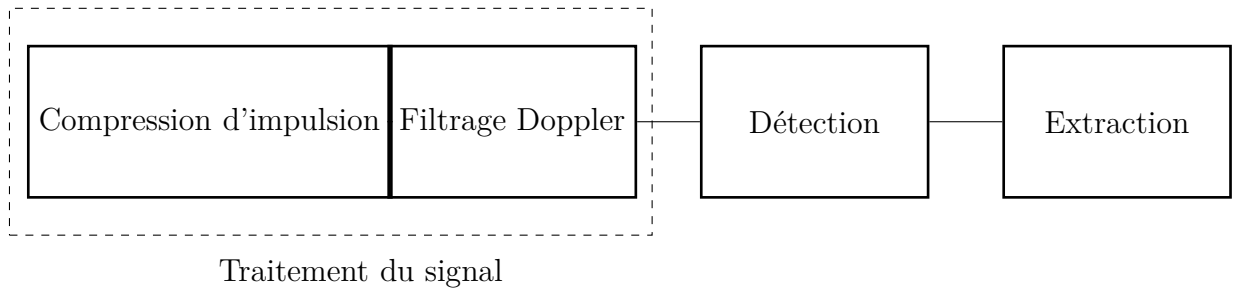


FIGURE 1.6 – Chaîne de traitement classique d'un radar Doppler pulsé

1.2.1 Traitement du signal

Le premier bloc de la chaîne de traitement classique d'un radar Doppler pulsé est le bloc de traitement du signal. La fonction principale de ce bloc est de maximiser le rapport signal à bruit afin d'optimiser l'étape de détection qui s'en suit. Il permet également de former ce qui est couramment appelé 'carte distance/Doppler' qui est une représentation bidimensionnelle du signal reçu comportant des maxima aux coordonnées des cibles.

Le bloc de traitement du signal d'un radar Doppler se décompose en deux sous-blocs dont un pour le traitement en distance "compression d'impulsion" et l'autre pour le traitement en Doppler "intégration cohérente". En pratique, la compression d'impulsion s'opère de manière numérique après échantillonnage du signal. Le traitement Doppler intervient sur le signal de chaque case distance et consiste à y appliquer un banc de filtres qui découpe régulièrement le spectre Doppler entre $-\frac{PRF}{2}$ et $\frac{PRF}{2}$, en un ensemble de sous-bandes. Afin de séparer les cibles mobiles du fouillis de sol (échos fixes), le banc de filtres est conçu de manière à atténuer le signal autour de la fréquence nulle. Il est précédé par une étape de pondération qui vise à atténuer les lobes secondaires du signal en sortie de ce traitement.

1.2.2 Détection

La détection est une étape cruciale de la chaîne de traitement radar qui vise à décider de la présence ou non d'une cible dans chacune des cases distance/Doppler du domaine ambigu. Pour cela, le détecteur doit répondre à un test d'hypothèse binaire où les deux hypothèses possibles sont définies comme suit

H_0 : absence de cible dans le signal sous test ;

H_1 : présence de cible dans le signal sous test.

On se réfère généralement au test de Neymann-Pearson [48] qui permet de maximiser la probabilité de détection (probabilité de déclarer H_1 sous H_1) pour une probabilité de fausse alarme (probabilité de déclarer H_1 sous H_0) fixée. Ce test

consiste à comparer le rapport de vraisemblance à un seuil λ dont la valeur est établie en fonction de la Probabilité de fausse alarme (P_{fa}) souhaitée

$$\Lambda(\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|H_1)}{P(\mathbf{y}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda(P_{fa}) \quad (1.33)$$

$P(\mathbf{y}|H_0)$ et $P(\mathbf{y}|H_1)$ sont respectivement les densités de probabilités conditionnelles du signal sous les hypothèses H_0 et H_1 .

Le seuil de détection λ se calcule en résolvant l'équation suivante

$$P_{fa} = P(\Lambda(\mathbf{y}) > \lambda | H_0) = \int_{\lambda} P(\Lambda(\mathbf{y}) | H_0) dy \quad (1.34)$$

La probabilité de détection relative au seuil calculé est

$$P_d = P(\Lambda(\mathbf{y}) > \lambda | H_1) = \int_{\lambda} P(\Lambda(\mathbf{y}) | H_1) dy \quad (1.35)$$

Le test du rapport de vraisemblance requiert la connaissance de la distribution des observations sous chacune des deux hypothèses. Or, en pratique, certains paramètres tels que l'amplitude complexe de la cible ou encore la matrice de covariance des interférences, ne sont pas connus. C'est pourquoi le test du RV est généralement remplacé par le Test du Rapport de Vraisemblance Généralisé, en anglais Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT), dans lequel, les paramètres inconnus sont estimés au sens du maximum de vraisemblance [31].

L'intensité du signal renvoyé par les interférences peut varier, entre autres, selon la distance où l'on se place par rapport au radar. Par exemple, près du radar, les échos de sol sont généralement de plus forte intensité que le bruit de fond. A l'inverse, en s'éloignant du radar, c'est le bruit de fond qui domine. Utiliser un seuil de détection commun à toutes les cases distance pourrait conduire à la création de fausses alarmes. Afin d'éviter cela, les détecteurs dits à taux de fausse alarme constant en anglais Constant False Alarm Rate (CFAR) utilisent un seuil qui s'adapte à l'environnement de la case sous test. Ce seuil est réajusté en fonction de l'ambiance estimée à partir des cases distance adjacentes à cette case.

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour l'estimation d'ambiance [24, 32, 63, 30]. Le plus connu d'entre eux est le 'Cell Averaging CFAR' (CA-CFAR) [24]. Il consiste à calculer une ambiance moyenne à partir des intensités des cases distance adjacentes à la case sous test 'cases d'entraînement'. Un certain nombre de cases au voisinage direct de la case sous test, nommées cases de garde, ne sont pas prises en compte lors de l'estimation. Quand une cible est présente dans la case sous test, cela permet d'exclure du calcul sa réponse qui peut parfois s'étaler sur plus d'une case distance. Cet algorithme est connu pour être le plus performant sur fond homogène et en l'absence de cibles dans les cases d'entraînement [32]. Dans le

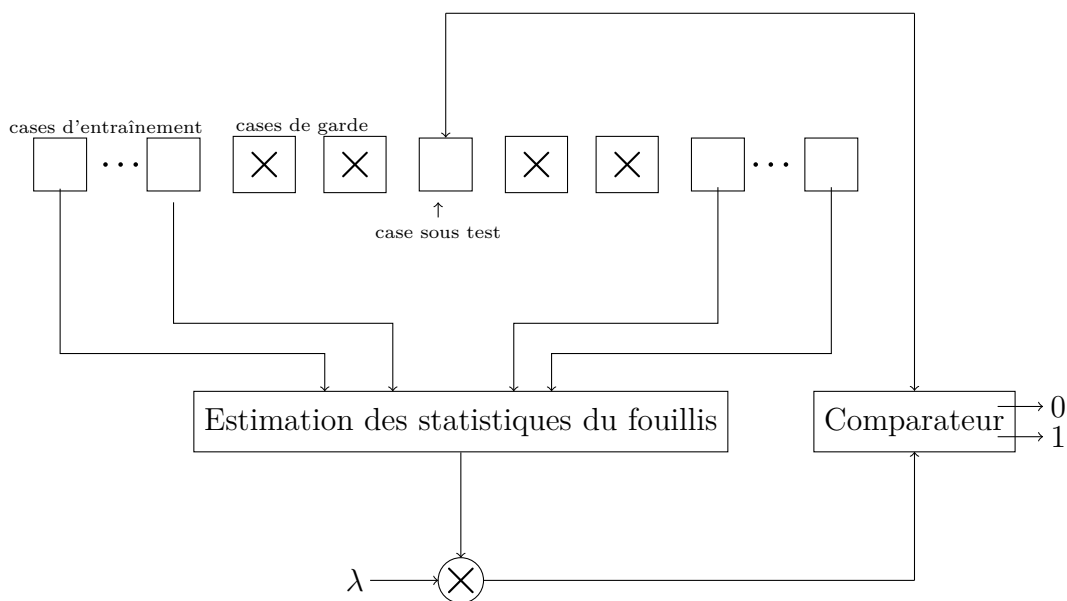


FIGURE 1.7 – Diagramme représentatif d'un détecteur CFAR

cas contraire, d'autres algorithmes tels que l'Ordered Statistic CFAR (OS-CFAR) [63] [63] fondé sur la statistique d'ordre, le Greatest Of CFAR (GO-CFAR) [30] ou encore l'OSAGO-CFAR [32] permettent une meilleure régulation du taux de fausse alarme.

1.2.3 Extraction

L'extracteur traite les détections élémentaires, ou 'hits', fournies par le détecteur et produit des 'plots' dont les attributs sont les paramètres estimés des cibles. Le traitement s'effectue principalement en trois étapes

- Lorsque le SNR d'une cible est élevé, le détecteur produit plusieurs hits aux cases adjacentes de la cible. En premier lieu, l'extracteur regroupe au sein de chaque rafale les hits générés par la même cible et constitue ainsi des sous-groupes. Les sous-groupes sont formés par l'agglomération de hits adjacents présentant des caractéristiques globales relativement homogènes. Par exemple, les hits d'une même cible devraient correspondre en termes de SNR.
- Une seconde étape consiste à associer les sous-groupes des différentes rafales pour former des groupes. L'extracteur commence par résoudre les ambiguïtés distance et Doppler. Pour cela, il déplie les sous-groupes sur

l'ensemble du domaine distance/Doppler d'intérêt et sélectionne ceux qui coïncident au moins sur L rafales parmi K . Ce critère de sélection est connu sous le nom de L/K . Les sous-groupes sélectionnés sont ensuite regroupés en fonction de leur compatibilité en azimut, élévation, distance et Doppler, ils forment ainsi des groupes. Les paramètres de cibles sont estimés en calculant le barycentre des hits dans chaque groupe.

- Pour finir, l'extracteur fait un tri des groupes formés à l'étape précédente. Seuls ceux provenant vraisemblablement de cibles d'intérêt sont sélectionnés et forment des plots. Cette étape permet de réduire le nombre de fausses alarmes évitant ainsi la saturation du système.

1.3 Objectifs de la thèse

1.3.1 Contexte et limitations des traitements actuels

Nous nous plaçons dans le contexte particulier d'un radar de sol Doppler pulsé émettant des impulsions périodiques avec fréquence de récurrence de valeur intermédiaire. Ce type de radar est ambigu à la fois en distance et en Doppler. A titre d'exemple, nous considérons le cas d'un radar émettant en bande S avec une fréquence porteuse de l'ordre de $f_c = 3GHz$. Ce radar émet en moyenne une vingtaine d'impulsions par rafale avec des PRFs avoisinant les $4KHz$. Dans ce cas, on obtient $d_{amb} \simeq 37Km$ et $v_{amb} \simeq 200m/s$. En considérant des radars ayant une portée maximale de $200Km$ et sachant que certains avions de chasse peuvent atteindre des vitesses de pointe de plus de $2000m/s$, cela conduit à un facteur d'ambiguïté $\rho_d = \frac{d}{d_{amb}} \simeq 5$ sur l'axe distance et $\rho_v = \frac{v}{v_{amb}} \simeq 10$ sur l'axe Doppler. On considère, pour lever les ambiguïtés, des signaux observés issus de rafales à diversité de PRF avec des longueurs (nombres d'impulsions) différentes de rafale à rafale. Les PRFs sont choisies de manière à ce que les plus petits communs multiples des vitesses et distances ambiguës des différentes rafales soit, respectivement, supérieur à la vitesse maximale de cibles $2000m/s$ et à portée maximale du radar, on se ramène ainsi à des vitesses et distances ambiguës globales qui dépassent le domaine d'intérêt. On suppose que le radar émet des rafales à diversité de fréquence afin de décorrélérer les réponses de cibles d'une rafale à l'autre, pour garantir cela les fréquences porteuses sont décalées de quelques méga Hertz entre les rafales [60]. Le temps de pointage du radar étant divisé entre les rafales successives, les durées de rafales sont par conséquent courtes ce qui implique une faible résolution sur l'axe Doppler. Dans notre cas avec des rafales de fréquence porteuse proche de $3GHz$ et pour des PRF avoisinant $4KHz$ (rafales de $M \simeq 20$ impulsions de durée $T \simeq 5ms$), la résolution Doppler est de $10m/s$. La faible résolution Doppler conduit à des pertes de détection dans les cas énumérés ci-après. On illustre ces cas par des exemples dans lesquels on considère le signal d'une rafale avec les paramètres suivants

- Fréquence porteuse $3GHz$.
- Nombre d'impulsions 19.
- PRF $38KHz$.
- Vitesse ambiguë $190m/s$.
- Résolution Doppler $10m/s$.
- Puissance du bruit thermique $\sigma_n = 0dB$.

Cible lente de faible réflectivité en raison du faible pouvoir séparateur du traitement Doppler conventionnel, les cibles lentes de faible réflectivité sont masquées par le fouillis de sol qui se manifeste sous forme de forts réflecteurs de vitesse proche

de zéro. La figure 1.8 représente une carte Doppler en présence de fouillis de sol et d'une cible lente $v = \frac{\delta v}{2} = 5m/s$ de faible intensité moyenne $15dB$ par rapport à la puissance du fouillis $50dB$, elle montre que la cible, représentée par un cercle noir, ne peut pas être dissociée du fouillis.

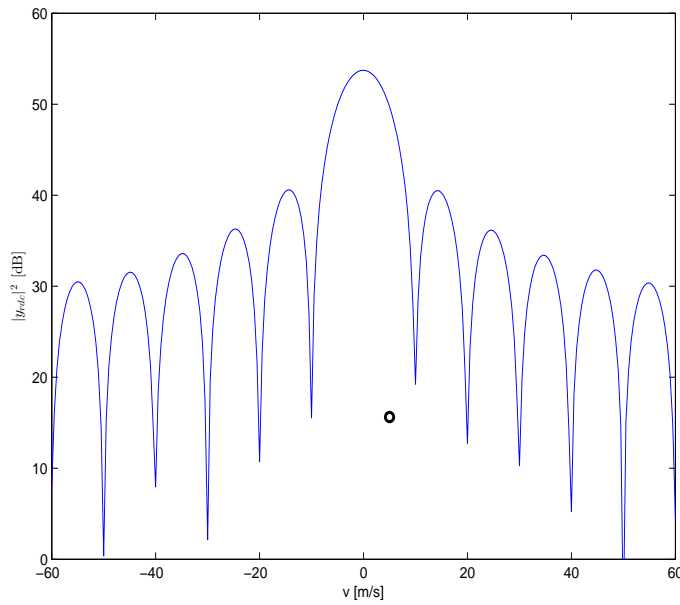


FIGURE 1.8 – Carte Doppler en présence d'une cible lente de faible réflectivité et de fouillis de sol. Vitesse de la cible $v = \frac{\delta v}{2} = 5m/s$, intensité moyenne $15dB$; puissance du fouillis $50dB$.

Petite cible proche d'une cible de forte réflectivité les lobes secondaires associés à la réponse d'une cible ou du fouillis peuvent masquer une cible proche de plus faible réflectivité. Pour illustrer cela, on considère un scénario avec deux cibles, une cible de forte intensité moyenne $50dB$ de vitesse radiale $v_1 = 20m/s$ et une cible de faible intensité moyenne $15dB$ de vitesse $v_2 = 35m/s$. Les signaux après traitement par filtre adapté sont tracés dans la figure 1.9. On constate que la petite cible est complètement occultée par l'un des lobes secondaires de la cible la plus puissante, elle ne peut donc pas être détectée. Il est à noter qu'en pratique, la pondération de l'amplitude des signaux par une fenêtre (Hanning, Hamming, ...) permet de baisser le niveau des lobes secondaires, cependant, l'inconvénient est l'élargissement du lobe principal conduisant à une dégradation de la résolution Doppler, ainsi qu'une perte de rapport signal à bruit.

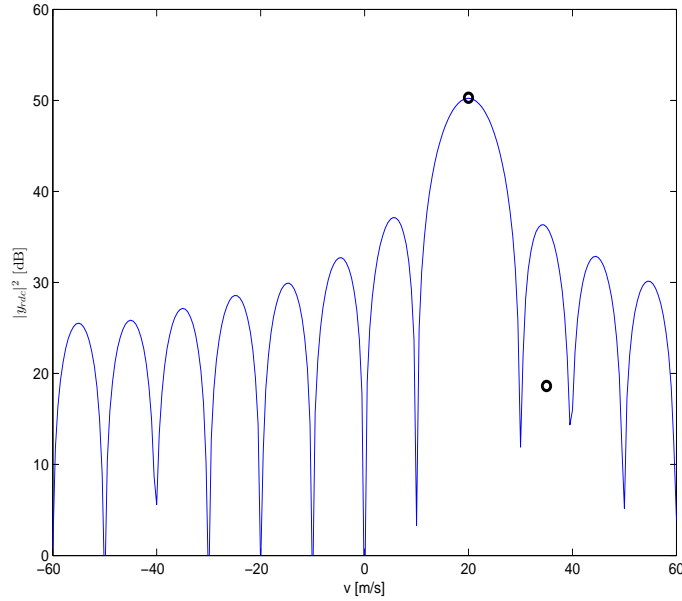


FIGURE 1.9 – Carte Doppler en présence d’une cible de faible réflectivité proche d’une cible de forte réflectivité. Vitesse de la cible forte $v_1 = 20\text{m/s}$, intensité moyenne 50dB ; vitesse de la petite cible $v_2 = 35\text{m/s}$, intensité moyenne 15dB .

Cible rapide de vitesse proche d’un multiple de la vitesse ambiguë

les réponses de cibles rapides de vitesse proche d’un multiple de la vitesse ambiguë se repliant dans la zone endo-fouillis, i.e. près de la vitesse nulle, peuvent être masquées par ce dernier. Afin d’illustrer cela, on considère un scénario avec fouillis de sol et une cible de vitesse $v = 385\text{m/s} = 2v_{amb} + \frac{\delta v}{2}$ de faible intensité moyenne 40dB par rapport à la puissance du fouillis 50dB . À partir de la figure 1.10 représentant l’intensité du signal après filtrage adapté, on voit que la cible est noyée dans la réponse du fouillis et ne peut être distinguée de ce dernier. Bien que l’envoi de plusieurs rafales de PRF différentes permette de changer la vitesse ambiguë de rafale à rafale et ainsi de potentiellement détecter la cible sur les rafales où sa réponse ne se replie pas dans le lobe principale du fouillis, la perte de détection sur une rafale peut prêter à confusion lors de l’association de réponses par l’extracteur et conduire à des erreurs.

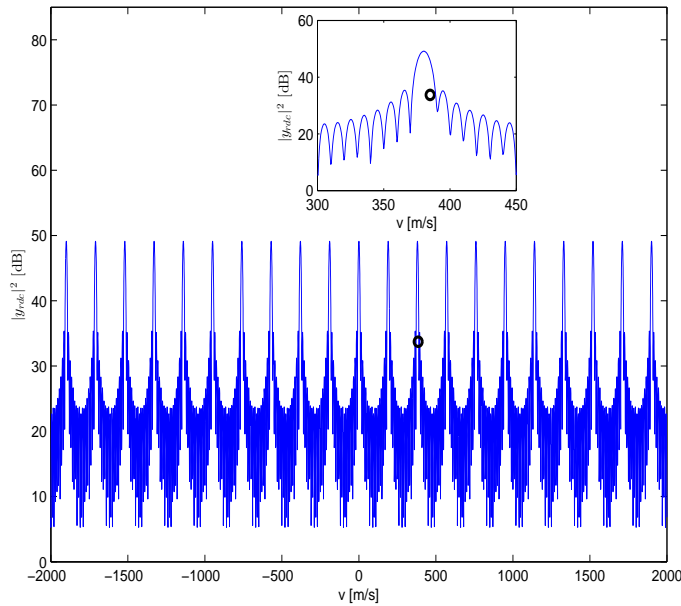


FIGURE 1.10 – Carte Doppler en présence d’une cible rapide de vitesse proche d’un multiple de la vitesse ambiguë. Vitesse de la cible $v = 385\text{m/s} = 2v_{amb} + \frac{\delta v}{2}$, intensité moyenne 40dB ; puissance du fouillis 50dB .

1.3.2 Objectifs

Cette thèse a pour objectifs :

- De proposer des traitements offrant de meilleures performances en terme de résolution et de détection que la chaîne de traitement actuelle des radars à moyenne fréquence de récurrence.
- La détection de cibles de faible réflectivité présentes dans les lobes secondaires du fouillis ou d’une cible forte de vitesse proche.
- De résoudre les ambiguïtés en distance et en vitesse.

Pour améliorer la résolution Doppler, deux types de traitements sont classiquement envisagés :

- Les méthodes de traitement classiques, comme par exemple la méthode d’analyse spectrale de Capon, MUSIC et la méthode du maximum de vraisemblance. Ces méthodes présentent des limitations importantes dans le cadre de ce travail où les signaux sont ambigus. Elles requièrent en effet, l’estimation de la matrice de covariance du signal à l’aide d’un nombre généralement important d’observations indépendantes (au moins deux fois le nombre d’impulsions [58]). Dans notre cas, on considère que le radar émet des rafales de longueurs différentes avec $M \simeq 20$ impulsions par rafale, on a donc besoin de $N_d = 40$ mesures indépendantes pour une estimation cor-

recte des matrices de covariances. Cependant, en raison de la diversité de PRF entre les rafales, nous ne disposons que d'une seule observation par valeur de nombre d'impulsions ou PRF.

- Les approches itératives, par exemple, les approches basées sur une estimation itérative de la matrice de covariance et qui ne nécessitent de ce fait qu'une seule observation du signal, comme l'Iterative Adaptive Approche, ou encore les méthodes basées sur le principe du Matching Pursuit, qui ont l'avantage de ne pas faire appel à la matrice de covariance et font une estimation progressive du nombre de cibles et de leurs paramètres. Ce type d'approches représente une alternative intéressante aux méthodes classiques, néanmoins, elles ne sont pas directement applicables à la levée d'ambiguïtés à partir de signaux de rafales à diversité de PRF et de fréquence de porteuse.

Pour détecter les cibles lentes de faible réflectivité dans le fouillis de sol, on s'intéressera aux techniques de détection adaptative. Ces techniques font appel à l'estimation de la matrice de covariance du fouillis à partir d'un nombre élevé de cases distances d'entraînement. Pour garantir une bonne estimation, les données d'entraînement doivent satisfaire certaines contraintes, n'étant généralement satisfaites que sur un faible nombre de cases. Nous étudierons le moyen d'exploiter au mieux les signaux des rafales dont nous disposons afin de se ramener à un nombre plus important de données d'entraînement et d'améliorer ainsi la détection des cibles lentes.

Conclusion

Ce chapitre introductif nous a permis de présenter le cadre et les objectifs de la thèse. Les travaux menés seront dédiés à l'amélioration de la détection des cibles masquées par le fouillis. Cela implique une lutte contre les ambiguïtés distance et vitesse inhérentes aux radars à impulsions. Dans le but d'introduire le cadre de ces travaux de thèse, nous avons défini le principe des radars Doppler à impulsions et les propriétés du signal de ces radars. Le fouillis de sol généralement présent dans ce signal est vu par le radar comme un ensemble d'échos fixes fortement réfléchis. Dans la chaîne de traitement classique d'un radar Doppler à impulsions, le filtrage du fouillis s'effectue par le traitement Doppler qui atténue le signal autour de la vitesse nulle. Ce traitement a pour effet de supprimer les cibles (ambiguës ou non) de faible réflectivité dont la réponse apparaît à ces vitesses, d'où notre objectif de concevoir une chaîne de traitement permettant d'améliorer la détection de ces cibles.

Chapitre 2

Estimation Doppler à haute résolution en présence d'ambiguïtés

Introduction

Dans le cas de radars Doppler pulsés à fréquence de récurrence de valeur intermédiaire, la chaîne de traitement classique présente des limitations mentionnées précédemment. Parmi les plus importantes, la faible résolution Doppler, caractéristique des radars opérant avec des rafales courtes ayant un pouvoir discriminant en Doppler qui ne leur permet pas de séparer les réponses des cibles lentes de celles du fouillis, parfois agité par une mobilité interne [73]. Le phénomène d'ambiguïté dû à un échantillonnage trop lent de signaux ayant une bande Doppler large, constitue une entrave extrême à l'utilisation de ces radars.

Ce chapitre considère différentes méthodes d'estimation Doppler ayant une meilleure résolution que le traitement classique et examine la possibilité d'appliquer ces méthodes à la levée d'ambiguïté Doppler. Nous nous restreignons ici au traitement de signaux affectés seulement par un bruit de mesure, le cas, plus réaliste, de signaux avec fouillis sera étudié dans le chapitre suivant. Nous présentons d'abord les méthodes classiques, qui utilisent généralement la matrice de covariance des signaux mesurés. Ces approches n'étant pas adaptées à l'estimation de signaux ambigus et de longueur variable de rafale à rafale, nous nous tournons vers les algorithmes d'estimation itérative, connus pour leur simplicité de mise en œuvre et leurs bonnes performances en pratique. Nous proposons ici de nouvelles méthodes itératives permettant d'obtenir une détection non-ambiguë de cibles situées dans une même cellule de résolution en distance et une estimation à haute résolution de leur vitesse radiale.

2.1 Modèle de signal

Nous considérons le signal reçu par un radar au sol qui émet des rafales d'indice $k = 1, \dots, K$ comportant un nombre variable, M_k , d'impulsions cohérentes. Comme expliqué précédemment, les impulsions constituant la rafale d'indice k sont émises avec une fréquence de répétition $PRF_k = \frac{1}{T_k}$ et modulées autour de la fréquence porteuse f_{c_k} , les valeurs de ces deux paramètres variant d'une rafale à une autre. Nous nous plaçons en sortie du filtre de "focalisation" en distance et traitons les K signaux mesurés pour une case distance. Sous l'hypothèse d'une diffusion électromagnétique linéaire, la réponse de la scène est la somme des réponses de N_t cibles et l'on considère un bruit de mesure additif Gaussien $\mathbf{n}_k \in \mathbb{C}^{M_k}$, blanc en temps et en espace. Le signal mesuré, \mathbf{y}_k , en réponse à la $k^{ième}$ rafale, s'écrit sous la forme suivante

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad \in \mathbb{C}^{M_k} \quad (2.1)$$

Dans cette expression, \mathbf{x}_k désigne le vecteur contenant les amplitudes complexes des cibles. En raison du caractère cohérent et de la faible durée de la rafale, on considère que la réponse d'un diffuseur reste constante sur les M_k impulsions constituant une rafale. En revanche, du fait d'une possible discontinuité temporelle entre deux rafales et du changement de la fréquence porteuse, $[\mathbf{x}_k]_i$, la réponse du $i^{ième}$ diffuseur à la $k^{ième}$ rafale est modélisée dans la direction temporelle i.e. des rafales, comme une variable aléatoire Gaussienne complexe, décorrélée d'une rafale à l'autre, avec

$$E_k([\mathbf{x}_k]_i) = 0 \quad \text{var}_k([\mathbf{x}_k]_i) = \sigma_i^2 \quad \text{et} \quad E([\mathbf{x}_k]_i [\mathbf{x}_l]_i^*) = \sigma_i^2 \delta_{k,l} \quad (2.2)$$

où, sous l'hypothèse de variations faibles de la PRF et de fréquence de porteuse du signal d'une rafale à l'autre, on considère un comportement stationnaire à l'ordre 2. La matrice directionnelle $\mathbf{A}_k = [\mathbf{a}_k(v_1), \dots, \mathbf{a}_k(v_{N_t})] \in \mathbb{C}^{M_k \times N_t}$ est formée des N_t vecteurs directionnels $\mathbf{a}_k(v_i)$, $i = 1, \dots, N_t$, de longueur variable d'une rafale à l'autre, dont l'expression est donnée par

$$\mathbf{a}_k(v_i) = \left[1, \dots, \exp \left(j 4\pi \frac{v_i (M_k - 1) T_k}{\lambda_{c_k}} \right) \right]^T \quad (2.3)$$

Par convenance, nous proposons d'exprimer \mathbf{a}_k en fonction de la vitesse ambiguë propre à la rafale d'indice k

$$\mathbf{a}_k(v_i) = \left[1, \dots, \exp \left(j 2\pi (M_k - 1) \frac{v_i}{v_{amb_k}} \right) \right]^T \quad (2.4)$$

Chaque observation \mathbf{y}_k admet une matrice de covariance distincte \mathbf{R}_k de dimensions $M_k \times M_k$, qui peut être exprimée sous la forme

$$\mathbf{R}_k = \mathbb{E}(\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^H) = \mathbf{A}_k \mathbf{R}_x \mathbf{A}_k^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k} \quad (2.5)$$

avec,

$$\mathbb{E}(\mathbf{x}_k \mathbf{x}_l^H) = \mathbf{R}_x \delta_{k,l} \quad \forall k \quad (2.6)$$

2.2 Méthodes d'estimation classiques

Dans cette section, nous présentons des méthodes d'estimation spectrale usuelles, connues pour avoir une meilleure résolution que le traitement Doppler par filtre adapté, dont nous rappelons également le principe. Parmi elles, figurent les méthodes de Capon, MUSIC et du maximum de vraisemblance. Ces méthodes sont tout d'abord présentées dans le cas de rafales de même longueur, de matrice de covariance $\mathbf{R} = \mathbb{E}(\mathbf{y} \mathbf{y}^H)$. Nous examinons par la suite, les possibilités d'application de ces méthodes à la levée d'ambiguïté Doppler, en utilisant les signaux mesurés lors de plusieurs rafales avec une diversité de PRF et de fréquence porteuse.

2.2.1 Méthodes à banc de filtres

Les méthodes à banc de filtres utilisent des filtres passe bande centrés autour des vitesses d'analyse pour estimer la puissance du signal autour de ces vitesses. Le signal filtré et la puissance associée, qui est une mesure de la réflectivité de la scène observée, s'écrivent

$$z(v) = \mathbf{w}^H(v) \mathbf{y} \quad \text{et} \quad P(v) = \mathbb{E}(|z(v)|^2) = \mathbf{w}^H(v) \mathbf{R} \mathbf{w}(v) \quad (2.7)$$

La détection de cibles et l'estimation de leur vitesse est ensuite mise en œuvre à partir des maxima locaux de $P(v)$. Nous présentons dans ce qui suit, deux de ces méthodes : le filtre adapté et la méthode de Capon.

2.2.1.1 Filtre adapté

Ce filtre, qui permet de maximiser le SNR sous l'hypothèse de bruit additif blanc, a pour expression

$$\mathbf{w}(v) = \frac{\mathbf{a}(v)}{\mathbf{a}^H(v) \mathbf{a}(v)} \quad (2.8)$$

La puissance du signal en sortie du filtre est donnée par

$$P(v) = \frac{\mathbf{a}^H(v)\mathbf{R}\mathbf{a}(v)}{(\mathbf{a}^H(v)\mathbf{a}(v))^2} \quad (2.9)$$

La matrice de covariance du signal, \mathbf{R} , inconnue en pratique, est généralement remplacée par son estimée au sens du maximum de vraisemblance, sous l'hypothèse Gaussienne, portant le nom de matrice covariance échantillonnée, en anglais Sample Covariance Matrix (SCM), qui s'obtient en moyennant des réalisations indépendantes du signal observé $\widehat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^H$.

En présence d'une seule cible, l'estimation du filtre adapté est optimale au sens du maximum de vraisemblance [69]. Cependant, en présence de plusieurs cibles, cette approche est sérieusement limitée en raison du faible pouvoir séparateur du filtre adapté et des interférences entre les réponses de cibles voisines ou de réflectivités différentes. La méthode de Capon a, par la suite, été proposée afin d'améliorer la résolution en prenant en compte d'éventuelles interférences entre les réponses des cibles.

2.2.1.2 Méthode Capon

Cette méthode vise à minimiser l'influence des interférences présentes dans le signal filtré pour chaque vitesse d'analyse v [11]. Le filtre s'obtient en résolvant le critère sous contrainte suivante

$$\mathbf{w}_{Capon}(v) = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \operatorname{E} (|\mathbf{w}^H \mathbf{y}|^2) \quad \text{sous la contrainte} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a}(v) = 1 \quad (2.10)$$

qui minimise la puissance de sortie tout en garantissant un gain unitaire à la vitesse v . Ce critère peut se résoudre par la méthode des multiplicateurs de Lagrange. On obtient

$$\mathbf{w}_{Capon}(v) = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(v)}{\mathbf{a}^H(v) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(v)} \quad (2.11)$$

La puissance en sortie du filtre de Capon a donc pour expression

$$P_{Capon}(v) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(v) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(v)} \quad (2.12)$$

Comme dans le cas du filtre adapté, les maxima locaux de $P_{Capon}(v)$ sont situés aux vitesses des cibles observées et permettent d'estimer leur réflectivité. La méthode de Capon présente une meilleure résolution que le filtre adapté [69] au prix d'une précision moindre sur la valeur de la réflectivité, mais sa mise en œuvre requiert l'inversion de la matrice de covariance, généralement remplacée par la SCM, dont le bon conditionnement nécessite un grand nombre d'échantillons, L .

2.2.2 Méthodes à haute résolution

2.2.2.1 MUSIC

La méthode Multiple Signal Classification (MUSIC) [66] fait partie des approches à sous-espace qui s'appuient sur la décomposition aux valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H = \mathbf{U}_s\mathbf{\Lambda}_s\mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n\mathbf{\Lambda}_n\mathbf{U}_n^H \quad (2.13)$$

avec $\mathbf{U} = [\mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(M)]$ et $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_M)$ où $\lambda_i > \lambda_{i+1}$; $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(N)]$ est la matrice des vecteurs propres du sous espace signal associés aux N valeurs propres dominantes contenues dans $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ et $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}(N+1), \dots, \mathbf{u}(M)]$ représente la matrice des vecteurs propres du sous espace bruit associés aux $M - N$ valeurs propres restantes contenues dans $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_{N+1}, \dots, \lambda_M)$.

Le critère de MUSIC défini ci-dessous, qui mesure l'orthogonalité entre la réponse d'une cible de vitesse v et l'espace associé à \mathbf{U}_n , comporte des maxima aux vitesses des cibles [47]

$$P_{MUSIC}(v) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(v)\mathbf{U}_n\mathbf{U}_n^H\mathbf{a}(v)} \quad (2.14)$$

MUSIC est une méthode à haute résolution monodimensionnelle, dont le temps de calcul ne dépend pas du nombre de cibles et dont la résolution en pratique est meilleure que celle obtenue par la méthode de Capon. Cette méthode s'appuie également sur une estimée de la matrice de covariance, et l'estimation de la réflectivité des cibles requiert une étape supplémentaire, au sens des moindres carrés par exemple [70].

2.2.2.2 Maximum de vraisemblance

Plus performante que MUSIC, mais aussi plus coûteuse en temps de calcul, la méthode du maximum de vraisemblance, en anglais Maximum Likelihood (ML), [1] estime simultanément les paramètres de cibles en s'appuyant sur le modèle statistique des observations. Elle consiste à déterminer les paramètres inconnus $\boldsymbol{\theta}$ qui maximisent la probabilité d'observer \mathbf{y} sous le modèle du signal considéré. En d'autres termes, le principe du ML est d'estimer $\boldsymbol{\theta}$ de manière à maximiser la vraisemblance $P(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$.

On distingue deux estimateurs au sens du ML en fonction de l'hypothèse faite sur le modèle de cible : le maximum de vraisemblance stochastique, en anglais Stochastic Maximum Likelihood (SML), qui s'applique aux cibles dont les réponses sont modélisées par un processus aléatoire stationnaire et le maximum de vraisemblance déterministe, en anglais Deterministic Maximum Likelihood (DML), dédié

au cas de cibles de réponse constante [49].

Maximum de vraisemblance stochastique Dans le cas stochastique et sous l'hypothèse d'un bruit blanc Gaussien, la vraisemblance des K observations indépendantes est donnée par [49]

$$P(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_L | \mathbf{R}_x, \sigma_n, \mathbf{v}) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{\pi^M \det(\mathbf{R})} \exp\left(-\mathbf{y}_l^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}_l\right) \quad (2.15)$$

Où $\det(\mathbf{R})$ désigne le déterminant de la matrice de covariance, \mathbf{R} , qui a pour expression

$$\mathbf{R} = \mathbf{A}(\mathbf{v}) \mathbf{R}_x \mathbf{A}^H(\mathbf{v}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \quad (2.16)$$

L'estimateur SML est obtenu par maximisation de la vraisemblance ou, de manière équivalente, par minimisation de la fonction log-vraisemblance négative, qui s'écrit par rapport aux paramètres inconnus

$$l(\sigma_n, \mathbf{R}_x, \mathbf{v}) = \log \det(\mathbf{R}) + \text{Tr}\left(\mathbf{R}^{-1} \widehat{\mathbf{R}}\right) \quad (2.17)$$

Où $\text{Tr}(\cdot)$ désigne l'opérateur de trace d'une matrice et $\widehat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^H$. Le critère SML est séparable [10] et l'estimation de vitesse se fait en résolvant le critère suivant

$$\widehat{\mathbf{v}} = \underset{\mathbf{v}}{\text{argmin}} \log \det(\mathbf{A}(\mathbf{v}) \widehat{\mathbf{R}}_x(\mathbf{v}) \mathbf{A}^H(\mathbf{v}) + \widehat{\sigma}_n^2(\mathbf{v}) \mathbf{I}_M) \quad (2.18)$$

où $\widehat{\mathbf{R}}_x$ et $\widehat{\sigma}_n$ sont estimés pour des valeurs de \mathbf{v} fixées comme

$$\widehat{\sigma}_n = \frac{1}{M-d} \text{Tr}\left\{\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\mathbf{v})}^\perp \widehat{\mathbf{R}}\right\} \quad (2.19)$$

et,

$$\widehat{\mathbf{R}}_x = \mathbf{A}^\dagger(\mathbf{v}) (\widehat{\mathbf{R}} - \widehat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}_M) \mathbf{A}^{\dagger H}(\mathbf{v}) \quad (2.20)$$

Dans ces critères, $\mathbf{A}^\dagger(\mathbf{v}) = (\mathbf{A}^H(\mathbf{v}) \mathbf{A}(\mathbf{v}))^{-1} \mathbf{A}^H(\mathbf{v})$ désigne la pseudo inverse de $\mathbf{A}(\mathbf{v})$ et $\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\mathbf{v})}^\perp = \mathbf{I}_M - \mathbf{A}(\mathbf{v}) \mathbf{A}^\dagger(\mathbf{v})$ est le projecteur orthogonal sur l'espace nul de $\mathbf{A}(\mathbf{v})$ avec $\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\mathbf{v})}^\perp \mathbf{A}(\mathbf{v}) = \mathbf{0}$.

Maximum de vraisemblance déterministe Sous l'hypothèse de réflectivités de cibles, \mathbf{x}_l , déterministes et toujours sous l'hypothèse d'un bruit blanc Gaussien, le vecteur de mesure a pour valeur moyenne

$$\mathbf{E}(\mathbf{y}_l) = \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l \quad (2.21)$$

La matrice de covariance prend la forme suivante

$$\mathbf{R} = \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \quad (2.22)$$

La fonction de vraisemblance dépend cette fois des paramètres inconnus σ_n , \mathbf{x} , \mathbf{v} et s'exprime sous la forme suivante

$$P(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_L | \sigma_n, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_L, \mathbf{v}) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{\det(\pi \sigma_n^2 \mathbf{I}_M)} \exp\left(-\sigma_n^{-2} (\mathbf{y}_l - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l)^H (\mathbf{y}_l - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l)\right) \quad (2.23)$$

La fonction log-vraisemblance négative s'écrit

$$l(\sigma_n, \mathbf{x}_l, \mathbf{v}) = MP \log(\pi \sigma_n^2) + \sigma_n^{-2} (\mathbf{y}_l - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l)^H (\mathbf{y}_l - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l) \quad (2.24)$$

L'estimation des amplitudes complexes des cibles et de leurs vitesses se fait à partir de (2.24) en résolvant le critère des moindres carrés suivant

$$\hat{\mathbf{v}}, \hat{\mathbf{x}}_l = \underset{\mathbf{v}, \mathbf{x}_l}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^L \|\mathbf{y}_l - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_l\|^2 \quad (2.25)$$

La solution de ce critère par rapport à \mathbf{x}_k est

$$\hat{\mathbf{x}}_l = \mathbf{A}^\dagger(\mathbf{v}) \mathbf{y}_l \quad (2.26)$$

En remplaçant cette solution dans (2.25), on obtient le critère de moindres carrés non-linéaires suivant

$$\hat{\mathbf{v}} = \underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmin}} \operatorname{Tr} \left(\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\mathbf{v})}^\perp \widehat{\mathbf{R}} \right) \quad (2.27)$$

Trouver l'estimateur du ML de \mathbf{v} représente un problème multidimensionnel non-linéaire pour lequel il n'existe pas de solution analytique, que ce soit dans le cas déterministe ou stochastique. Une synthèse des méthodes existantes pour le résoudre est proposée dans [49].

Il est à noter que les approches SML et DML ont des performances asymptotiques proches [71]. Dans notre cas, les amplitudes complexes des cibles étant supposées constantes pendant la durée de chaque rafale, elles sont considérées comme un paramètre déterministe à estimer, dont la valeur diffère de rafale à rafale. Cette hypothèse n'exclut pas que les $\{x_k\}_{k=1}^K$ soient des réalisations indépendantes d'un processus aléatoire de rafale à rafale mais permet de se placer dans le cadre déterministe où l'estimation des vitesses de cibles ne fait pas appel à la matrice de covariance $\widehat{\mathbf{R}}_x$.

2.2.3 Adaptation à la levée d'ambiguïté

Méthodes monodimensionnelles Dans le cas des méthodes monodimensionnelles, comme le filtre adapté, la méthode de Capon ou MUSIC pour lesquelles l'estimation des vitesses de cibles se fait à partir des maxima locaux du critère estimé, la présence d'ambiguïtés est un problème majeur. Nous montrons cela à travers la figure 2.1, qui illustre les performances de ces méthodes dans le cas d'un signal reçu qui contient une cible ambiguë en vitesse, avec \mathbf{R} supposée connue. On constate la présence d'un pic à la vitesse vraie de la cible ainsi que plusieurs répliques de ce pic, périodiquement espacées, reflétant les réponses ambiguës de la cible. Le filtre adapté, la méthode de Capon et MUSIC ne permettent donc pas d'identifier la réponse vraie de la cible à partir d'une seule observation.

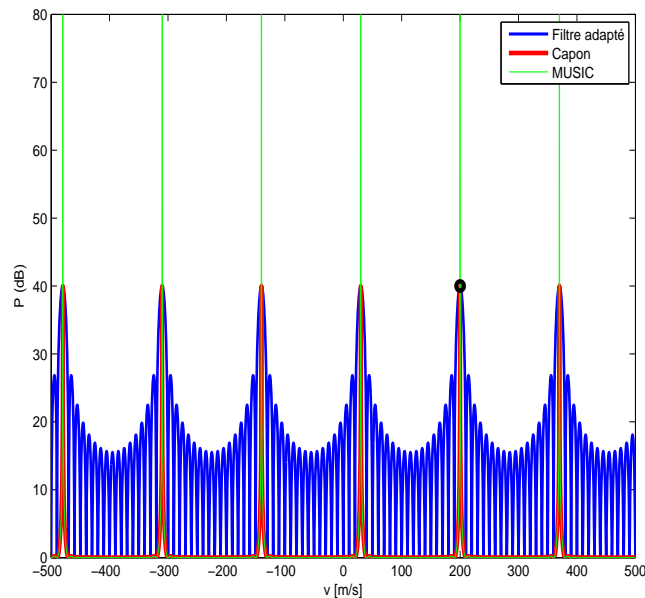


FIGURE 2.1 – Localisation d'une cible ambiguë par filtrage adapté, méthode de Capon et MUSIC. Vitesse de la cible $v = 200\text{m/s}$, vitesse ambiguë $v_{amb} = 170\text{m/s}$.

Une solution pour lever les ambiguïtés Doppler consiste à appliquer le filtre adapté aux signaux de K rafales à diversité de PRF et à rechercher les coïncidences entre les estimées des différentes rafales. Cette approche est cependant limitée par son faible pouvoir de résolution.

La méthode de Capon ou MUSIC, qui offrent une meilleure résolution, ne sont cependant pas adaptées à la levée d'ambiguïtés à partir de signaux ayant des longueurs différentes, comme les signaux issus de rafales à diversité de PRF. Elles requièrent l'inversion de la matrice de covariance estimée à partir des signaux

observés, or dans ce cas, on ne dispose que d'une mesure par valeur de nombre d'impulsions ou PRF et l'interpolation vers un échantillonnage commun apparaît comme une approche peu robuste.

Comme cela est proposé dans divers travaux [54], [75], [15], il est possible d'obtenir des réalisations indépendantes du signal par moyenne glissante, appelée lissage avant/ arrière, sur les récurrences d'une rafale. Une telle approche entraîne un compromis drastique, car un gain en termes de réalisations implique la réduction du support temporel et une détérioration de la résolution d'un facteur 2 au minimum. D'autre part, dans notre cas, chaque rafale ne comporte que $M_k \simeq 20$ impulsions, le nombre de réalisations que l'on peut obtenir reste donc limité.

Maximum de vraisemblance La méthode DML, qui est la plus adaptée aux signaux traités dans cette thèse, est par nature applicable à la levée d'ambiguïtés Doppler. Elle met en effet en œuvre un critère basé sur le modèle linéaire direct, $\mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}$, qui gère implicitement le cas de réponses ambiguës grâce à la diversité de PRF entre les rafales. Elle consiste à estimer les réflectivités \mathbf{x} et les vitesses \mathbf{v} associées qui génèrent conjointement les mesures ambiguës $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_K$ à diversité de PRF. Néanmoins, l'application du DML s'avère particulièrement complexe pour les raisons suivantes :

- la minimisation multidimensionnelle du critère DML 2.27 qui requiert généralement l'utilisation séquentielle de plusieurs approches [77].
- l'estimation de $\widehat{\mathbf{R}}$, une matrice de covariance commune aux K rafales de longueur, PRF et fréquence de porteuse différentes.
- l'estimation de l'ordre de la réponse i.e. du nombre de cibles.

Cela nous conduit aux approches itératives qui peuvent être interprétées comme des versions simplifiées de l'estimateur DML.

2.2.4 Méthodes itératives

2.2.4.1 Iterative Adaptive Approach (IAA)

Configuration classique

L'IAA est un algorithme itératif développé pour estimer les paramètres de cibles dans des cas peu favorables où le nombre d'observations est faible [76]. Il se base sur le modèle de la matrice de covariance de Carathéodory [69] et consiste à déterminer la carte de réflectivité complexe Doppler $\{x_i\}_{i=1}^{N_v}$ minimisant pour chaque vitesse v_i , le critère de type APES [40] suivant

$$\min_{x_i} \|\mathbf{y} - \mathbf{a}(v_i) x_i\|_{\mathbf{Q}}^2 \quad \text{avec} \quad \mathbf{Q} = \mathbf{R} - |x_i|^2 \mathbf{a}(v_i) \mathbf{a}^H(v_i) \quad (2.28)$$

où $\|\mathbf{b}\|_{\mathbf{Q}}^2 \triangleq \mathbf{b}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{b}$.

Ainsi l'IAA vise à estimer x_i , l'amplitude complexe du signal à la vitesse v_i par filtrage des contributions de vitesse $v_j \neq v_i$ rassemblées dans la matrice de covariance \mathbf{R} . L'IAA estime x_i pour un ensemble de vitesses potentielles de cibles distribuées sur une 'grille' dans le domaine d'intérêt $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_{N_v}]$.

La solution de ce problème est donnée par [76]

$$\hat{x}_i = \hat{x}(v_i) = \frac{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}(v_i)} = \frac{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(v_i)} \quad (2.29)$$

Cette solution fait intervenir la matrice de covariance \mathbf{R} qui est en général inconnue. C'est pourquoi IAA procède de manière itérative en alternant l'estimation des x_i par (2.29) et de \mathbf{R} suivant le modèle de Carathéodory [69].

$$\widehat{\mathbf{R}} = \mathbf{A}(\mathbf{v}) \text{diag}(\mathbf{b}) \mathbf{A}^H(\mathbf{v}) \quad (2.30)$$

où $[\mathbf{b}]_i$ est une estimée de la puissance du signal à la vitesse v_i .

A la première itération, les $x(v_i)$ sont estimés par filtrage adapté

$$\hat{x}^0(v_i) = \frac{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{y}}{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{a}(v_i)} \quad (2.31)$$

L'IAA réitère l'estimation successive de \mathbf{R} et de \mathbf{x} jusqu'à un nombre maximal d'itérations N_{iter} ou jusqu'à stabilisation de la solution. Les vitesses des cibles sont repérées par les maxima locaux des b_i .

Dans le cas d'observations issues de rafales multiples $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_K$, l'estimée de $x(v_i)$ pour la $k^{ième}$ observation s'écrit

$$\hat{x}_k(v_i) = \frac{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}_k}{\mathbf{a}^H(v_i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(v_i)} \quad (2.32)$$

La puissance du signal à la vitesse v_i est estimée à partir des K estimées indépendantes,

$\hat{x}_k(v_i)$, de la manière suivante :

$$[\mathbf{b}]_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{x}_k(v_i)|^2 \quad (2.33)$$

L'IAA se présente alors sous la forme décrite dans la table 1 donnée ci-après. En résumé, l'algorithme IAA estime itérativement et de manière alternée la matrice de covariance \mathbf{R} et les réflectivités \mathbf{x}_k en se basant sur une estimation initiale obtenue par filtrage adapté. Cet algorithme affine progressivement l'estimation fournie par filtrage adapté en utilisant un filtrage de type APES. Contrairement aux méthodes

Algorithme 1 IAA*Initialization* : Beamformer

$$v = [v_1, \dots, v_{N_v}]$$

For $i = 1 : N_v$ **For** $k = 1 : K$

$$x_k(v_i) = \frac{\mathbf{a}^H(v_i)\mathbf{y}_k}{\mathbf{a}^H(v_i)\mathbf{a}(v_i)}$$

$$[\mathbf{b}]_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |x_k(v_i)|^2$$

Do

$$\widehat{\mathbf{R}} = \mathbf{A}(\mathbf{v}) \text{diag}(\mathbf{b}) \mathbf{A}^H(\mathbf{v})$$

For $i = 1 : N_v$ **For** $k = 1 : K$

$$\widehat{x}_k(v_i) = \frac{\mathbf{a}^H(v_i)\widehat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{y}_k}{\mathbf{a}^H(v_i)\widehat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}(v_i)}$$

▷ Estimate complex reflectivity

$$[\mathbf{b}]_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\widehat{x}_k(v_i)|^2$$

▷ K-observations reflectivity estimate

Until convergence

d'estimation classiques où la matrice de covariance est estimée directement à partir des signaux observés par la SCM, l'IAA fait une estimation progressive de celle-ci à partir de l'estimation du signal à l'itération précédente en se basant sur le modèle explicité par l'équation (2.30). Grâce à cela, l'algorithme peut estimer \mathbf{R} à partir d'une seule observation du signal, rendant possible une approche mono-rafale.

Il est à noter que l'IAA n'est pas un algorithme de détection. Comme le filtre adapté et la méthode de Capon, il fournit une estimée de la densité spectrale de puissance dans le domaine Doppler qu'il faut alors seuiller pour détecter les cibles.

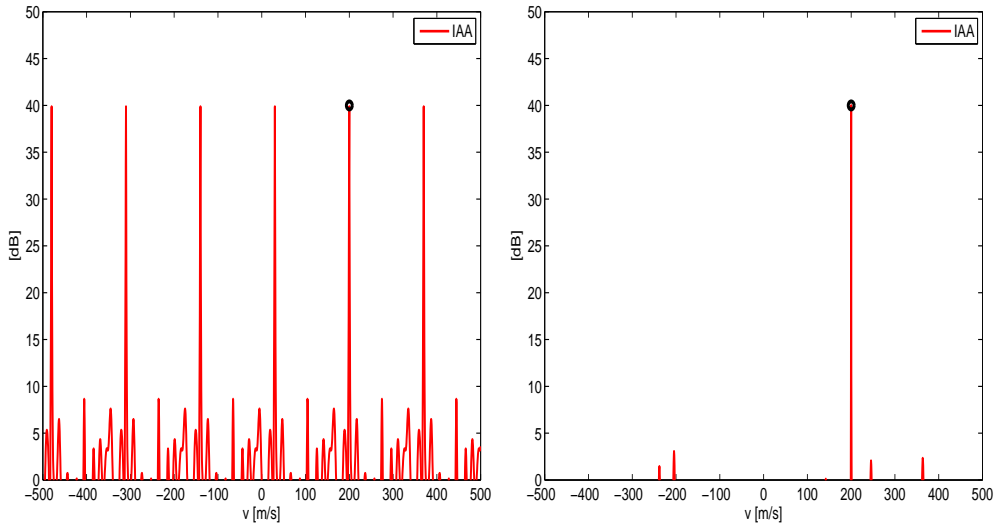
Algorithme IAA appliqué à la levée d'ambiguïté Doppler

On peut proposer une approche pour résoudre les ambiguïtés Doppler en utilisant l'algorithme IAA sous l'hypothèse de cibles non fluctuantes. Soit $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_K$ les signaux de K rafales à diversité de PRF ($M_1 \neq \dots \neq M_K, PRF_1 \neq \dots \neq PRF_K$ et par conséquent $\mathbf{A}_1 \neq \dots \neq \mathbf{A}_K$), on considère dans un premier temps que les cibles ne fluctuent pas de rafale à rafale ($\mathbf{x}_1 = \dots = \mathbf{x}_K = \mathbf{x}$). Dans l'approche proposée, les signaux des différentes rafales sont concaténés de manière à former un seul vecteur d'observation irrégulièrement échantillonné $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_K^T]^T$. Tout d'abord l'algorithme estime les coefficients \widehat{x}_i par filtrage adapté

$$\widehat{x}_i = \frac{\mathbf{a}^H(v_i)\mathbf{y}}{|\mathbf{a}(v_i)|^2} \quad (2.34)$$

Où $\mathbf{a}(v_i)$ est formé de la même manière que \mathbf{y} , $\mathbf{a}(v_i) = [\mathbf{a}_1^T(v_i), \dots, \mathbf{a}_K^T(v_i)]^T$. La matrice de covariance \mathbf{R} est ensuite estimée à partir du modèle de l'équation (2.30). Puis l'algorithme met à jour l'estimée des x_i en remplaçant $\widehat{\mathbf{R}}$ dans (2.29) avant de réitérer.

Cette approche est appliquée aux signaux concaténés de deux rafales de vitesses ambiguës $v_{amb_1} = 170m/s$ et $v_{amb_2} = 190m/s$. Ces signaux contiennent une cible non-fluctuante ambiguë de vitesse $v = 200m/s$ et du bruit blanc Gaussien, $SNR = 40dB$. Dans la figure 2.2, le résultat de cette approche est comparé au résultat classique de IAA lorsqu'il est appliqué au signal d'une seule rafale de vitesse ambiguë $v_{amb_1} = 170m/s$.



(a) IAA appliqué au signal d'une seule rafale (b) IAA appliqué aux signaux concaténés de deux rafales de différentes PRF

FIGURE 2.2 – Résultat de IAA en présence d'une cible ambiguë non-fluctuante. $v_{amb_1} = 170m/s$, $v_{amb_2} = 190m/s$, $v = 200m/s$.

La figure 2.2(a) montre que l'IAA appliqué au signal d'une seule rafale produit plusieurs pics aux vitesses $v \pm cv_{amb_1}$, $c \in \mathbb{N}$. Cela signifie qu'il ne permet pas, dans ce cas, de résoudre les ambiguïtés Doppler. En revanche, en appliquant cet algorithme aux signaux de plusieurs rafales acquises avec une diversité de PRF concaténées comme proposé, on distingue, figure 2.2(b), un seul pic significatif à la vitesse de la cible générée (indiquée par un cercle noir). L'approche proposée a donc permis de lever les ambiguïtés Doppler et d'estimer correctement la vitesse de la cible. Cette aptitude à résoudre les ambiguïtés Doppler est étroitement liée à l'utilisation au sein de l'algorithme du modèle linéaire direct $\mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}$ dans lequel

une coordonnée en vitesse génère toutes les ambiguïtés liées à la cible décrite. On retrouve cette capacité dans les critères ML.

Dans la figure 2.3, nous montrons ce que produit la même approche quand l'amplitude complexe de la cible fluctue de rafale à rafale. Dans ce cas, le signal résultant est sensiblement dégradé par rapport au précédent. Il présente des réponses importantes au niveau des ambiguïtés de la cible. En présence de plusieurs cibles fluctuantes, on ne pourra identifier ni le nombre de cibles ni leurs vitesses. Ceci est dû au fait que le modèle linéaire direct $\mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}$ n'est pas compatible avec des signaux pour lesquels l'égalité des réflectivités x_k n'est pas vérifiée. L'algorithme IAA n'est donc pas applicable tel quel à la levée d'ambiguïté Doppler lorsque les amplitudes complexes des cibles fluctuent de rafale à rafale.

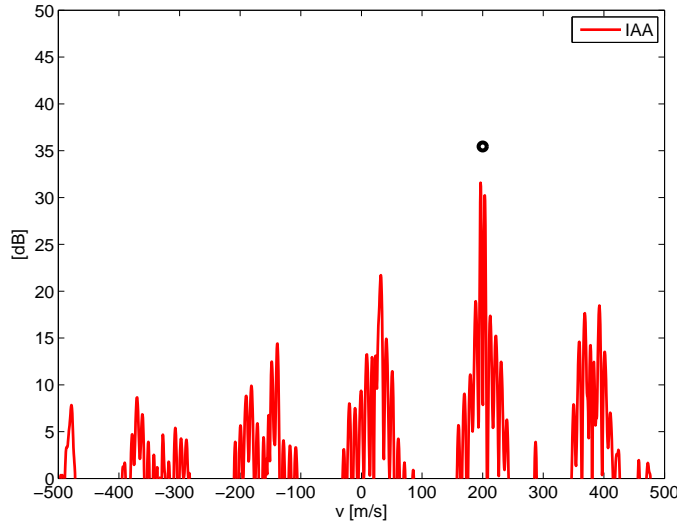


FIGURE 2.3 – Résultat de IAA appliqué aux signaux concaténés de deux rafales contenant une cible ambiguë fluctuante de rafale à rafale. $v_{amb_1} = 170m/s$, $v_{amb_2} = 190m/s$, $v = 200m/s$.

2.2.4.2 Matching Pursuit

Le Matching Pursuit (MP) [46] est un algorithme glouton qui reconstitue la solution d'un problème combinatoire par un parcours exhaustif des solutions. A chaque itération, une solution est choisie suivant un critère de sélection, puis le signal est mis à jour.

Le MP se base sur un dictionnaire, ici la matrice directionnelle Doppler $\mathbf{A}(\mathbf{v}_s)$,

pour minimiser un critère quadratique et estimer la réflectivité des cibles comme

$$\hat{\mathbf{x}} = \min_{\mathbf{x}_{MP}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v}_s) \mathbf{x}_{MP}\|^2 \quad (2.35)$$

où \mathbf{x}_{MP} est un vecteur parcimonieux dont certaines composantes sont nulles. Les composantes non-nulles de $\hat{\mathbf{x}}$ correspondent à des réflectivités complexes de cibles dont la vitesse est donnée par la composante de \mathbf{v}_s associée. Afin d'y parvenir, l'algorithme sélectionne à chaque itération l'indice i de la colonne du dictionnaire la plus alignée avec le résidu de l'itération précédente \mathbf{r}_{t-1}

$$i = \operatorname{argmax}_j |\mathbf{a}(v_{s_j})^H \mathbf{r}_{t-1}|^2 \quad (2.36)$$

Ce qui revient, dans le cas d'un radar Doppler, à une focalisation de Fourier (ou Beamformer) classique. La composante de $\hat{\mathbf{x}}$ associée prend alors la valeur non-nulle suivante

$$[\hat{\mathbf{x}}]_i = \mathbf{a}^H(v_{s_i}) \mathbf{r}_{t-1} \quad (2.37)$$

Le résidu, initialement égal au signal observé \mathbf{y} , est mis à jour, à chaque itération, en soustrayant la contribution de la colonne sélectionnée au résidu de l'itération précédente

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{t-1} - \mathbf{a}(v_{s_i}) [\hat{\mathbf{x}}]_i = \mathbf{y} - \sum_{l=1}^t \mathbf{a}(v_{s_i(l)}) [\hat{\mathbf{x}}]_{i(l)} \quad (2.38)$$

L'algorithme enchaîne les étapes de sélection et de mise à jour, c'est à dire l'estimation d'une cible par itération, jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt. Celui-ci peut être en lien avec l'énergie du résidu ou correspondre à un nombre maximal d'itérations. Il est intéressant, dans le cadre d'une application radar, d'utiliser un critère qui entraîne l'arrêt de l'algorithme lorsque la plus forte contribution du signal résiduel devient inférieure à un seuil fixé en fonction de la Probabilité de Fausse Alarme désirée. Le MP peut ainsi concilier détection et estimation de paramètres de cibles.

Les avantages majeurs du MP sont

- Sa simplicité d'implémentation.
- Le caractère parcimonieux de sa solution par rapport à une résolution classique du critère (2.35).
- Sa capacité à détecter les cibles au cours de l'estimation.

Ces avantages sont contrebalancés par les limitations suivantes

- La résolution itérative et sans correction par optimisation 1-D d'un critère multidimensionnel, qui a pour effet de cumuler les erreurs d'estimation au cours des itérations et qui ne permet pas de garantir la convergence de l'algorithme vers le minimum global.

- La faible résolution de l'algorithme qui n'est autre que celle du filtre adapté.
- Puisque rien ne garantit à l'itération courante que le résidu soit orthogonal à l'ensemble des réponses précédemment sélectionnées, l'algorithme peut éventuellement les re-sélectionner. Le nombre d'itérations nécessaires à la convergence peut alors être bien plus élevé que le nombre de cibles et les paramètres estimés peuvent être grandement faussés.

Cette dernière limitation a motivé le développement d'une variante nommée Orthogonal Matching Pursuit.

2.2.4.3 Orthogonal Matching Pursuit

L'Orthogonal Matching Pursuit [52] a été proposé pour pallier au problème rencontré par son prédécesseur, le MP, qui n'empêche pas la sélection répétitive d'une même colonne du dictionnaire. L'OMP suit les mêmes étapes que le MP, il sélectionne à chaque itération la colonne la plus alignée avec le résidu courant puis met à jour le résidu. A la différence du MP, l'OMP s'assure à chaque itération que le résidu soit orthogonal à l'ensemble des colonnes précédemment sélectionnées. En effet, après sélection de la colonne la plus corrélée au résidu, l'OMP décrit dans l'algorithme 2, ajoute la vitesse associée à l'ensemble des vitesses correspondant aux colonnes précédemment sélectionnées pour former ce qui s'appelle l'ensemble actif, initialement vide.

$$\hat{\mathbf{v}} \leftarrow [\hat{\mathbf{v}}, [\mathbf{v}_s]_{n_{max}}] \quad (2.39)$$

Le résidu, \mathbf{r} , est ensuite mis à jour par la projection orthogonale du signal observé sur le sous-espace vectoriel engendré par $\mathbf{A}\hat{\mathbf{v}}$

$$\mathbf{r} = \mathbf{P}_{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{v}})}^\perp \mathbf{y} = \mathbf{y} - \mathbf{P}_{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{v}})} \mathbf{y} \quad (2.40)$$

Le calcul du projecteur orthogonal $\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{v}})}^\perp$ nécessite une inversion matricielle dont le coût peut être réduit et la stabilité améliorée par le biais d'une décomposition QR [44].

L'OMP réitère les étapes précédentes tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait. Le vecteur d'amplitudes complexes des cibles \mathbf{x} peut être estimé à posteriori par moindres carrés, comme :

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^\dagger(\hat{\mathbf{v}}) \mathbf{y} \quad (2.41)$$

L'OMP présente les mêmes avantages que son prédécesseur, le MP, il identifie à chaque itération la cible prépondérante du signal résiduel et soustrait sa contribution avant de réitérer. Son fonctionnement est comparable à une approche du type CLEAN [33] et reste moins intensif qu'une approche plus précise, de type RELAX

Algorithme 2 OMP

$$\mathbf{v}_s = [v_{s_1}, \dots, v_{s_{N_v}}]$$

Initialization :

$$\mathbf{r} = \mathbf{y}, \hat{\mathbf{v}} = \phi$$

$$\mathbf{l} = |\mathbf{A}^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}|^2$$

$$n_{max} = \operatorname{argmax}_n \mathbf{l}(n)$$

While $\mathbf{l}(n_{max}) > \lambda$

▷ Detection

$$\hat{\mathbf{v}} = [\hat{\mathbf{v}}, [\mathbf{v}_s]_{n_{max}}]$$

▷ Update actif set

$$\mathbf{r} = \mathbf{P}_{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{v}})}^\perp \mathbf{y}$$

▷ Update residual

$$\mathbf{l} = |\mathbf{A}^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}|^2$$

$$n_{max} = \operatorname{argmax}_n \mathbf{l}(n)$$

▷ Selection

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^\dagger(\hat{\mathbf{v}}) \mathbf{y}$$

[41], qui considère simultanément les différentes réponses estimées, à travers un mécanisme de correction itérative, appliqué après chaque nouvelle détection de cible. L'avantage de tels processus itératifs par rapport au traitement classique par filtrage adapté est qu'ils permettent de révéler la présence de cibles ayant de faibles réflectivités, appelées 'petites cibles', masquées par les lobes secondaires de cibles fortes. Nous proposons de vérifier cela à travers un exemple illustratif. Dans cet exemple, l'OMP est appliqué au signal d'une rafale contenant une cible de forte réflectivité $|x_1|^2 = 50dB$ de vitesse radiale $v_1 = 20m/s$ et une petite cible $|x_2|^2 = 15dB$ de vitesse radiale $v_2 = 35m/s$. Le signal considéré contient en plus des contributions des deux cibles, du bruit blanc Gaussien de variance $\sigma_n^2 = 0dB$. Les principales caractéristiques de ce signal sont décrites dans la table 2.1 ci-dessous

Caractéristiques	Valeurs
Fréquence porteuse (GHz)	3
PRF (Hz)	3400
Nombre d'impulsions	17
Résolution Doppler (m/s)	10
Vitesse ambiguë (m/s)	170

TABLE 2.1 – Caractéristiques du signal observé

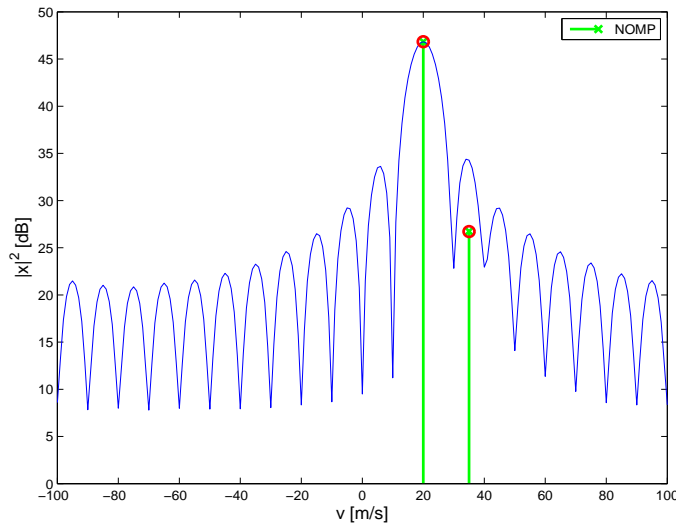


FIGURE 2.4 – Résultat de l’OMP en présence d’une cible faible masquée par le lobe secondaire d’une cible forte.

Dans la figure 2.4, les deux cibles sont représentées en rouge. La ligne continue en bleu représente la puissance du signal en sortie du filtre adapté $P(v) = |\mathbf{a}(v)^H \mathbf{y}|^2$. Elle montre que la cible faible est masquée par l’un des lobes secondaires de la cible forte. Nous pouvons constater que l’OMP a, quant à lui, permis de détecter tout aussi bien la cible forte que la petite cible et d’estimer correctement leur vitesse et leur intensité.

Limitations de l’OMP

Ambiguïtés Bien qu’extrêmement populaire, l’OMP rencontre, pour les applications traitées dans ce travail, de nombreuses limitations. En raison du choix séquentiel de contributions pour maximiser l’intensité, l’OMP est fortement sensible au problème d’ambiguïté : le choix d’une coordonnée de vitesse vraie ou ambiguë dépend du bruit de mesure ainsi que des interférences entre les différentes réponses de cibles.

Grille Comme la plupart des algorithmes itératifs, l’OMP utilise une grille pour discrétiser et estimer les paramètres de cibles. Quand la vitesse vraie d’une cible correspond à une valeur hors-grille, comme dans l’exemple illustré par la figure 2.5, l’OMP assimile sa vitesse au point le plus proche de la grille. L’algorithme utilise alors plusieurs contributions qui permettent de reconstituer le signal mesuré.

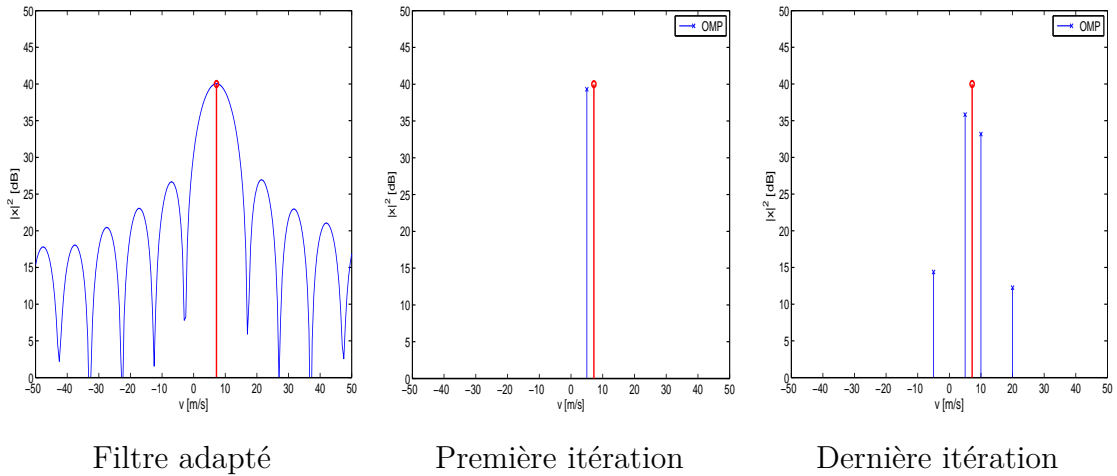


FIGURE 2.5 – Illustration du problème de la grille. Vitesse de la cible $v = 7.22\text{m/s}$, grille $\mathbf{v}_s = [-50 : 5 : 50]\text{m/s}$.

Résolution L'OMP estime itérativement les vitesses radiales des cibles en se basant sur le filtre adapté dont la résolution est donnée par

$$\delta v = \frac{1}{MT} \quad (2.42)$$

Lorsque l'écart des vitesses de deux cibles Δv est inférieur à δv , l'OMP ne peut plus les distinguer, l'estimée est alors incorrecte, ce qui conduit à la création de fausses alarmes.

Dans les figures 2.6 et 2.7, nous présentons le résultat de l'OMP en cas de cibles situées dans la même case Doppler, en distinguant : le cas de cibles en phase ($\arg(x_1 x_2^*) = 0$) et le cas de cibles en opposition de phase ($\arg(x_1 x_2^*) = \pi$).

Selon que les cibles soient en phase, figure 2.6(a), ou en opposition de phase, figure 2.7(a), le filtre adapté présente un ou deux pics principaux dont les vitesses ne correspondent pas aux vitesses des deux cibles. L'OMP sélectionne alors à la première itération l'un de ces pics comme la réponse dominante du signal. L'erreur d'estimation est propagée sur les estimées suivantes et conduit à la création de fausses alarmes.

Deux cibles présentant un écart de vitesse inférieur à la résolution ne peuvent donc pas être appréhendées correctement par l'OMP, dont l'application génère de sévères fausses alarmes.

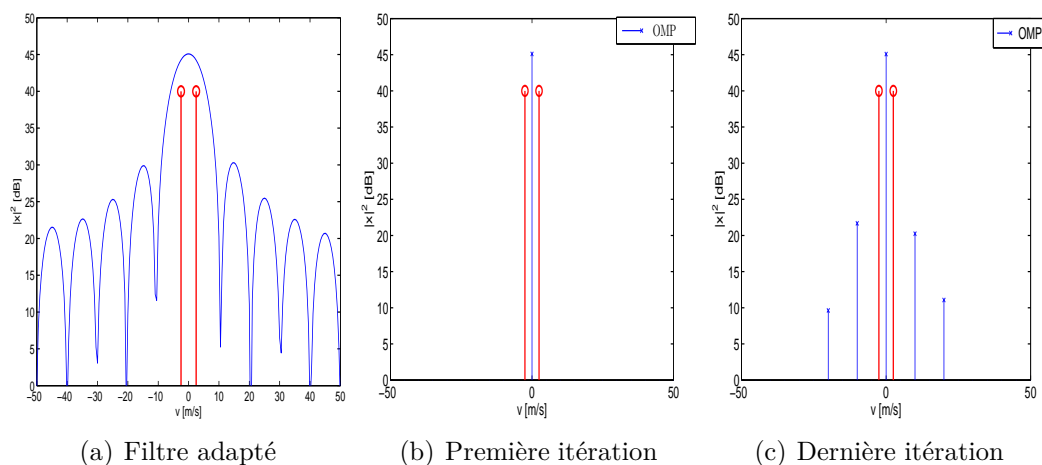


FIGURE 2.6 – Comportement de l’OMP en présence de deux cibles en phase dans la même cellule de résolution Doppler. $v_1 = -2.5m/s$, $v_2 = 2.5m/s$; $\delta v = 10m/s$; $\mathbf{v}_s = [-50 : 1 : 50]m/s$; $\arg(x_1x_2^*) = 0$.

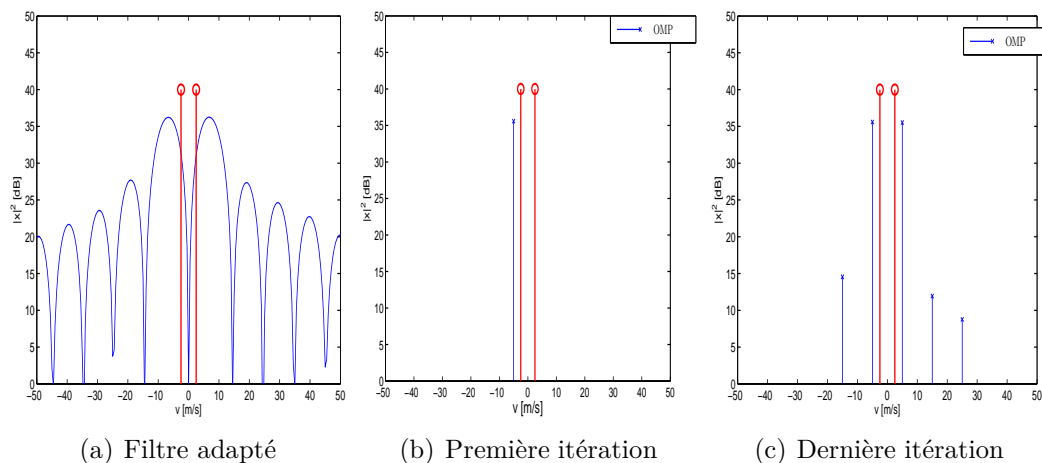


FIGURE 2.7 – Comportement de l’OMP en présence de deux cibles en opposition de phase dans la même cellule de résolution Doppler. $v_1 = -2.5m/s$, $v_2 = 2.5m/s$; $\delta v = 10m/s$; $\mathbf{v}_s = [-50 : 1 : 50]m/s$; $\arg(x_1x_2^*) = \pi$.

2.3 Techniques d'estimation proposées

2.3.1 Objectifs et scénarios associés

Nous proposons, dans ce qui suit, des solutions pour remédier successivement aux problèmes :

- d'ambiguïté
- de grille
- de faible résolution
- de sélection séquentielle

rencontrés par l'OMP. Dans les simulations présentées par la suite, nous appliquons les algorithmes proposés aux signaux de $K = 5$ rafales affectés par un bruit de mesure de puissance $\sigma_n^2 = 1$ et dont les paramètres sont décrits dans le tableau 2.2.

Paramètres	rafale 1	rafale 2	rafale 3	rafale 4	rafale 5
Fréquence porteuse (GHz)	3	3.01	3.025	3.015	3.02
PRF (Hz)	3400	3812.7	4235	4623	5033.3
Nombre d'impulsions	17	19	21	23	25
Résolution Doppler (m/s)	10	10	10	10	10
Vitesse ambiguë (m/s)	170	190	210	230	250

TABLE 2.2 – Paramètres de simulation

Afin d'évaluer les algorithmes proposés, on considère les différents scénarios présentés ci-après.

Scénarios de levée d'ambiguïté

Scénario A1 : une cible ambiguë en vitesse Les signaux observés contiennent une cible ambiguë de vitesse $v = 270m/s$ (facteurs d'ambiguïté $\rho_1 = 1.58$, $\rho_2 = 1.42$, $\rho_3 = 1.28$, $\rho_4 = 1.17$, $\rho_5 = 1.08$).

Scénario A2 : deux cibles dont les réponses ambiguës interfèrent On considère deux cibles aux vitesses $v_1 = 170m/s = v_{amb_1}$ et $v_2 = -230m/s = -v_{amb_4}$. Comme nous pourrions le constater à partir de la figure 2.10(a), ce scénario donne lieu à plusieurs coïncidences entre les réponses ambiguës des cibles, dans l'intervalle de vitesses $[-500, 500]m/s$.

Scénario A3 : deux cibles avec une cible masquée par la réponse ambiguë de l'autre Les signaux observés contiennent deux cibles : l'une d'entre

elles est un écho fixe $v_1 = 0m/s$ de forte puissance moyenne $50dB$ et l'autre, une cible rapide $v_2 = -230m/s$ de faible puissance moyenne comparée à la première cible $20dB$. Il est à noter que la vitesse de la seconde cible coïncide exactement avec une réponse ambiguë de la première cible $v_2 = -v_{amb_4}$.

Grille

Scénario G1 : une seule cible hors grille On génère une cible à une vitesse $v = 7.22m/s$ et on utilise une grille de vitesses \mathbf{v}_s pour l'estimation qui s'étend de -50 à $-50m/s$ avec un pas de $5m/s$.

Scénario G2 : une cible (performances d'estimation de vitesse) Dans ce scénario, visant à évaluer les performances de l'algorithme en terme d'estimation de vitesse, les signaux observés contiennent une seule cible de vitesse aléatoire dans l'intervalle de vitesses $[-1000 : 1000]m/s$.

Scénario G3 : deux cibles proches Le scénario fait intervenir deux cibles, espacées en vitesse de $\frac{\delta v}{2}$ placées aléatoirement dans l'intervalle de vitesses $[-1000 : 1000]m/s$.

Résolution

Scénario R1 : muti-cibles avec cibles proches Scénario avec six cibles dont trois dans la même cellule de résolution Doppler $v_1 = -10m/s$, $v_2 = -4m/s$ et $v_3 = 0m/s$ ($\delta v = 10m/s$). Les trois autres ont des réponses ambiguës qui interfèrent : $v_4 = -803m/s$, $v_5 = -617m/s$, $v_6 = 50m/s$ ($v_4 + v_{amb_2} = -613m/s$ et $v_5 + v_{amb_2} = -807m/s$) ($v_4 + 5v_{amb_1} = 47m/s$, $v_6 - 5v_{amb_1} = -800m/s$).

Scénario R2 : deux cibles proches (précision d'estimation de vitesse) Dans ce scénario, les signaux observés contiennent deux cibles dont les vitesses sont espacées de $\frac{\delta v}{2} = 5m/s$. La grille considérée s'étend de $-8v_{amb_5}$ à $8v_{amb_5}$ ($[-2000 : 2000]m/s$) avec un pas en vitesse égal à $\frac{\delta v}{2}$.

Scénario R3 :deux cibles proches (performances de séparation) Ce scénario est proposé pour étudier les performances en terme de probabilité de séparation, $Pres$, de l'algorithme proposé. Pour comparer les courbes $Pres - SNR$ de l'algorithme proposé aux bornes (supérieure et inférieure) optimales de séparation définies dans [59], on considère le cas d'un signal mono-rafale (rafale 1, table 2.2) qui contient deux cibles non-ambiguës. L'algorithme est testé dans le cas de cibles

en phase et en opposition de phase pour différents écarts de vitesse entre les cibles : $\Delta v = \frac{\delta v}{3}$, $\Delta v = \frac{\delta v}{4}$, $\Delta v = \frac{\delta v}{6}$ et $\Delta v = \frac{\delta v}{8}$.

Scénario R4 : multicibles avec cibles non-séparables Dans ce scénario, le signal observé (rafale 1, table 2.2) contient $N_t = 5$ cibles non-fluctuantes aux vitesses $v_1 = 20m/s$, $v_2 = 22,5m/s$, $v_3 = 3m/s$, $v_4 = 50m/s$ et $v_5 = 75m/s$. Les deux premières cibles sont des cibles proches $|v_1 - v_2| = \frac{\delta v}{4}$ en phase $\arg(x_1 x_2^*) = 0$.

2.3.2 Algorithme itératif pour la levée d'ambiguïté Doppler

Dans cette section, on se consacre au développement d'un algorithme itératif permettant de lever les ambiguïtés Doppler à partir de réponses à plusieurs rafales de PRF différentes, de cibles dont la vitesse coïncide sur l'ensemble des rafales. Les amplitudes complexes des cibles étant décorrélatées, en raison de l'utilisation de fréquences porteuses différentes de rafale à rafale, le problème qui se pose se traduit de la manière suivante [19]

On cherche à estimer les solutions $\hat{\mathbf{x}}_1, \dots, \hat{\mathbf{x}}_K$, réalisations indépendantes de même distribution Gaussienne, qui minimisent l'erreur quadratique globale

$$\sum_{k=1}^K \|\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_s) \mathbf{x}_k\|^2 \quad (2.43)$$

Ce problème est un cas particulier du 'Multiple Measurement Vector (MMV) problem' [17], où les dimensions des signaux observés et les dictionnaires \mathbf{A}_k sont différents de rafale à rafale.

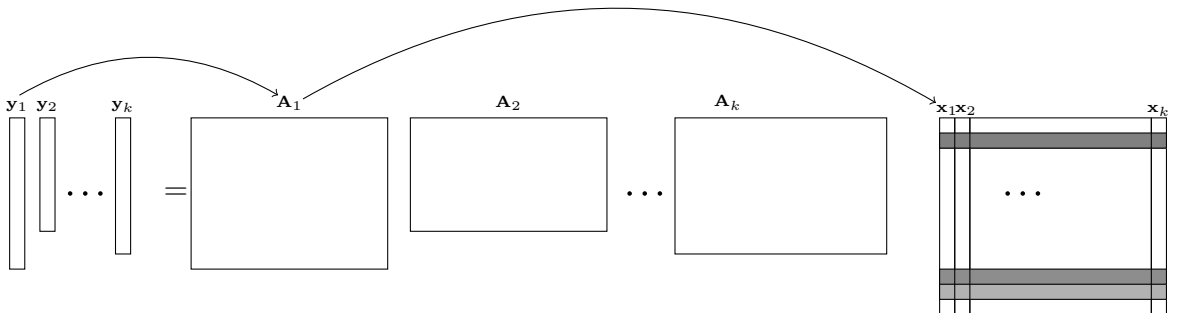


FIGURE 2.8 – Problème de levée d'ambiguïté Doppler interprété comme un cas particulier du MMV

Pour lever les ambiguïtés Doppler, l'algorithme proposé, nommé 'Iterative Multiple-Burst Algorithm (IMBA) [3], effectue les étapes suivantes

Sélection A chaque itération, l'IMBA sélectionne la coordonnée de vitesse, $[\mathbf{v}_s]_{n_{max}}$, donnée par

$$n_{max} = \underset{n}{\operatorname{argmax}} \mathbf{l}_\Sigma([\mathbf{v}_s]_n) \quad \text{avec} \quad \mathbf{l}_\Sigma = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k = \sum_{k=1}^K |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2 \quad (2.44)$$

La somme décrite dans (2.44) est connue en radar sous le nom d'intégration incohérente. La figure 2.9, représente une moyenne du signal obtenu par intégration incohérente des signaux du scénario mono-cible A1. Grâce à la diversité de PRF, les lobes principaux des réponses de la cible ne se superposent qu'à sa vraie vitesse. On constate de ce fait un pic dominant à la vraie vitesse de la cible avec une intensité $\simeq 47dB$ et plusieurs pics de même intensité ($\simeq 40dB$) reflétant les réponses ambiguës de la cible. L'intégration a donc permis d'obtenir un gain de $10\log_{10}K \simeq 7dB$ à la vraie vitesse de la cible, ce qui permet de lever l'ambiguïté Doppler.

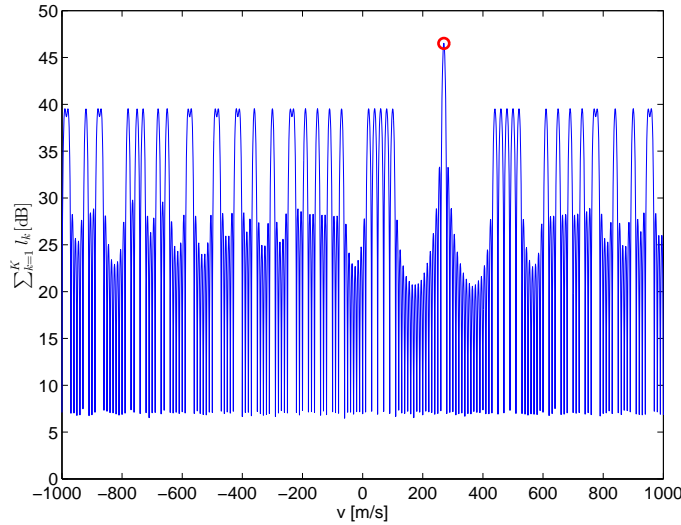


FIGURE 2.9 – Gain d'intégration incohérente. Cible ambiguë en vitesse avec facteurs d'ambiguïté $\rho_1 = 1.58$, $\rho_2 = 1.42$, $\rho_3 = 1.28$, $\rho_4 = 1.17$, $\rho_5 = 1.08$).

Dans certains cas, par exemple lorsque les réponses ambiguës de cibles sont proches, l'action combinée des interférences entre les réponses et du bruit peut conduire à une intensité résultante supérieure à l'intensité du signal aux vraies vitesses des cibles. L'intégration incohérente peut alors conduire

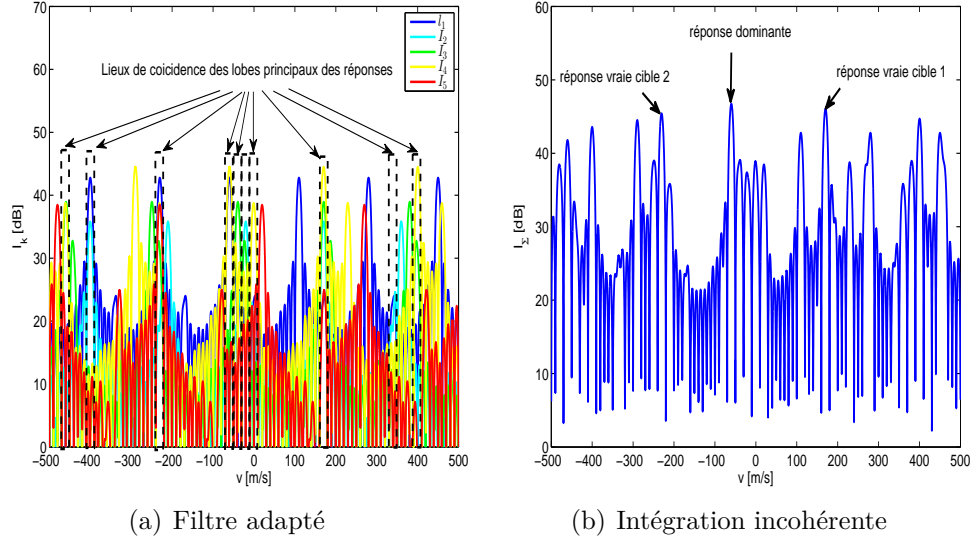


FIGURE 2.10 – Coïncidence des réponses ambiguës de cibles. Scénario A2 avec deux cibles de vitesse $v_1 = 170\text{m/s} = v_{amb_1}$, $v_2 = -230\text{m/s} = -v_{amb_4}$.

à la création de réponses fantômes ou fausses alarmes. On illustre cela dans la figure 2.10 qui se réfère au scénario A2. Dans la figure 2.10(b), le signal résultant de l'intégration incohérente est maximal à la vitesse $v = -400\text{m/s}$. Cette vitesse, qui est différente des vitesses des cibles, correspond, comme on peut le voir sur la figure 2.10(a), à l'une des vitesses pour lesquelles les réponses ambiguës des deux cibles coïncident.

Afin de pallier à ce phénomène, nous proposons de précéder l'intégration incohérente par une présélection à l'aide d'un test dit L/K . Ce test consiste à comparer les signaux $|\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$ de chacune des K rafales à un seuil de détection λ puis à sélectionner les coordonnées de vitesses pour lesquelles le seuil aura été dépassé au moins L fois. Les vitesses correspondantes sont stockées dans un vecteur \mathbf{v}_{sel} . Suite à cela, l'algorithme choisit parmi les coordonnées de vitesses sélectionnées, celle qui maximise

$$\mathbf{I}_\Sigma(\mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{I}_k(\mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_{\text{sel}}) \mathbf{r}_k|^2 \quad (2.45)$$

Dans la figure 2.11, on trace la probabilité de sélectionner une réponse ambiguë à la première itération, $Perreur$, du critère de sélection basé sur l'intégration incohérente, que l'on compare à celle du critère double, test du 3/5 suivi de l'intégration incohérente. On effectue pour cela 1000 simulations de Monte-Carlo à partir du scénario A2 pour différentes valeurs de SNR des

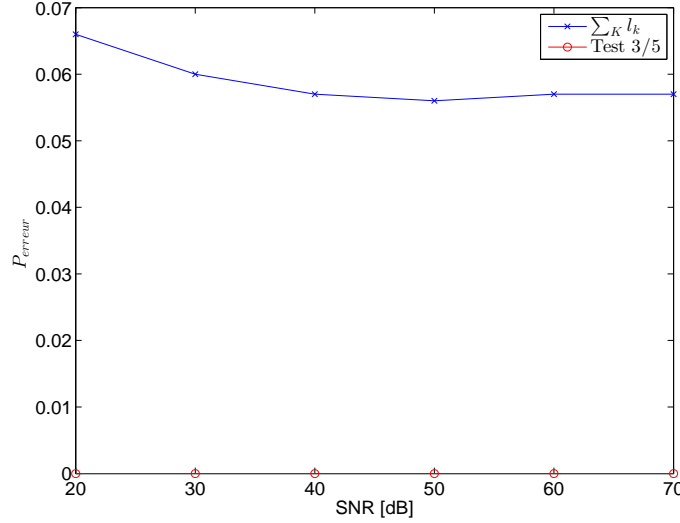


FIGURE 2.11 – Performance des critères pour la levée d'ambiguïté : cas de deux cibles dont les réponses ambiguës coïcident.

cibles. On constate que le test du 3/5 a permis de dissiper toute chance de sélectionner une réponse ambiguë plutôt que l'une des vraies réponses de cibles. Ce résultat confirme l'intérêt d'une étape de présélection basée sur le test du L/K .

En d'autres termes, l'IMBA sélectionne à chaque itération la cible qui est détectée au moins sur L rafales parmi K et dont la somme des énergies sur les K rafales est maximale. Pour des rafales de différentes vitesses ambiguës, les réponses de la cible ne se superposent qu'à sa vraie vitesse. Le signal résultant de l'intégration incohérente est donc maximal à cette vitesse, ce qui permet à l'IMBA de résoudre les ambiguïtés Doppler. L'intégration est précédée par le test du L/K qui permet de vérifier qu'il y a bien eu détection sur un certain nombre de rafales et contribue ainsi à écarter certains cas pouvant induire l'algorithme en erreur.

La vitesse correspondant à la coordonnée sélectionnée est ensuite ajoutée à l'ensemble actif qui contient les vitesses de toutes les cibles sélectionnées jusqu'à l'itération courante

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \left[\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}} \right] \quad (2.46)$$

avec

$$n_{\text{max}} = \underset{n}{\operatorname{argmax}} \mathbf{I}_{\Sigma}([\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n) \quad (2.47)$$

Mise à jour Après l'étape de sélection, le résidu de chaque rafale, initialement égal au signal observé, est mis à jour de la manière suivante

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}})}^\perp \mathbf{y}_k \quad (2.48)$$

Les opérations de sélection et de mise à jour du résidu sont alternées tant qu'au moins une cible est détectée sur L rafales parmi K .

La figure 2.12 montre comment ce mécanisme itératif permet de lever l'ambiguïté Doppler dans le cas d'un scénario avec deux cibles dont l'une est masquée par la réponse ambiguë de l'autre (scénario A3). Dans la figure 2.12(a), on trace les signaux $l_k(v) = |\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{y}_k|^2$ des $K = 5$ rafales. Comme nous pouvons le constater, la cible de faible réflectivité est totalement masquée par l'une des ambiguïtés de l'écho fixe de forte réflectivité. Après intégration incohérente, figure 2.12(b), on constate que le signal $\sum_{k=1}^K |\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{y}_k|^2$ comporte un pic dominant à la vitesse vraie de la cible de forte réflectivité qui est sélectionnée par l'IMBA. Les contributions de cette cible sont ensuite soustraites des signaux observés et les résidus obtenus sont intégrés, comme nous pouvons le constater à travers la figure 2.12(c), cela permet de révéler la présence de la cible de faible réflectivité à sa vitesse vraie qui est à son tour sélectionnée par l'IMBA.

Expression du Seuil pour une P_{fa} fixée et probabilité de détection associée

Sous l'hypothèse H_0 ($\mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k$, $k = 1, \dots, K$), le signal observé de chaque rafale suit un processus aléatoire blanc Gaussien complexe dont les parties réelle et imaginaire sont indépendantes, centrées et de même variance $\frac{\sigma_n^2}{2}$. L'intensité $l = |\mathbf{a}^H(v) \mathbf{y}|^2$ suit une loi exponentielle de paramètre $\frac{1}{\sigma_n^2}$ dont la densité de probabilité s'écrit

$$P(l) = \frac{1}{\sigma_n^2} \exp\left(\frac{-l}{\sigma_n^2}\right) \quad (2.49)$$

La probabilité que l dépasse le seuil de détection λ , P_{fa} , est donnée par

$$P_{fa} = \int_{\lambda} P(l) dl = \exp\left(\frac{-\lambda}{\sigma_n^2}\right) \quad (2.50)$$

L'expression du seuil de détection λ pour une P_{fa} donnée est

$$\lambda = -\sigma_n^2 \log P_{fa} \quad (2.51)$$

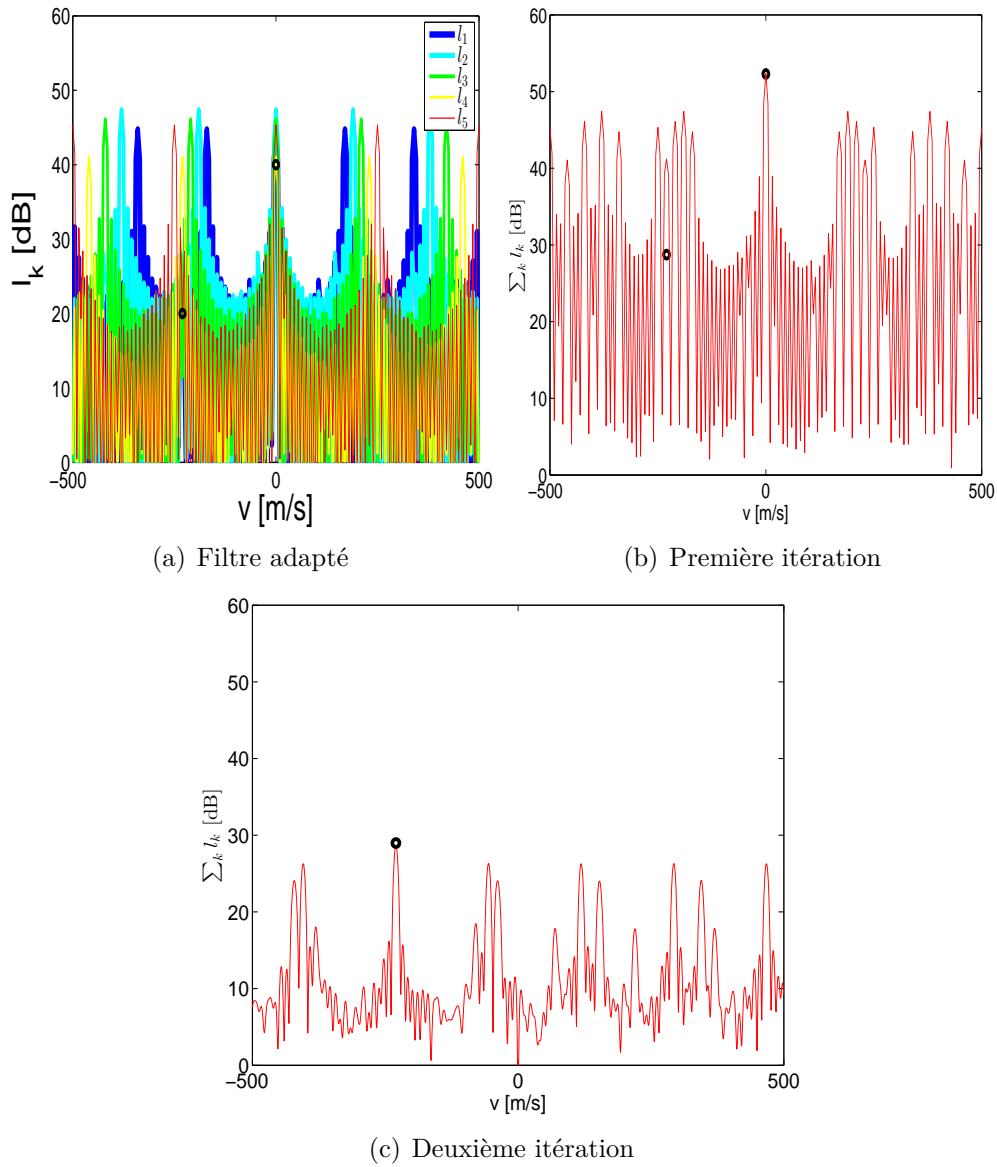


FIGURE 2.12 – Levée d’ambiguïté : cas d’une cible de faible réflectivité occultée par une réponse ambiguë d’une cible de forte réflectivité ($v_1 = 0m/s$, $v_2 = -230m/s = -v_{amb_4}$, $= 230m/s$).

Sous H_1 ($\mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k + \mathbf{a}_k(v)x_k$, $k = 1, \dots, K$), chaque signal observé \mathbf{y}_k contient du bruit thermique et une cible d'amplitude complexe x_k constante au sein de la rafale, qui est une réalisation d'un processus Gaussien complexe dont la phase est uniformément distribuée dans $[0, 2\pi]$ et dont les parties réelle et imaginaire sont indépendantes, centrées et de même variance $\frac{\sigma_x^2}{2}$, l'intensité du signal focalisé à la vitesse vraie de la cible $|\mathbf{a}^H(v)\mathbf{y}|^2$ suit une loi exponentielle de paramètre $\frac{1}{\sigma_n^2 + \sigma_x^2}$ dont la densité de probabilité s'écrit [72]

$$P(l) = \frac{1}{\sigma_n^2 + \sigma_x^2} \exp\left(\frac{-l}{\sigma_n^2 + \sigma_x^2}\right) = \frac{1}{\sigma_n^2(1 + \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2})} \exp\left(\frac{-l}{\sigma_n^2(1 + \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2})}\right) \quad (2.52)$$

En posant $SNR = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2}$ on a

$$P(l) = \frac{1}{\sigma_n^2(1 + SNR)} \exp\left(\frac{-l}{\sigma_n^2(1 + SNR)}\right) \quad (2.53)$$

La probabilité de détection sur une rafale s'écrit alors de la manière suivante

$$P_d = \int_{\lambda} P(l) dl = \exp\left(\frac{-\lambda}{\sigma_n^2(1 + SNR)}\right) = P_{fa}^{\frac{1}{1+SNR}} \quad (2.54)$$

Les probabilités de détection et de fausse alarme associées au critère L/K sont données par [67]

$$P_{d_{L/K}} = \sum_{m=L}^K \frac{K!}{m!(K-m)!} P_d^m (1 - P_d)^{K-m} \quad (2.55)$$

et

$$P_{fa_{L/K}} = \sum_{m=L}^K \frac{K!}{m!(K-m)!} P_{fa}^m (1 - P_{fa})^{K-m} \quad (2.56)$$

Il est à noter que pour des valeurs de SNR suffisamment grandes (selon les valeurs de L et de K) $P_{d_{L/K}}$ est en général supérieure à la probabilité de détection sur une seule rafale P_d .

Algorithme 3 IMBA

$$\mathbf{v}_s = [v_{s_1}, \dots, v_{s_{N_v}}]$$

Initialization :

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi, \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \phi$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k; \mathbf{l}_k(\mathbf{v}_s) = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i]$$

While $\mathbf{v}_{\text{sel}} \neq \phi$ **do**

$$\mathbf{l}_{\Sigma}(\mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k(\mathbf{v}_{\text{sel}})$$

$$n_{\text{max}} = \text{argmax}_n \mathbf{l}_{\Sigma}([\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n) \quad \triangleright \text{Detect over pre-selected coordinates}$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = [\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}}] \quad \triangleright \text{Update active set}$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}})}^{\perp} \mathbf{y}_k \quad \triangleright \text{Update residuals}$$

$$\mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i] \quad \triangleright \text{Update } L/K \text{ pre-selection}$$

For $k = 1 : K$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k^{\dagger}(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) \mathbf{y}_k$$

2.3.3 Algorithme itératif pour l'estimation hors grille

Comme cela a été montré précédemment, les performances des algorithmes d'estimation itérative sont sensibles à l'alignement des vitesses cibles par rapport à la grille de recherche. Les cibles ayant des vitesses radiales quelconques, la discrétisation de l'espace de recherche conduit généralement à des erreurs d'estimation et à des fausses alarmes. Une solution proposée dans [45] consiste à utiliser une grille qui est raffinée itérativement autour de la vitesse d'intérêt. Cette approche qui se traduit par un zoom progressif autour de la solution estimée par une grille grossière, devient complexe et sujette à de nombreux réglages lorsque le nombre de cibles est élevé.

Dans une autre approche [20],[55], les auteurs proposent de résoudre le problème de la grille en optimisant un critère nommé Continuous Basis Pursuit Denoising (CBPDN). Dans ce critère, le modèle du signal considéré est formulé de manière à prendre en compte les erreurs de modélisation par la grille en utilisant un développement au premier ordre du vecteur directionnel $\mathbf{a}(v)$ autour d'une coordonnée faisant partie de la grille

$$\mathbf{a}(v) \approx \mathbf{a}(v_{s_i}) + \Delta v \left. \frac{\partial \mathbf{a}(v)}{\partial v} \right|_{v=v_{s_i}} \quad (2.57)$$

où $\Delta v = v - v_{s_i}$ représente l'écart entre la vitesse, v , d'une cible et le point le plus proche de la grille. Dans le cas d'une grille uniforme, en posant $\vartheta = v_{s_{i+1}} - v_{s_i}$ le pas de grille, on a $\Delta v \in [-\frac{\vartheta}{2}, \frac{\vartheta}{2}]$.

A partir de l'approximation faite en (2.57), le modèle d'observation peut s'écrire sous la forme suivante

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{v}_s)\mathbf{x} + \mathbf{\Lambda}(\mathbf{v}_s)\text{diag}(\Delta \mathbf{v})\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (2.58)$$

où $\mathbf{\Lambda}(\mathbf{v}_s) = [\frac{\partial \mathbf{a}(v_{s_1})}{\partial v_{s_1}}, \dots, \frac{\partial \mathbf{a}(v_{s_{N_v}})}{\partial v_{s_{N_v}}}]$ et $\Delta \mathbf{v} = [\Delta v_1, \dots, \Delta v_{N_v}]^T$

Nous nous sommes appuyés sur ce modèle pour développer un algorithme itératif avec grille adaptative, l'Adaptive Grid Iterative Algorithm (AGIA)[3]. Dans chaque itération de cet algorithme, la vitesse de la nouvelle cible détectée est d'abord estimée sur la grille en se basant sur le maximum du filtrage adapté du résidu de signal. Puis, l'ensemble des vitesses estimées jusque-là, $\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}$, est réajusté par descente de gradient. Le critère considéré est le suivant

$$J_{AGIA}(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{A}}(\mathbf{v})\tilde{\mathbf{x}}\|^2 \quad (2.59)$$

où $\tilde{\mathbf{A}}$ est un dictionnaire augmenté de la forme suivante :

$$\tilde{\mathbf{A}}(\mathbf{v}_s) = [\mathbf{A}(\mathbf{v}_s)\mathbf{\Lambda}(\mathbf{v}_s)] \quad (2.60)$$

et

$$\tilde{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \Delta \mathbf{v} \odot \mathbf{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_n \\ \text{diag}(\Delta \mathbf{v}) \end{bmatrix} \mathbf{x} \quad (2.61)$$

avec n l'indice de l'itération courante.

En posant $\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{A}}(\hat{\mathbf{v}}) [\mathbf{I}_n \ \Delta \mathbf{v}]^T$, le minimum de (2.59) par rapport à \mathbf{x} conduit à la solution

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{C}^\dagger \mathbf{y} \quad (2.62)$$

qui dépend de $\Delta \mathbf{v}$, on propose donc d'optimiser le critère J_{AGIA} alternativement et de manière itérative par rapport à $\Delta \mathbf{v}$ et \mathbf{x} .

Le critère (2.59) pour l'estimation de $\Delta \mathbf{v}$ s'écrit de la manière suivante

$$J_{AGIA}(\Delta \mathbf{v}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}(\mathbf{v})\text{diag}(\mathbf{x})\Delta \mathbf{v}\|^2 \quad (2.63)$$

En posant $\mathbf{g} = \mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}$ et $\mathbf{B} = \mathbf{\Lambda}(\mathbf{v})\text{diag}(\mathbf{x})$, la dérivée du critère 2.63 par rapport à $\Delta \mathbf{v}$ est donnée par

$$\frac{\partial J_{AGIA}}{\Delta \mathbf{v}} = -2\text{Re}(\mathbf{B}^H \mathbf{g}) + 2\text{Re}(\mathbf{B}^H \mathbf{B} \Delta \mathbf{v}) \quad (2.64)$$

où $\text{Re}[\alpha]$ désigne la partie réelle du nombre complexe α .

La dérivée s'annule pour

$$\Delta \mathbf{v} = \text{Re}(\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \text{Re}(\mathbf{B}^H \mathbf{g}) \quad (2.65)$$

L'algorithme altère l'estimation \mathbf{x} selon (2.62) et de $\Delta \mathbf{v}$ selon (2.65) jusqu'à stabilisation de la solution (par exemple quand $\|\Delta \mathbf{v}\|$ devient très petit). L'ensemble actif est ensuite corrigé

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} + \Delta \mathbf{v} \quad (2.66)$$

Pour finir, le résidu est mis à jour suivant (2.40).

Nous avons étendu cet algorithme au traitement des signaux issus de plusieurs rafales pour la levée d'ambiguïté Doppler. Comme l'AGIA, l'Adaptive Grid Multiple-Burst Iterative Algorithm (AGIMBA), décrit dans la table 4, estime d'abord les vitesses des cibles sur grille, cette fois-ci, en utilisant le critère de sélection l'IMBA. Puis il ajuste les vitesses de toutes les cibles sélectionnées par descente de gradient. Le critère qu'il optimise s'écrit

$$J_{AGIMBA}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \mathbf{v}) = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{y}_k - \tilde{\mathbf{A}}_k(\mathbf{v})\tilde{\mathbf{x}}_k\|^2 \quad (2.67)$$

avec $\tilde{\mathbf{A}}_k(\mathbf{v}_s) = [\mathbf{A}_k(\mathbf{v}_s)\mathbf{\Lambda}_k(\mathbf{v}_s)]$ où $\mathbf{\Lambda}_k(\mathbf{v}_s) = [\frac{\partial \mathbf{a}_k(v_{s_1})}{\partial v_{s_1}}, \dots, \frac{\partial \mathbf{a}_k(v_{s_{Nv}})}{\partial v_{s_{Nv}}}]$ et $\tilde{\mathbf{x}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_n \\ \Delta \mathbf{v} \end{bmatrix} \mathbf{x}_k$

Comme précédemment, l'algorithme résout ce critère en l'optimisant successivement par rapport à \mathbf{x}_k et $\Delta \mathbf{v}$. Les solutions par rapport \mathbf{x}_k et $\Delta \mathbf{v}$ sont données par

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{C}_k^\dagger \mathbf{y}_k \quad (2.68)$$

et

$$\Delta \mathbf{v} = \left(\sum_{k=1}^K \text{Re}(\mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k) \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \text{Re}(\mathbf{B}_k^H \mathbf{g}_k) \right) \quad (2.69)$$

avec $\mathbf{C}_k = \tilde{\mathbf{A}}_k(\mathbf{v}) [\mathbf{I}_n \ \Delta \mathbf{v}]^T$, $\mathbf{g}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v})\mathbf{x}_k$ et $\mathbf{B}_k = \mathbf{\Lambda}_k(\mathbf{v})\text{diag}(\mathbf{x}_k)$.

Lorsque la solution se stabilise, l'AGIMBA corrige l'ensemble actif $\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}$ en remplaçant l'estimée de $\Delta \mathbf{v}$ dans 2.66, puis il met à jour les résidus suivant (2.48). Il réitère les étapes de sélection, correction et mise à jour tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait.

Algorithme 4 AGIMBA

$$\mathbf{v}_s = [v_{s_1}, \dots, v_{s_{N_v}}]$$

Initialization :

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi, \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \phi$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k; \mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i]$$

While $\mathbf{v}_{\text{sel}} \neq \phi$ **do**

$$\mathbf{l}_{\Sigma}(\mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k(\mathbf{v}_{\text{sel}})$$

$$n_{\text{max}} = \text{argmax}_n \mathbf{l}_{\Sigma}([\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n) \quad \triangleright \text{Detect over pre-selected coordinates}$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = [\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}}] \quad \triangleright \text{Update active set } \Delta \mathbf{v} = \mathbf{0}$$

do

For $k = 1 : K$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \left(\tilde{\mathbf{A}}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) [\mathbf{I}_n \Delta \mathbf{v}]^T \right)^\dagger \mathbf{y}_k$$

$$\Delta \mathbf{v} = \left(\sum_{k=1}^K \text{Re}(\mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k) \right)^{-1} \left(\sum_{k=1}^K \text{Re}(\mathbf{B}_k^H \mathbf{g}_k) \right)$$

$$(\mathbf{g}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) \hat{\mathbf{x}}_k; \mathbf{B}_k = \mathbf{\Lambda}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}_k))$$

Until convergence

$$\hat{\mathbf{v}} = \hat{\mathbf{v}} + \Delta \mathbf{v}$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}})}^\perp \mathbf{y}_k \quad \triangleright \text{Update residuals}$$

$$\mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i] \quad \triangleright \text{Update } L/K \text{ pre-selection}$$

For $k = 1 : K$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k^\dagger(\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) \mathbf{y}_k$$

Evaluation de l'AGIMBA

Afin d'illustrer l'amélioration apportée par l'étape de correction dans l'AGIMBA, nous comparons, en premier lieu, les résultats de l'IMBA et de l'AGIMBA à travers un exemple mettant en scène une cible ayant une vitesse hors grille, puis nous évaluons les performances d'estimation de l'AGIMBA par simulations de Monte-Carlo.

La figure 2.13 illustre le résultat des algorithmes IMBA et AGIMBA appliqués aux signaux du scénario G1 qui contiennent une cible dont la vitesse n'appartient pas à la grille. L'IMBA fait une erreur en approximant la vitesse de la cible par la vitesse de la grille qui s'en rapproche le plus, ce qui conduit, comme on peut le voir, à générer plusieurs fausses alarmes. L'AGIMBA, quant à lui, parvient à estimer correctement la vitesse et l'intensité de la cible et ne génère ainsi aucune fausse alarme.

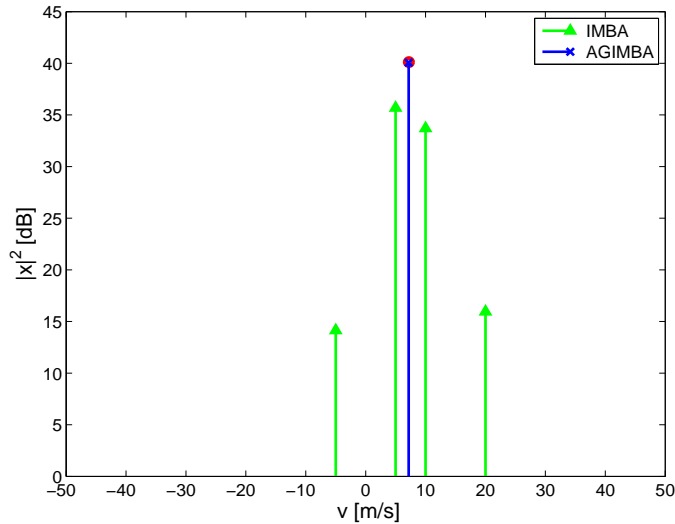


FIGURE 2.13 – IMBA versus AGIMBA 'cible hors grille'. Vitesse de la cible $v = 7.22m/s$; grille $\mathbf{v}_s = [-50 : 5 : 50]m/s$.

Afin d'évaluer les performances de l'AGIMBA en terme d'estimation de vitesse, on trace la courbe donnant la racine de l'erreur quadratique moyenne en anglais Root Mean Square Error en fonction du SNR (courbe RMSE-SNR). Pour cela, on effectue 500 simulations Monte-Carlo avec des tirages aléatoires de la vitesse de la cible dans l'intervalle de vitesses $[-1000 : 1000]m/s$ et des réalisations indépendantes de sa réflectivité x et du bruit de mesure n . La grille de vitesses prise en compte par l'algorithme est $\mathbf{v}_s = [-1000 : 5 : 1000]m/s$.

La courbe RMSE-SNR de l'AGIMBA est comparée à la borne de Cramer-Rao, en anglais Cramer-Rao Bound (CRB). La CRB donne l'expression analytique de la

variance minimale atteignable par un estimateur dans le cas d'un modèle donné. Dans le cas déterministe, la CRB pour l'estimation de vitesse est donnée par [69]

$$CRB = \frac{\sigma_n^2}{2} \left[\Re \left\{ \sum_{k=1}^K (\mathbf{D}_k(\mathbf{v})^H \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\mathbf{v})}^\perp \mathbf{D}_k(\mathbf{v})) \odot \hat{\mathbf{R}}_x \right\} \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (2.70)$$

où, $\mathbf{D}_k(\hat{\mathbf{v}}) = [\frac{\partial \mathbf{a}(v_1)}{\partial v}, \dots, \frac{\partial \mathbf{a}(v_{N_t})}{\partial v}]$ et $\hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H$. Il est important de noter que, dans la suite de ce document, il sera fait référence au SNR après traitement cohérent Doppler ($SNR = MSNR_1$ où M désigne le nombre d'impulsions de la rafale et $SNR_1 = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2}$ le SNR sur une impulsion [60]).

Dans la figure 2.14, nous traçons la courbe RMSE-SNR de l'AGIMBA pour le scénario G2 que nous comparons à la borne de Cramer-Rao [70]. On constate que la courbe RMSE-SNR de l'AGIMBA est proche de la CRB, l'algorithme permet donc bien de résoudre le problème de la grille.

Afin d'évaluer les performances d'estimation de l'AGIMBA en présence de cibles

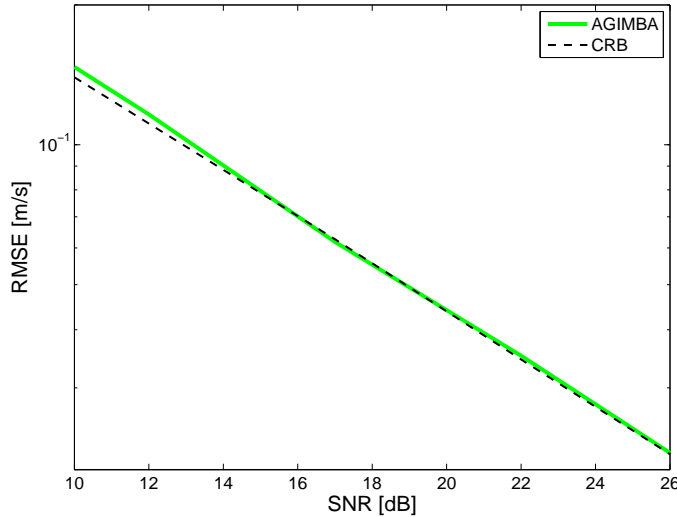


FIGURE 2.14 – Performances d'estimation de l'AGIMBA 'scénario mono-cible'. Cible de vitesse aléatoire dans $[-1000 : 1000]m/s$; grille de vitesses $\mathbf{v}_s = [-1000 : 5 : 1000]m/s$.

proches, nous comparons la courbe RMSE-SNR de cet algorithme à la CRB dans le cas du scénario G3. La courbe RMSE-SNR de l'algorithme est tracée à partir de 500 simulations de Monte-Carlo avec des réalisations indépendantes des vitesses et réflectivités des cibles et du bruit de mesure.

La figure 2.15, représentant les performances d'estimation de la vitesse de l'une des deux cibles, permet de constater qu'en cas de cibles proches, les performances

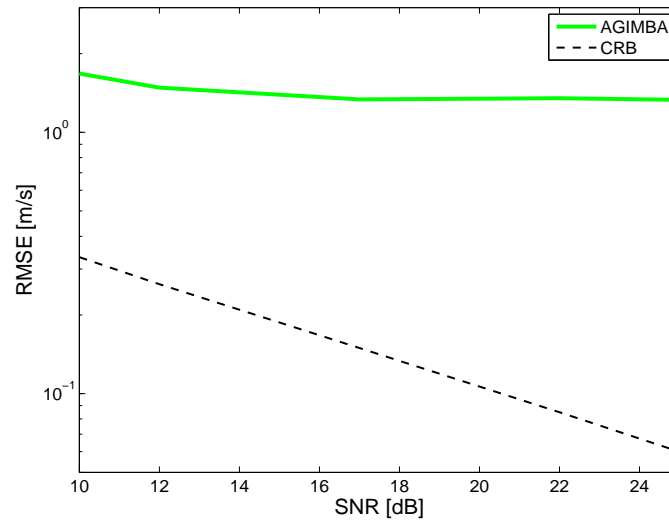


FIGURE 2.15 – Performances d'estimation de l'AGIMBA 'cibles proches'. Scénario G3 avec deux cibles dont les vitesses sont espacées de $\frac{\delta v}{2}$.

d'estimation de l'AGIMBA ne sont plus proches des limites des performances optimales. Cet algorithme s'appuie sur une descente de gradient pour corriger les vitesses des cibles, il est, par conséquent, sujet à la convergence vers un minimum local.

2.3.4 Algorithme itératif pour l'estimation de cibles proches

Afin de s'affranchir simultanément des problèmes de grille et de faible résolution, évoqués précédemment, nous proposons d'ajouter à l'IMBA une étape de correction basée sur l'optimisation du critère du maximum de vraisemblance qui s'applique, à chaque itération, simultanément à l'estimation courante et à l'ensemble des estimations faites aux itérations précédentes. Dans le ReIMBA, l'estimation sur grille fournie par le critère de sélection de l'IMBA est corrigée en résolvant le critère DML de manière relâchée. L'algorithme proposé porte de ce fait le nom de Relaxed Iterative Multiple-Burst Algorithm (ReIMBA) [2] en référence à l'algorithme RELAX [41] dont il s'inspire. Après initialisation du résidu $\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k$, $k = 1, \dots, K$ et de l'ensemble actif $\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \phi$, le ReIMBA présenté table 5 s'enchaîne de la manière suivante

Sélection sur grille de la vitesse de la cible prépondérante suivant le critère double du IMBA et ajout de cette vitesse à l'ensemble actif $\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}$.

Correction L'estimation de \mathbf{v} se fait à travers un critère des moindres carrés non-linéaires de la forme

$$J_{\text{ReIMBA}} = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\mathbf{v})}^\perp \mathbf{y}_k\|^2 \quad (2.71)$$

La complexité de résolution de ce critère multidimensionnel est proportionnelle au nombre de cibles présentes dans l'ensemble actif. Le coût de calcul associé à son optimisation peut être réduit de manière significative, en résolvant successivement (2.71) par rapport à chaque vitesse de l'ensemble actif tel que proposé dans l'approche RELAX[41]. Le critère est ainsi relâché en un ensemble de critères monodimensionnels plus simples à résoudre.

Mise à jour des résidus

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}})}^\perp \mathbf{y}_k \quad (2.72)$$

avec $\hat{\mathbf{v}}$ les vitesses estimées à l'étape précédente.

Le ReIMBA est ainsi une solution itérative et rapide au critère DML qui permet de résoudre les ambiguïtés Doppler.

Algorithme 5 ReIMBA

$$\mathbf{v}_s = [v_{s_1}, \dots, v_{s_{N_v}}]$$

Initialization :

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi, \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \phi$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k; \mathbf{l}_k(\mathbf{v}_s) = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i]$$

While $\mathbf{v}_{\text{sel}} \neq \phi$ **do**

$$\mathbf{l}_{\Sigma}(\mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k(\mathbf{v}_{\text{sel}})$$

$$n_{\text{max}} = \text{argmax}_n \mathbf{l}_{\Sigma}([\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n) \quad \triangleright \text{Detect over pre-selected coordinates}$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = [\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}}] \quad \triangleright \text{Update active set}$$

$$\hat{\mathbf{v}} = \text{Relax}(\mathbf{y}_k, \mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}}), \mathbf{v}_{\text{init}} = \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}) \quad \triangleright \text{Correct active set}$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{v}})}^{\perp} \mathbf{y}_k \quad \triangleright \text{Update residuals}$$

$$\mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi$$

For $i = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{v}_s]_i) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_i] \quad \triangleright \text{Update } L/K \text{ pre-selection}$$

For $k = 1 : K$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k^{\dagger}(\hat{\mathbf{v}}) \mathbf{y}_k$$

Evaluation du ReIMBA

Nous présentons dans ce qui suit différents résultats de simulations permettant d'évaluer les performances du ReIMBA. Nous comparons en premier lieu les algorithmes ReIMBA à l'IMBA sur un scénario comprenant des cibles proches et hors grille. Nous évaluons ensuite les performances de l'algorithme en terme de précision d'estimation et de pouvoir de séparation, en les comparant aux bornes théoriques optimales définies précédemment.

La figure 2.16 présente les résultats de l'IMBA et du ReIMBA sur le scénario R1. Elle permet de constater que l'IMBA a détecté 9 cibles au lieu des 6 réellement présentes. Les trois artefacts sont dus à une mauvaise estimation des cibles dont les vitesses sont proches, à savoir les cibles 1, 2 et 3. Quand aux cibles 4,5 et 6, l'IMBA est parvenu à bien estimer leur vitesse malgré l'influence que peuvent avoir les réponses ambiguës les unes sur les autres. Nous expliquons cela comme suit : prenons par exemple le cas des cibles 4 et 5, leurs contributions mutuelles n'ont d'influence l'une sur l'autre que sur la rafale 2. Or, dans l'IMBA, l'estimation se fait en sélectionnant le maximum des signaux intégrés de toutes les rafales observées ($K = 5$ dans ce scénario). L'intégration sur plusieurs rafales permet de compenser l'erreur introduite par l'influence mutuelle des deux cibles sur une rafale. Pour les mêmes raisons, bien que la contribution de la cible 4 ait été perturbée par l'une des réponses ambiguës de la cible 5 sur la deuxième rafale et par une réponse ambiguë de la cible 6 sur la première rafale, l'IMBA est tout de même parvenu à bien estimer sa vitesse. Intéressons nous à présent au résultat du ReIMBA. Nous pouvons constater que l'algorithme a bien détecté 6 cibles et a estimé correctement leurs vitesses radiales.

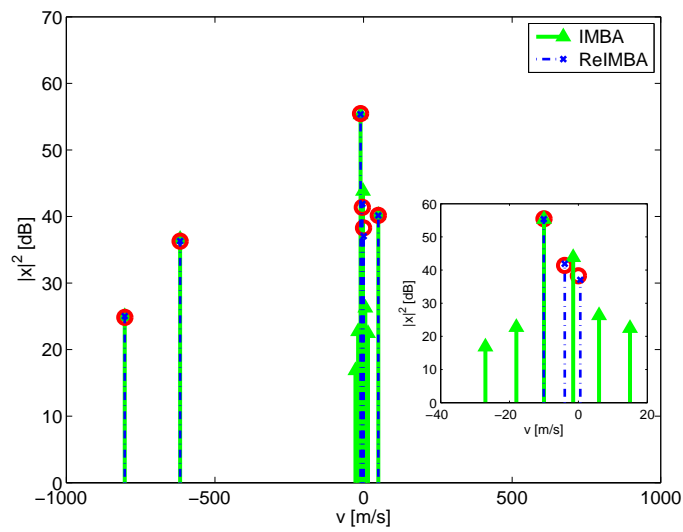


FIGURE 2.16 – IMBA Vs. ReIMBA 'scénario multicibles avec cibles proches'.
 $v_1 = -10m/s, v_2 = -4m/s, v_3 = 0m/s, v_4 = -803m/s, v_5 = -617m/s$ ($v_4 + v_{amb_2} = -613m/s$ et $v_5 + v_{amb_2} = -807m/s$), $v_6 = 50m/s$ ($v_4 + 5v_{amb_1} = 47m/s$ et $v_6 - 5v_{amb_1} = -800m/s$), $\delta v = 10m/s$.

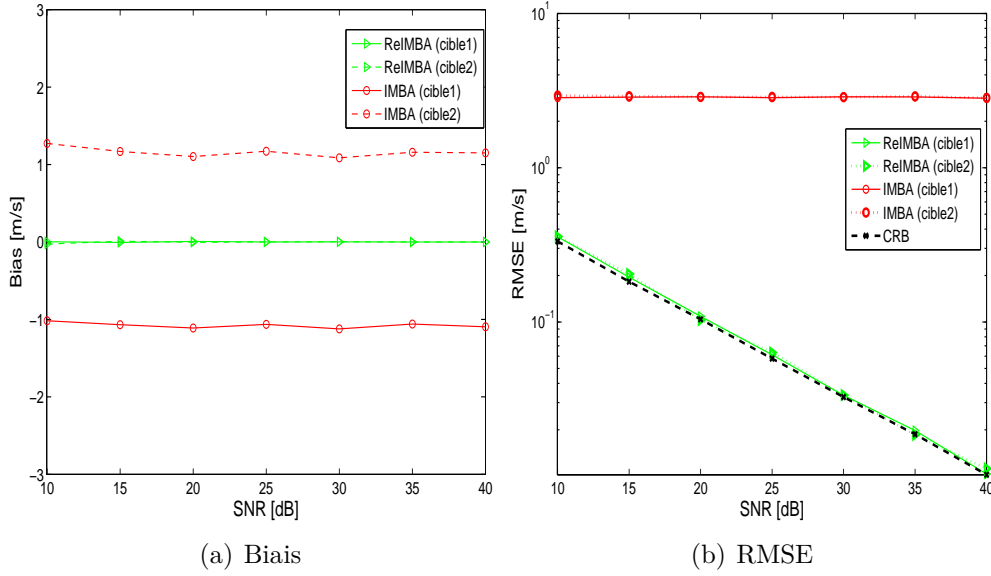


FIGURE 2.17 – Performances d'estimation 'cibles proches'. $|v_1 - v_2| \frac{\delta v}{2}$.

La figure 2.17 permet d'évaluer les performances d'estimation des algorithmes IMBA et ReIMBA en présence de deux cibles proches (scénario R2). Dans cette figure, nous présentons les courbes biais-SNR, figure 2.17(a) et RMSE-SNR, figure 2.17(b), sur l'estimation de vitesse de deux cibles espacées en vitesse de seulement $\frac{\delta v}{2}$. En raison de l'influence mutuelle qu'exerce chaque cible sur l'autre, l'estimation fournie par l'IMBA est biaisée et la RMSE est loin de la borne optimale quel que soit le SNR; ce qui traduit un problème lié effectivement aux interférences entre les réponses des cibles et non à la puissance du bruit. Le ReIMBA estime quant à lui les vitesses des cibles avec un biais nul, la courbe RMSE-SNR de cet algorithme est proche de la CRB. Cet algorithme qui fournit, comme nous l'avons mentionné, une solution itérative et rapide au critère DML, atteint les performances optimales attendues malgré les interférences entre les réponses de cibles qui sont bien filtrées par la sélection L/K .

Nous évaluons à présent l'algorithme en terme de probabilité de séparation, $Pres$, dans le cas de cibles proches. La probabilité de séparation est définie dans [59] comme la probabilité de distinguer les cibles présentes dans le signal et d'estimer leurs paramètres dans un intervalle requis. Les bornes (supérieure et inférieure) optimales de séparation définies dans [59] délimitent l'intervalle de confiance de la probabilité de séparation en fonction du SNR des cibles. Dans le cas estimateur Gaussien, tel que peut l'être un estimateur du DML dans la région asymptotique, la probabilité de séparation pour l'estimation des vitesses de deux cibles de SNR

donnée est comprise dans l'intervalle de confiance

$$(P(v) < 1)_{LB} \leq Pres \leq (P(v) < 2)_{UB} \quad (2.73)$$

avec

$$P(v) = \frac{\exp\left(\frac{-v}{4}\left(\frac{1}{s_1} + \frac{1}{s_2}\right)\right)}{2\sqrt{s_1}\sqrt{s_2}} I_0\left(\frac{v}{4}\left(\frac{1}{s_1} - \frac{1}{s_2}\right)\right) \quad (2.74)$$

où s_1 et s_2 sont les valeurs propres de $\frac{\xi_{req}^+ + \xi_{req}^-}{2} CRB$ avec $\xi_{req}^+ = \xi_{req}^- = \xi_{req}$ représente la précision d'estimation requise et $I_0(z)$ est la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre zéro.

Dans la figure 2.18, nous présentons les courbes $Pres - SNR$ de l'algorithme ReIMBA que nous comparons aux bornes optimales de séparation définies dans (2.73). L'algorithme a été testé dans les conditions décrites dans le scénario R3.

A partir des figures 2.18(a), 2.18(c) et 2.18(e), représentant le cas de deux cibles en phase, on remarque qu'au-delà d'une certaine valeur de SNR qui varie en fonction de l'écart entre les deux cibles, les performances de séparation du ReIMBA sont dans l'intervalle délimité par les bornes de séparation optimales ($\Delta v = \frac{\delta v}{3}, SNR_{\min} = 42dB, \Delta v = \frac{\delta v}{4}, SNR_{\min} = 42dB, \Delta v = \frac{\delta v}{6}, SNR_{\min} = 42dB$ et $\Delta v = \frac{\delta v}{8}, SNR_{\min} = 42dB$). Cela signifie que quand deux cibles proches sont en phase et que leur SNR est supérieur aux limites évoquées, les performances de séparation du ReIMBA sont optimales. Quand le SNR des cibles devient inférieur à ces limites, l'algorithme n'atteint plus les bornes optimales. Nous expliquons cela par le fait, qu'il devient difficile de détecter la seconde cible après soustraction de la première contribution détectée, dont la coordonnée de vitesse se situe entre les vitesses des deux cibles et dont l'intensité est proportionnelle à la somme de leurs intensités (voir figure 2.6). Dans les figures 2.18(b), 2.18(d) et 2.18(f), les deux cibles sont en opposition de phase. Dans ce cas, nous pouvons constater que l'algorithme a des performances de séparation optimales quelque soit le SNR des cibles et leur écart en vitesse. Pour expliquer cela, nous proposons de revenir au résultat de la figure 2.7. Dans cette figure, nous pouvons voir que quand les cibles sont en opposition de phase, la superposition de leur contribution forme deux lobes distincts et éloignés de plus d'une cellule de résolution Doppler. Ainsi quand le ReIMBA soustrait la première contribution détectée, l'effet de la soustraction de ce signal sur la contribution de la seconde cible est moindre.

Dans la figure suivante, nous illustrons un exemple dans lequel le ReIMBA détecte une cible au lieu de deux et étudions l'effet de cette erreur sur un scénario multi-cibles. Dans le scénario simulé, les signaux observés contiennent cinq cibles non-fluctuantes aux vitesses $v_1 = 20m/s, v_2 = 22,5m/s, v_3 = 3m/s, v_4 = 50m/s$ et $v_5 = 75m/s$. Les deux premières cibles ont des paramètres (vitesse $v_1 =$

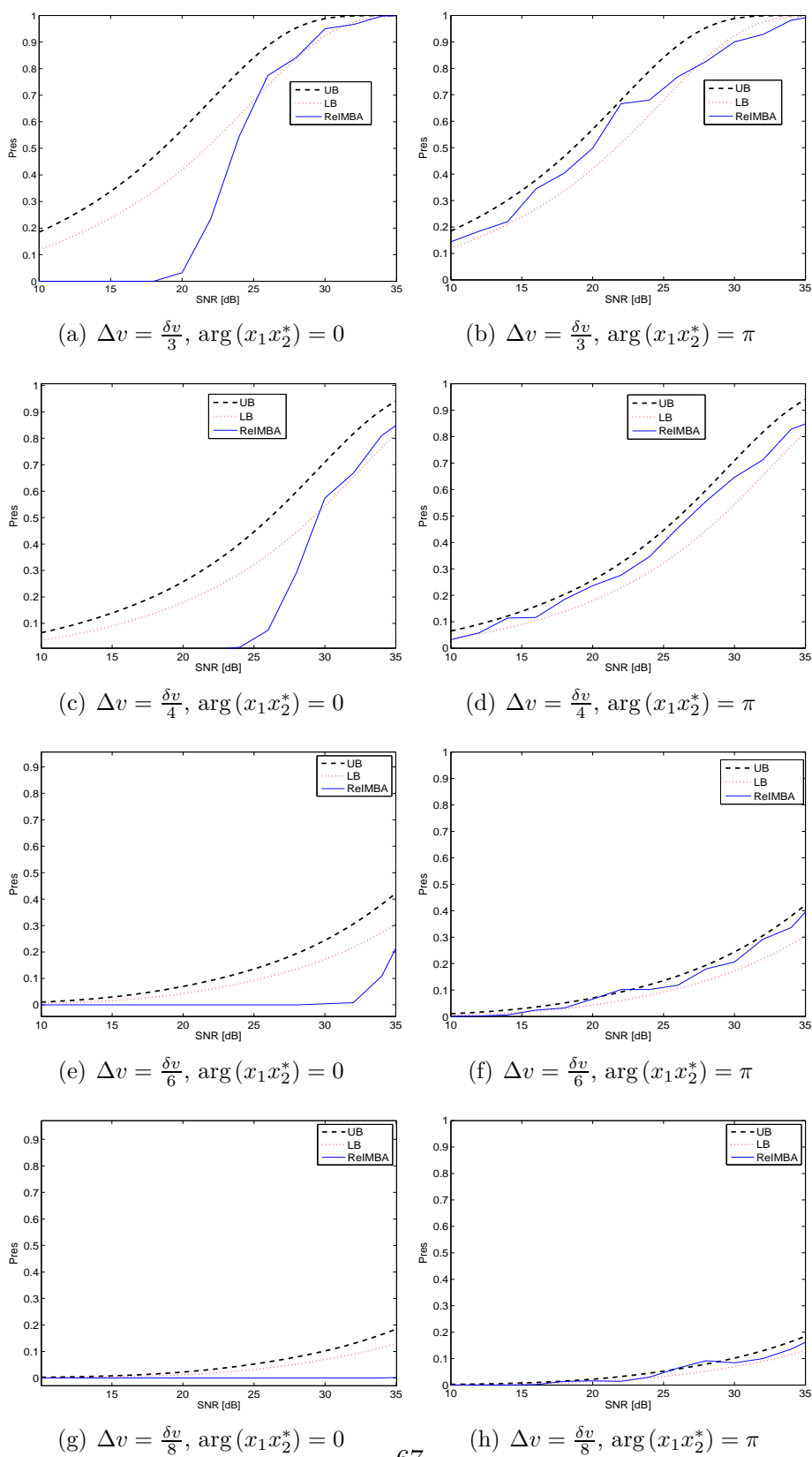


FIGURE 2.18 – Probabilité de séparation ReIMBA. Signal d'une rafale de $M = 17$ impulsions.

20m/s , $v_2 = 22,5\text{m/s}$, SNRs $SNR_1 = SNR_2 = 25\text{dB}$ et phases $\arg(x_1 x_2^*) = 0$) tels que le ReIMBA a, selon la courbe 2.18, de faibles chances de les séparer.

La figure 2.19 montre que même si le ReIMBA n'a pas pu séparer les deux cibles,

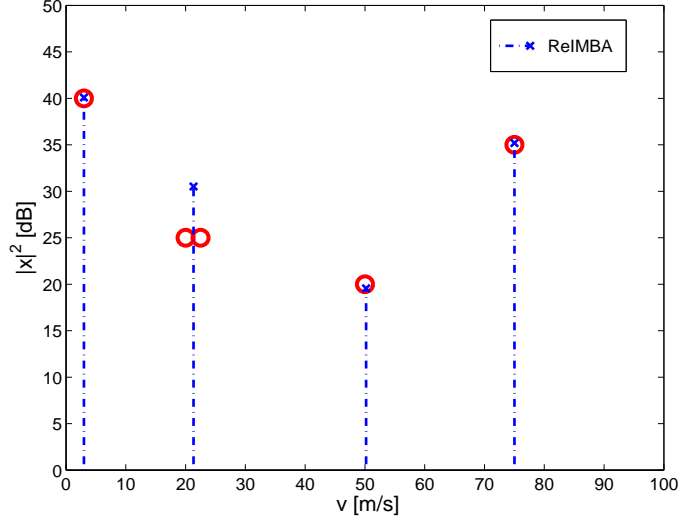


FIGURE 2.19 – Résultat du ReIMBA 'cibles non séparables'. $v_1 = 20\text{m/s}$, $v_2 = 22,5\text{m/s}$, $v_3 = 3\text{m/s}$, $v_4 = 50\text{m/s}$, $v_5 = 75\text{m/s}$, $\delta v = 10\text{m/s}$

l'erreur d'estimation n'a pas eu d'effet sur l'estimation des autres cibles et n'a pas généré de fausses alarmes. Quand le ReIMBA ne peut pas séparer les cibles, la contribution estimée compense les contributions des deux cibles qui sont en général très proches en vitesse.

2.3.5 Algorithme itératif pour une meilleure séparation des cibles

Les résultats précédents ont permis de soulever un problème lié au comportement de l'algorithme proposé qui, rappelons le, soustrait à chaque itération la contribution d'une cible avant d'en détecter une nouvelle. Quand deux cibles sont proches et que leurs contributions se confondent en un seul lobe principal, un tel processus conduit à n'en détecter qu'une seule. Afin d'y remédier, nous proposons de soumettre le résultat du ReIMBA à un test d'hypothèse. Le test permet de considérer l'éventualité d'une hypothèse multi-cibles pour chaque cible détectée par le ReIMBA. Nous nommons le nouvel algorithme Enhanced Relaxed Multiple-Burst Algorithm (E-ReIMBA). Les étapes de cet algorithme s'articulent de la manière suivante

- D'abord le ReIMBA estime les vitesses et amplitudes complexes des N cibles qu'il détecte suivant le processus itératif décrit dans la table 5.

- A la fin des itérations du ReIMBA, le E-ReIMBA effectue un test d'hypothèse pour chaque cible détectée par le ReIMBA, par ordre de détection. Dans le n ème test, les contributions des $N - 1$ cibles non concernées par le test sont soustraites aux signaux observés des différentes rafales

$$\tilde{\mathbf{y}}_{n,k} = \mathbf{y}_k - \sum_{i=1, i \neq n}^N \mathbf{a}(\hat{v}_i) \hat{x}_{i,k} \quad (2.75)$$

L'algorithme teste pour commencer l'hypothèse H_2 : la cible sous test est en réalité le fruit des contributions de deux cibles proches. Pour cela, il initialise deux cibles au voisinage de la vitesse de la grille la plus proche de la cible sous test, v_{s_n} , par exemple, aux vitesses $v_{s_{n_1}} = v_{s_n} - \frac{\delta v}{2}$ et $v_{s_{n_2}} = v_{s_n} + \frac{\delta v}{2}$. Suite à cela, les amplitudes complexes des deux cibles potentielles et leurs vitesses sont estimées au sens du DML

$$\hat{\mathbf{v}} = \underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\mathbf{v})}^\perp \tilde{\mathbf{y}}_{n,k}\|^2 \quad (2.76)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,H_2} = \mathbf{A}_k^\dagger(\hat{\mathbf{v}}) \tilde{\mathbf{y}}_{n,k} \quad (2.77)$$

L'hypothèse H_2 est confirmée si les conditions suivantes sont satisfaites :

- Les amplitudes estimées sous H_2 doivent satisfaire le test du L/K .
- Les vitesses estimées sous H_2 doivent effectivement appartenir à l'intervalle de vitesses $[v_{s_{n_1}}, v_{s_{n_2}}]$

Dans ce cas, l'algorithme teste de la même manière l'hypothèse H_3 (le signal contient trois cibles au voisinage de \hat{v}_{s_n}) et ainsi de suite, jusqu'à ce que le test soit négatif.

Dans le cas contraire, l'algorithme maintient l'hypothèse H_1 : la contribution détectée par le ReIMBA correspond à une seule cible de vitesse \hat{v}_n et d'amplitude complexe $\hat{x}_{n,k}$, puis il teste la cible suivante.

Remarque

Dans l'algorithme proposé, le test d'hypothèse est effectué après convergence du ReIMBA et non au cours des itérations. Le fait est que la solution du DML dépend de l'information sur le nombre de cibles. Si le test d'hypothèse est réalisé avant que le nombre de contributions principales du signal ne soit estimé, l'algorithme peut, à une itération, déclarer H_2 alors que H_1 est vraie et l'erreur d'estimation peut se répercuter sur les estimations suivantes. D'autre part, nous avons pu constater à travers la figure 2.19, que quand les cibles sont très proches et que le ReIMBA ne parvient pas à les séparer, l'estimation des autres cibles et le résultat final ne sont

pas impactés. Pour ces raisons, l'algorithme proposé effectue d'abord une estimation grossière du nombre de cibles présentes dans le signal, puis teste pour chaque cible détectée la présence éventuelle de deux ou plusieurs cibles proches.

Dans les figures 2.20 et 2.21, nous testons successivement les algorithmes ReIMBA quand le test d'hypothèse est effectué dans la boucle (ReIMBA-IT) et E-ReIMBA et sur le scénario multi-cibles R4.

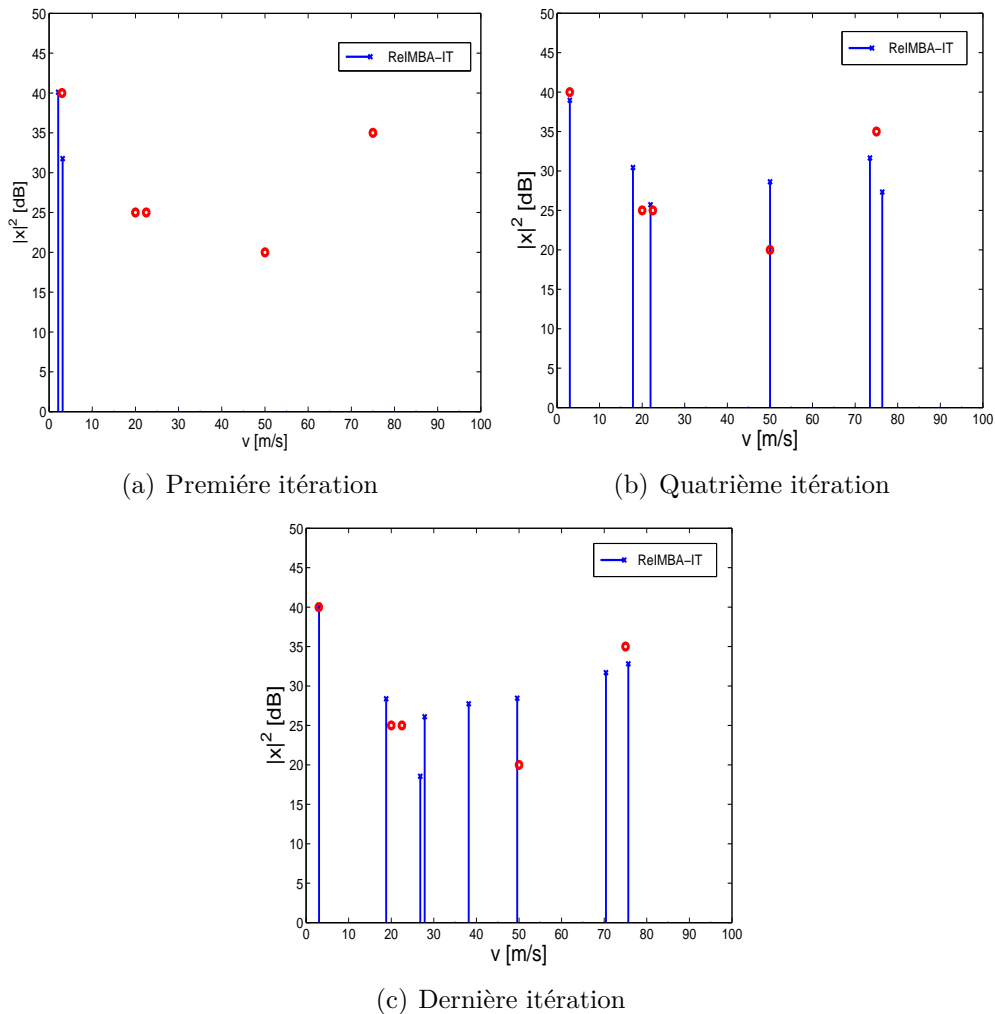


FIGURE 2.20 – Résultat de l'algorithme ReIMBA avec test d'hypothèse inclus dans la boucle.

Afin d'expliquer le comportement du ReIMBA-IT, nous montrons le résultat de la première itération dans la figure 2.20(a) et de la quatrième itération dans la figure 2.20(b). Nous pouvons constater qu'à la première itération, l'algorithme déclare

H_2 plutôt que H_1 . A la quatrième itération, une des deux contributions détectées à la première itération se rapproche de la vitesse d'une des cibles qui n'a pas encore été détectée ($v = 20m/s$) et converge vers un minimum local, l'hypothèse H_2 est également déclarée plutôt que H_1 pour la cible de vitesse $v = 75m/s$. L'erreur d'estimation se propage sur les itérations suivantes, ce qui conduit au final à la création de fausses alarmes(figure 2.20(c)). Nous rappelons que dans les mêmes conditions, le ReIMBA (figure 2.19) a détecté une cible au lieu des deux cibles proches ($v_1 = 20m/s$ et $v_2 = 22.5m/s$). Cette erreur n'a, cependant, pas eu de conséquence sur l'estimation des autres cibles présentes dans le signal et n'a pas conduit à la création de fausses alarmes.

En soumettant le résultat du ReIMBA aux tests d'hypothèse, le E-ReIMBA (figure

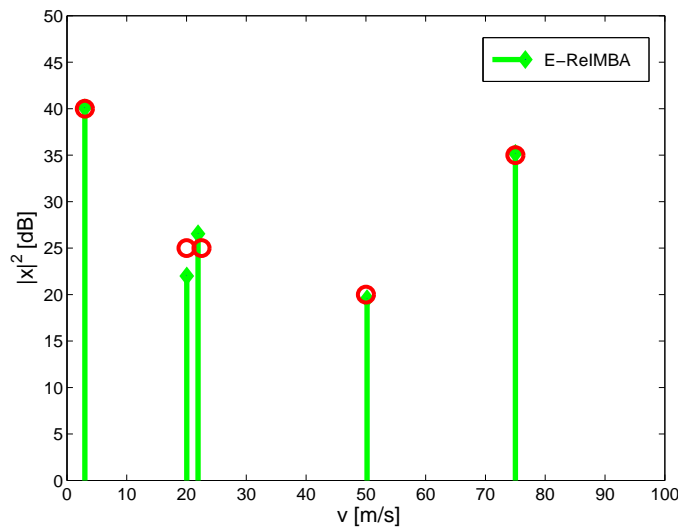


FIGURE 2.21 – Résultat de l'algorithme E-ReIMBA (avec test d'hypothèse hors de la boucle).

2.21) a permis de détecter toutes les cibles présentes dans le signal sans créer de fausse alarme et d'estimer avec une bonne précision leur vitesse et amplitude complexe.

Résultats de simulations

Nous examinons la probabilité que le E-ReIMBA déclare l'hypothèse H_2 en présence d'une seule cible $P(H_2/H_1)$. Pour cela, nous réalisons 500 simulations de Monte-Carlo où les signaux des $K = 5$ rafales observées contiennent une cible et du bruit blanc Gaussien. L'hypothèse H_2 est déclarée quand deux contributions sont détectées sur 3 rafales parmi 5 et que leurs vitesses estimées se trouvent dans l'intervalle $[v_{s_n} - \frac{\delta v}{2}, v_{s_n} + \frac{\delta v}{2}]$.

La courbe présentée dans la figure 2.22 représente la probabilité que l'algorithme

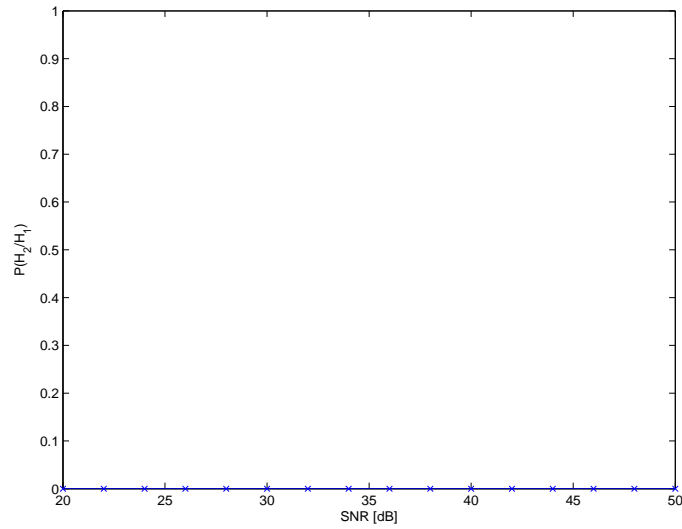


FIGURE 2.22 – Probabilité de déclarer H_2 sous H_1 .

déclare l'hypothèse H_2 alors que H_1 est vraie. Cette courbe montre que pour des SNR allant de 20 à 50dB la probabilité d'erreur est nulle.

La figure 2.23 nous permet d'évaluer l'effet du test d'hypothèse sur les performances de séparation de l'algorithme proposé. Pour cela, nous appliquons le E-ReIMBA aux signaux du scénario R3. Nous constatons que le E-ReIMBA montre des performances de séparation optimales, dans les cas de cibles en phase et en opposition de phase, pour tous les écarts de vitesse entre les deux cibles testés allant de $\Delta v = \frac{\delta v}{3}$ à $\Delta v = \frac{\delta v}{8}$. Ce résultat révèle la pertinence du test proposé.

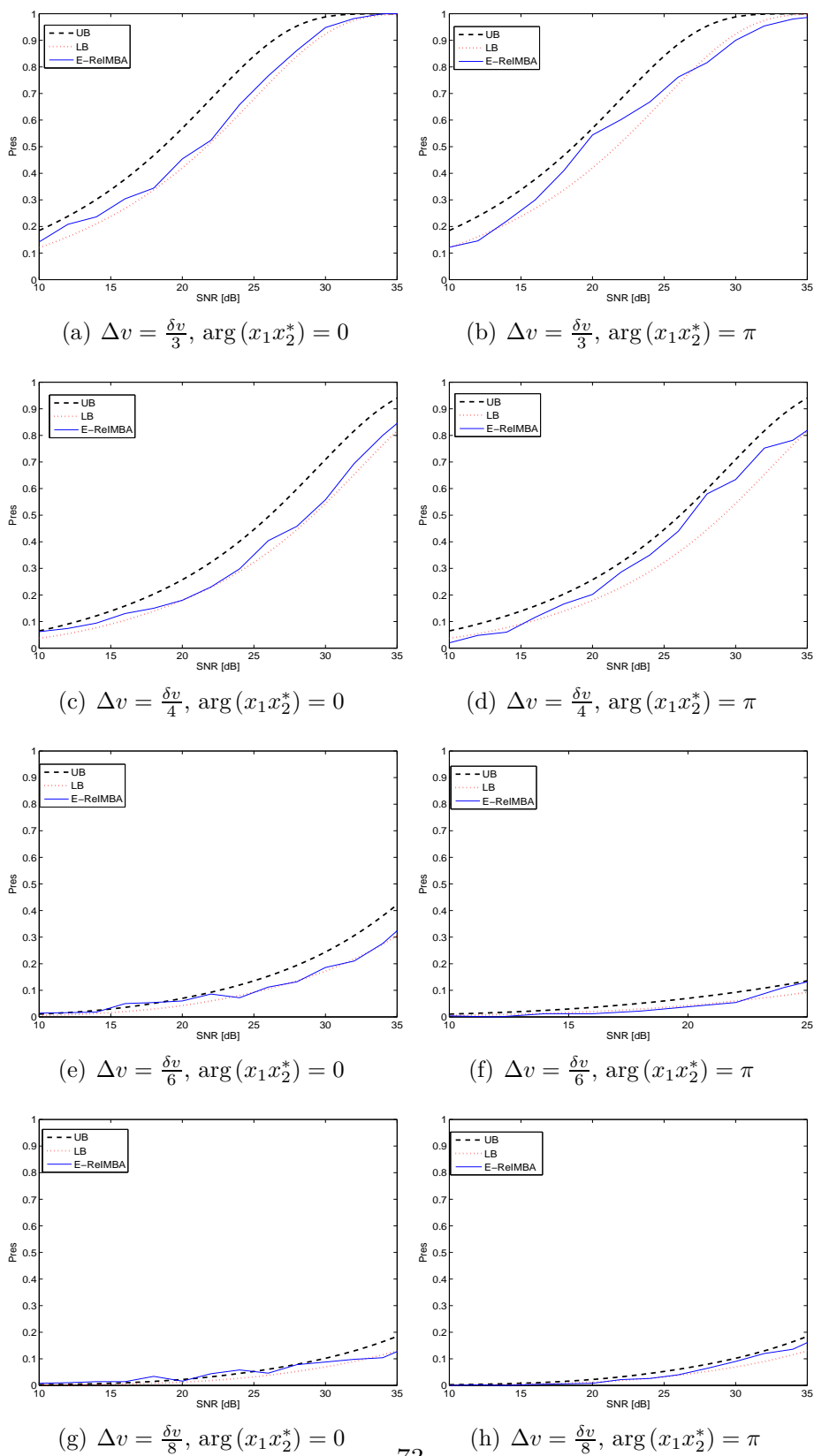


FIGURE 2.23 – Probabilité de séparation du E-ReIMBA. Signal d'une rafale de $M = 17$ impulsions.

Conclusion

Notre objectif, dans ce chapitre, était de développer une méthode permettant de lever les ambiguïtés sur l'axe Doppler et d'estimer avec une haute résolution les vitesses radiales des cibles. A cet effet, nous avons tout d'abord considéré les méthodes d'estimation Doppler classiques offrant de meilleures performances de séparation que le traitement Doppler des radars à fréquence de récurrence intermédiaire. Nous avons constaté que ces méthodes n'étaient pas applicables à l'estimation de signaux ambigus de PRF et fréquence porteuse variables. Nous avons donc proposé un nouvel algorithme nommé IMBA qui, par une détection itérative des cibles présentes dans les signaux observés et une estimation de leur vitesse basée sur un critère combinant un test binaire du type L/K et un critère basé sur l'intégration incohérente des signaux des rafales, permet de résoudre l'ambiguïté en vitesse et améliore la détection de petites cibles masquées par les lobes secondaires de cibles fortes. L'IMBA étant sujet à des erreurs d'estimation liées à la grille pouvant générer de nombreuses fausses alarmes, nous avons proposé l'algorithme AGIMBA qui réestime à chaque itération les vitesses de cibles estimées sur grille, en se basant sur un critère prenant en compte les erreurs de modélisation par la grille. La comparaison des performances d'estimation de cet algorithme à la borne de Cramer-Rao a mis en évidence son efficacité pour résoudre le problème de la grille. Cependant, l'AGIMBA s'est révélé moins performant en présence de cibles proches. Cela nous a mené à développer l'algorithme ReIMBA qui est une solution itérative et rapide au critère DML. L'évaluation de cet algorithme a montré qu'il avait des performances d'estimation proches de la borne de Cramer-Rao en présence de cibles proches qu'elles soient ambiguës ou hors grille. Néanmoins, en raison de la sélection séquentielle de cibles, nous avons constaté que le ReIMBA pouvait, en présence de cibles très proches et de faible SNR, être sujet à des erreurs d'estimation d'ordre. Pour y remédier, nous avons proposé le E-ReIMBA qui soumet chaque contribution détectée par le ReIMBA à un test d'hypothèse. Nous obtenons ainsi une meilleure estimation de l'ordre et par conséquent de meilleures performances en terme de séparation. Par souci de clarté, le tableau 2.3 présente une synthèse des algorithmes proposés qui liste leurs principales étapes, avantages et inconvénients.

Dans ce chapitre, nous avons considéré que les signaux observés étaient affectés uniquement par du bruit de mesure modélisé par un processus aléatoire blanc Gaussien. Or, en réalité, ces derniers peuvent également comprendre des échos indésirables provenant du sol, de statistique Gaussienne ou non-Gaussienne, nommés fouillis de sol. La détection et la localisation de cibles en présence de fouillis de sol fera l'objet du prochain chapitre.

Algorithme	étapes	commentaires
IMBA	-Sélection : L/K + intégration incohérente -Calcul des résidus par projection orthogonale	-Permet de lever les ambiguïtés -Sensible aux problèmes de grille -Résolution limitée
AGIMBA	-Sélection : L/K + intégration incohérente -Réestimation séquentielle après chaque détection : critère (2.67) -Calcul des résidus par projection orthogonale	-Permet de lever les ambiguïtés -Résout le problème de grille -Cibles proches : n'atteint pas la CRB -Temps de calcul supérieur à l'IMBA
ReIMBA	-Sélection : L/K + intégration incohérente -Réestimation séquentielle après chaque détection : critère (2.71) -Calcul des résidus par projection orthogonale	-Permet de lever les ambiguïtés -Résout le problème de grille -Cibles proches : atteint la CRB -Cibles proches : problème d'estimation d'ordre -Temps de calcul supérieur à l'AGIMBA
E-ReIMBA	-Sélection : L/K + intégration incohérente -Réestimation séquentielle après chaque détection : critère (2.71) -Calcul des résidus par projection orthogonale -Tests d'hypothèses : H_1/H_2	-Permet de lever les ambiguïtés -Résout le problème de grille -Cibles proches : atteint la CRB -Réestimation de l'ordre -Temps de calcul supérieur au ReIMBA

TABLE 2.3 – Tableau comparatif des algorithmes proposés

Chapitre 3

Détection de cibles dans du fouillis de sol

Introduction

Ce chapitre s'intéresse à la détection de cibles en présence de fouillis de sol. Nous présentons, de ce fait, un modèle de signal adapté à cette configuration de mesure et passons en revue les détecteurs couramment utilisés en présence de fouillis, que nous considérons, en premier lieu, de type Gaussien puis non-Gaussien. Les principaux estimateurs de la matrice de covariance sur lesquels se basent les détecteurs adaptatifs développés pour chaque modèle sont présentés. L'importance de disposer d'un nombre suffisamment grand de données pour l'estimation de la matrice de covariance est mise en évidence. Dans l'optique d'optimiser l'exploitation des données à notre disposition et d'améliorer ainsi les performances de détection, nous proposons une technique permettant d'associer des signaux ayant des caractéristiques différentes comme les signaux issus de rafales à diversité de PRF et fréquence de porteuse. Une solution originale basée sur les approches proposées pour résoudre les ambiguïtés sur bruit thermique et améliorer les performances de détection sur fouillis est ensuite introduite. Nous traitons d'abord le cas de signaux ambigus en vitesse puis étendons l'approche au traitement bi-dimensionnel de signaux ambigus en distance et en vitesse.

3.1 Détection de cibles en présence de fouillis

3.1.1 Modèle du signal reçu en présence de fouillis

Nous nous plaçons toujours en sortie du traitement en distance et traitons les K rafales mesurées pour une case distance. Dans chaque signal observé, du bruit

thermique et du fouillis de sol interfèrent avec les signaux de cibles. Le signal d'une rafale d'indice k s'écrit alors

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_x)\mathbf{x}_k + \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_c)\mathbf{x}_{c_k} + \mathbf{n}_k \quad (3.1)$$

Rappelons, qu'en raison de l'agilité de fréquence d'une rafale à l'autre et compte tenu des hypothèses énoncées en 2.1, les réponses de diffuseurs sont modélisées comme des variables aléatoires Gaussiennes complexes, décorréelées mais toutefois stationnaires à l'ordre 2 d'une rafale à l'autre et constantes sur une rafale tel que

$$\mathbf{x}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_x) \quad (3.2)$$

et

$$\mathbb{E}_k([\mathbf{x}_k]_i) = 0 \quad \text{var}_k([\mathbf{x}_k]_i) = \sigma_i^2 \quad \text{et} \quad \mathbb{E}([\mathbf{x}_k]_i [\mathbf{x}_l]_i^*) = \sigma_i^2 \delta_{k,l} \quad (3.3)$$

Le bruit thermique est supposé blanc Gaussien complexe centré de variance σ_n^2

$$\mathbf{n}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k}) \quad (3.4)$$

Le fouillis, $\mathbf{c}_k = \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_c)\mathbf{x}_{c_k}$, représente l'ensemble des échos provenant de l'environnement de mesure. Il peut se manifester comme un grand nombre de réflecteurs, dans une même cellule de résolution et ainsi être modélisé par un processus Gaussien, nommé speckle, en vertu du théorème central limite. Dans certaines situations : radars à haute résolution distance, angle d'incidence rasant, etc, le théorème central limite ne s'applique plus, le fouillis est alors généralement modélisé par une loi Gaussienne-composée. Nous supposons ici qu'il est stationnaire à l'ordre 2 et indépendant des signaux de cibles. Il est caractérisé par une matrice de covariance \mathbf{R}_{c_k} telle que

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{c_k} &= \mathbb{E}[\mathbf{c}_k \mathbf{c}_k^H] \\ &= \mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_c) \mathbf{R}_{x_c} \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_c) \end{aligned} \quad (3.5)$$

avec

$$\mathbb{E}[[x_{c_k}]_i [x_{c_k}]_j^*] = \delta_{ij} \sigma_{c_i}^2 \quad (3.6)$$

Il en vient l'expression de la matrice de covariance d'une rafale d'indice k

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{A}_k^H(\mathbf{v}_x) \mathbf{R}_x \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_x) + \mathbf{R}_{c_k} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k} \quad (3.7)$$

Comme il s'agit dans ce chapitre de distinguer les cibles des interférences, nous proposons de regrouper les interférences dans un seul vecteur noté $\mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k + \mathbf{n}_k$ de matrice de covariance $\mathbf{R}_{z_k} = \mathbf{R}_{c_k} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k}$. Le signal observé d'une rafale d'indice k s'exprime alors sous la forme

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_x)\mathbf{x}_k + \mathbf{z}_k \quad (3.8)$$

3.1.2 Détection de cibles noyées dans un fouillis de statistique Gaussienne

Le principe général de la détection en radar consiste à soumettre le signal de chaque case distance/Doppler au GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test). Nous donnons ici l'expression du GLRT pour un fouillis de statistique Gaussienne. Le GLRT considère les deux hypothèses qui s'expriment sous la forme suivante

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{y}_k = \mathbf{z}_k & k = 1, \dots, K \\ H_1 : \mathbf{y}_k = \mathbf{a}_k(v_x)x_k + \mathbf{z}_k & k = 1, \dots, K \end{cases} \quad (3.9)$$

avec H_0 l'hypothèse de signaux reçus contenant du bruit de mesure et du fouillis de sol seuls, alors que H_1 considère en plus la présence d'une cible.

$$\mathbf{z}_k \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{z_k}) \quad (3.10)$$

où

$$\mathbf{R}_{z_k} = \mathbf{R}_{\mathbf{c}k} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k} \quad (3.11)$$

L'amplitude complexe de la cible, x_k , étant supposée constante au sein de la rafale, les densités de probabilités conditionnelles $P(\mathbf{y}_k|H_0)$ et $P(\mathbf{y}_k|H_1)$ sont donc données par

$$P(\mathbf{y}_k|H_0) = \frac{1}{\pi^M \det(\mathbf{R}_{z_k})} \exp\left(-\left(\mathbf{z}_k^H \mathbf{R}_{z_k}^{-1} \mathbf{z}_k\right)\right) \quad (3.12)$$

Et

$$P(\mathbf{y}_k|H_1) = \frac{1}{\pi^M \det(\mathbf{R}_{z_k})} \exp\left(-\left((\mathbf{y}_k - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_k)^H \mathbf{R}_{z_k}^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{A}(\mathbf{v})\mathbf{x}_k)\right)\right) \quad (3.13)$$

L'expression du GLRT dépend de paramètres inconnus pour lesquels on considère trois cas distincts :

- Le cas où \mathbf{R}_{z_k} est connue.
- Le cas où \mathbf{R}_{z_k} est inconnue mais peut être estimée à partir des données secondaires.
- Le cas où \mathbf{R}_{z_k} est inconnue mais ne peut être estimée qu'à un facteur près à partir des données secondaires.

Dans les trois cas, l'amplitude complexe de cibles potentiellement présentes dans la case distance/Doppler sous test est à estimer.

Détecteur idéal

Dans le cas où la matrice de covariance des interférences est connue, le seul paramètre à estimer est l'amplitude complexe de la cible \mathbf{x}_k . L'estimateur du ML de x_k est

$$\hat{x}_k = \frac{\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_z^{-1} \mathbf{y}_k}{\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_z^{-1} \mathbf{a}_k(v)} \quad (3.14)$$

Le GLRT s'écrit alors

$$\Lambda_{OGD_k} = \frac{P(\mathbf{y}_k, \hat{x}_k | H_1)}{P(\mathbf{y}_k | H_0)} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_{z_k}^{-1} \mathbf{y}_k|^2}{\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_{z_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda_{OGD} \quad (3.15)$$

Ce détecteur est connu sous le nom d'Optimum Gaussian Detector [36], Λ_{OGD} . Il est dit clairvoyant car sa formulation repose sur la connaissance à priori de la matrice de covariance des interférences. Cette hypothèse, idéale mais peu réaliste, fait de lui un détecteur de référence pour juger les performances d'autres détecteurs qui estiment la matrice de covariance des interférences.

Détecteurs adaptatifs

En pratique, la matrice de covariance des interférences n'est pas connue, il est de rigueur de l'estimer pour formuler le test de détection. Pour cela, on se base généralement sur des données secondaires récoltées aux cases distances adjacentes à la case sous test. Les détecteurs basés sur une estimation de la matrice de covariance des interférences s'adaptent donc à l'environnement réel de la case sous test, ce qui leur vaut le nom de détecteurs adaptatifs.

L'AMF

Une approche simple pour formuler le test de détection quand la matrice de covariance des interférences n'est pas connue, consiste à remplacer \mathbf{R}_{z_k} par son estimée au sens du ML dans l'OGD. Sous l'hypothèse Gaussienne, l'estimateur du ML de \mathbf{R}_{z_k} est la SCM dont nous rappelons ici l'expression

$$\widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k} = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \mathbf{y}_{k,i} \mathbf{y}_{k,i}^H \quad (3.16)$$

Le détecteur résultant est connu sous le nom d'Adaptive Matched Filter (AMF)[62]

$$\Lambda_{AMF_k} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k}^{-1} \mathbf{y}_k|^2}{\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda_{AMF_k} \quad (3.17)$$

Où λ_{AMF} désigne le seuil de détection de l'AMF. La SCM étant connue pour suivre une loi de Wishart, l'expression reliant le seuil de l'AMF à la P_{fa} est [62] [43]

$$P_{fa} = {}_2F_1(N_d - M_k + 1, N_d - M_k + 2; N_d + 1; -\frac{\lambda_{AMF_k}}{N_d}) \quad (3.18)$$

Où ${}_2F_1$ est la fonction hypergéométrique définie par

$${}_2F_1(a, b, c, d) = \frac{\Gamma(c)}{\Gamma(b)\Gamma(a)} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(a+k)\Gamma(b+k)d^k}{\Gamma(c+k)k!} \quad (3.19)$$

Dans l'expression (3.18), on remarque que le seuil de détection ne dépend pas de l'estimée de \mathbf{R}_{z_k} . Cela signifie que l'AMF possède la propriété très souhaitable en radar d'être CFAR par rapport à \mathbf{R}_{z_k} .

L'ANMF

L'Adaptive Normalised Matched Filter (ANMF) [38] a été proposé pour traiter un cas plus général où l'on admet que les données secondaires et la case sous test peuvent ne pas partager exactement la même matrice de covariance. Plus précisément, les auteurs dans [38] traitent le cas où la matrice de covariance des données secondaires \mathbf{R}_{z_k} correspond à un facteur de puissance près, à celle de la case sous test $\sigma^2 \mathbf{R}_{z_k}$, σ^2 est un facteur de puissance inconnu. Les matrices de covariance possèdent les mêmes structures de corrélation selon la diversité utilisée, mais peuvent, en raison de modulations locales pour des environnements naturels, différer par un facteur. Dans ce cas, ils montrent que le GLRT prend la forme suivante

$$\Lambda_{ANMF_k} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k}^{-1} \mathbf{y}_k|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)) (\mathbf{y}_k^H \widehat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_k}^{-1} \mathbf{y}_k)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda_{ANMF_k} \quad (3.20)$$

Dans ce test, l'expression reliant la P_{fa} au seuil est donnée par [21]

$$P_{fa} = {}_2F_1(N_d - M_k + 1, M_k - 1, N_d + 1; \frac{ANMF_k}{ANMF_k - 1}) \quad (3.21)$$

3.1.3 Détection sur du fouillis de statistique non-Gaussienne

Des études menées sur données réelles ont montré que le modèle de fouillis Gaussien n'est pas toujours approprié [7, 9]. Dans ce cas, les performances des détecteurs construits sur l'hypothèse Gaussienne se dégradent. En incidence rasante par exemple, la distribution du fouillis devient plus impulsive. Il convient alors de le modéliser par une loi à queue longue comme la loi de Weibull ou encore la K-distribution [65, 23, 61, 53]. Une manière très fréquemment utilisée pour

modéliser le fouillis de sol consiste à le considérer comme un vecteur aléatoire sphériquement invariant, en anglais Spherically Invariant Random Vector (SIRV) [64, 56, 16, 57, 74]. L'intérêt de cette modélisation est qu'elle permet d'englober un grand nombre de distributions classiques (Weibull, K-distribution, Gamma, etc) y compris la distribution Gaussienne.

Le SIRV est un vecteur aléatoire dit Gaussien-composé. Il résulte du produit de la racine carrée d'une variable aléatoire scalaire positive τ appelée texture qui permet de modéliser la variation spatiale (de case distance à case distance) de la puissance de fouillis par un vecteur aléatoire complexe circulaire Gaussien centré \mathbf{g} nommé speckle. Dans notre cas, le signal d'interférences d'une rafale d'indice k quand le fouillis est modélisé par un SIRV s'écrit donc

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k + \mathbf{n}_k = \sqrt{\tau_k} \mathbf{g}_k + \mathbf{n}_k \quad (3.22)$$

Le fouillis et le bruit thermique étant indépendants, l'expression de la matrice de covariance des interférences est donnée par

$$\mathbf{R}_{\mathbf{z}_k} = \mathbb{E}(\tau_k) \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k} \quad (3.23)$$

Où $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$ représente la matrice de covariance du vecteur \mathbf{g}_k . L'expression de la densité de probabilité des SIRVs est donnée par [22]

$$P(\mathbf{c}_k) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{(\pi \tau_k)^{M_k} \det(\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k})} \exp - \left(\frac{\mathbf{c}_k^H \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} \mathbf{c}_k}{\tau_k} \right) P(\tau_k) d\tau_k \quad (3.24)$$

La densité de probabilité du signal sous chaque hypothèse s'écrit alors en fonction de la densité de probabilité inconnue de la texture [22] comme

$$P(\mathbf{y}_{k|H_i}) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{(\pi \tau_k)^{M_k} \det(\mathbf{R}_{\mathbf{z}_k})} \exp - \left(\mathbf{y}_{k|H_i}^H \mathbf{R}_{\mathbf{z}_k}^{-1} \mathbf{y}_{k|H_i} \right) P(\tau_k) d\tau_k; i = 0, 1 \quad (3.25)$$

Par conséquent, le rapport de vraisemblance fait également intervenir la loi de texture inconnue

$$\frac{P(\mathbf{y}_{k|H_1})}{P(\mathbf{y}_{k|H_0})} = \frac{\int_0^{+\infty} \tau_k^{-M_k} \exp - \left((\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v}) \mathbf{x}_k)^H \mathbf{R}_{\mathbf{z}_k}^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v}) \mathbf{x}_k) \right) P(\tau_k) d\tau_k}{\int_0^{+\infty} \tau_k^{-M_k} \exp - \left(\mathbf{z}_k^H \mathbf{R}_{\mathbf{z}_k}^{-1} \mathbf{z}_k \right) P(\tau_k) d\tau_k} \quad (3.26)$$

Pour calculer ce rapport, il est fréquent d'avoir recours à certaines hypothèses [5] : négliger le bruit thermique dont la puissance est généralement très faible devant celle du fouillis et supposer la matrice de covariance du speckle $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$ connue comme dans le cas du détecteur OGD. Grâce à ces hypothèses, le rapport de vraisemblance

se simplifie mais son expression dépend toujours de la densité de probabilité de la texture inconnue

$$\frac{P(\mathbf{y}_k|H_1)}{P(\mathbf{y}_k|H_0)} = \frac{\int_0^{+\infty} \tau_k^{-M_k} \exp - \left(\tau_k^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v})\mathbf{x}_k)^H \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k(\mathbf{v})\mathbf{x}_k) \right) P(\tau_k) d\tau_k}{\int_0^{+\infty} \tau_k^{-M_k} \exp - \left(\tau_k^{-1} (\mathbf{z}_k^H \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} \mathbf{z}_k) \right) P(\tau_k) d\tau_k} \quad (3.27)$$

Une solution, pour calculer le GLRT, consiste à remplacer $P(\tau_k)$ par son estimée obtenue par une estimation bayésienne à partir de données secondaires [35]. Le détecteur Bayesian Optimum Radar Detector (BORD) construit à partir du GLRT résultant n'étant pas très maniable, il est courant d'utiliser sa version asymptotique, l'asymptotic Bayesian Optimum Radar Detector (aBORD), dont l'expression est donnée par [35]

$$\Lambda_{aBORD_k} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} \mathbf{y}_k|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v) \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)) (\mathbf{y}_k^H \mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}^{-1} \mathbf{y}_k)} \underset{H_0}{\geq} \lambda_{aBORD_k} \underset{H_1}{\leq} \quad (3.28)$$

Dans ce test, le seuil λ_{aBORD_k} relatif à la P_{fa} fixée se calcule à partir de la relation suivante [34]

$$\lambda_{aBORD_k} = 1 - P_{fa}^{(\frac{1}{M_k-1})} \quad (3.29)$$

Nous remarquons que l'expression du seuil ne fait intervenir ni τ_k ni $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$. Cela signifie que le aBORD possède la propriété d'être CFAR par rapport à la texture et à $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$. Cette propriété est d'importance cruciale en milieu hétérogène.

Dans le cas pratique où $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$ n'est pas connue, on retrouve l'expression de l'ANMF en remplaçant $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$ par son estimée au sens du ML. Dans le cas non-Gaussien, l'estimateur du ML de $\mathbf{R}_{\mathbf{g}_k}$ n'est plus la SCM. Il a été montré dans [28] qu'une estimée peut être obtenue par une approche du point fixe en anglais Fixed Point (FP)

$$\widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_k} = \frac{M_k}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \frac{\mathbf{y}_{k,i} \mathbf{y}_{k,i}^H}{\mathbf{y}_{k,i}^H \widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_k} \mathbf{y}_{k,i}} \quad (3.30)$$

Dans [50], les auteurs montrent qu'il peut être calculé par un algorithme récursif qui converge vers l'unique solution de (3.30) en seulement quelques itérations et quelle que soit l'initialisation définie semi-positive

$$\widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_{k,t+1}} = \frac{M_k}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \frac{\mathbf{y}_{k,i} \mathbf{y}_{k,i}^H}{\mathbf{y}_{k,i}^H \widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_{k,t}} \mathbf{y}_{k,i}} \quad (3.31)$$

En injectant l'estimateur du FP dans le test du aBORD ou GLRT-LQ on obtient l'expression suivante

$$\Lambda_{ANMF-FP_k} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_k}^{-1} \mathbf{y}_k|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v) \widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)) (\mathbf{y}_k^H \widehat{\mathbf{R}}_{\mathbf{FP}_k}^{-1} \mathbf{y}_k)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda_{ANMF-FP_k} \quad (3.32)$$

Nous nommons ce détecteur ANMF-FP car son expression correspond à l'expression de l'ANMF (3.20) avec l'estimateur du FP au lieu de la SCM. Selon les résultats obtenus dans [51], la relation seuil- P_{fa} de ce détecteur est donnée par

$$P_{fa} = (1 - \lambda)^{a-1} {}_2F_1(a, a-1, b-1; \lambda_{ANMF-FP}) \quad (3.33)$$

Où $a = \frac{M_k}{M_k+1} N_d - M_k + 2$ et $b = \frac{M_k}{M_k+1} N_d + 2$. Cette relation montre que l'ANMF-FP possède la propriété importante d'être CFAR par rapport à la texture et à \mathbf{R}_g . Il est, à ce jour, considéré comme le détecteur de référence en présence de fouillis non-Gaussien.

3.1.4 Performances de détection sur fouillis de sol

Dans cette partie, nous évaluons les performances des différents détecteurs présentés dans le cas de fouillis Gaussien et non-Gaussien. Pour cela, nous prenons en compte le signal d'une seule rafale de $M = 25$ impulsions qui contient une réponse de cible évoluant à une vitesse radiale $v = 5m/s$, du bruit blanc Gaussien et du fouillis, le rapport fouillis à bruit, ou Clutter to Noise Ratio (CNR), est de $40dB$. Le nombre de données d'entraînement considérées pour l'estimation de la matrice de covariance dans le cas des détecteurs adaptatifs AMF et ANMF est $N_d = 100$ soit $N_d = 4M$. Les courbes présentées sont le résultat de 1000 simulations de Monte-Carlo avec un seuil de détection fixé de manière à avoir une P_{fa} de 10^{-3} . Le fouillis non-Gaussien est modélisé par un SIRV dont la texture suit une loi de Weibull de paramètre d'échelle $\rho = 0.74$ et de forme $\psi = 0.65$.

Le modèle spectral de fouillis considéré est le modèle de spectre végétation agité par le vent, proposé dans [8], qui prend en compte l'étalement de spectre Doppler introduit par le mouvement intrinsèque du fouillis sous l'effet du vent. Dans ce modèle, la densité spectrale de puissance du fouillis s'écrit comme

$$p(f_d) = P_{ac}(f_d) \frac{1}{1+r} + \frac{r}{1+r} \delta(f_d) \quad (3.34)$$

où P_{ac} est la puissance de la composante diffuse du fouillis, r est le rapport entre les puissances des composantes continue (liée aux échos fixes) et diffuse du fouillis et $\delta(f_d)$ la fonction dirac. Il est à noter que $p(f_d)$ est fonction de la vitesse du vent et de la fréquence de porteuse.

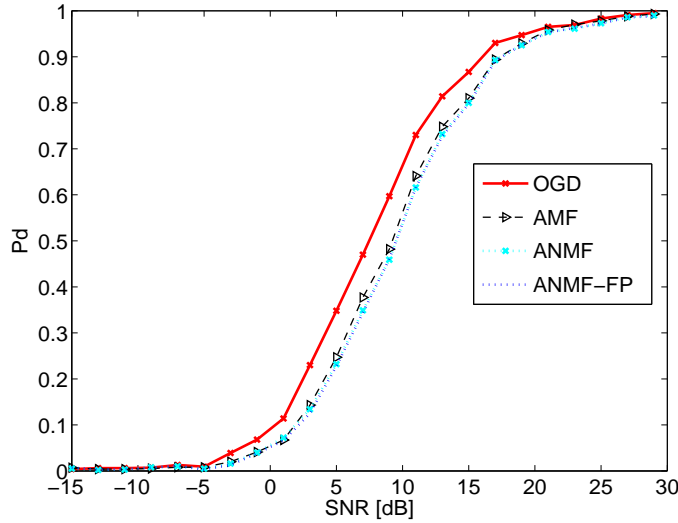


FIGURE 3.1 – Comparaison des performances de détection en présence de fouillis Gaussien. Rafale de $M = 25$ impulsions, nombre de données secondaires $N_d = 100 = 4M$, $P_{fa} = 10^{-3}$.

Dans la figure 3.1, les courbes tracées montrent qu'en présence de fouillis Gaussien, les détecteurs AMF, ANMF testés avec la SCM (ANMF-SCM) et avec la matrice du point fixe (ANMF-FP) ont des performances proches et inférieures à celles du détecteur optimal OGD, ce qui est dû au remplacement de la vraie matrice de covariances par son estimée.

La figure 3.2 montre que les performances de l'AMF se dégradent en présence de fouillis non-Gaussien. Le détecteur adaptatif le plus performant, dans ce cas, est l'ANMF. Il offre, cependant, des performances inférieures au détecteur optimal aBORD.

Après avoir confirmé que l'AMF et l'ANMF-FP sont les détecteurs adaptatifs les plus performants dans les cas respectifs de fouillis Gaussien et non-Gaussien, nous proposons à présent d'observer l'influence du nombre de données secondaires sur les performances de ces détecteurs. Pour cela, nous traçons les courbes P_{fa} -seuil et $P_d - SNR$ de chaque détecteur (l'AMF dans le cas Gaussien et l'ANMF-FP dans le cas non-Gaussien) pour des valeurs de N_d égales à 30, 50 puis 100. Nous comparons ces courbes aux courbes optimales des détecteurs OGD et aBORD. Les courbes $P_d - SNR$ sont obtenues pour une P_{fa} de 10^{-3} .

Les figures 3.3(a) et 3.3(c) montrent que plus le nombre de données d'entraînement augmente plus les courbes P_{fa} -seuil des détecteurs adaptatifs AMF et ANMF-FP se rapprochent respectivement des courbes P_{fa} -seuil de détecteurs clairvoyants OGD et aBORD. Ce résultat indique, comme prédit théoriquement, que le nombre de données d'entraînement a une influence sur la régulation de la fausse alarme des

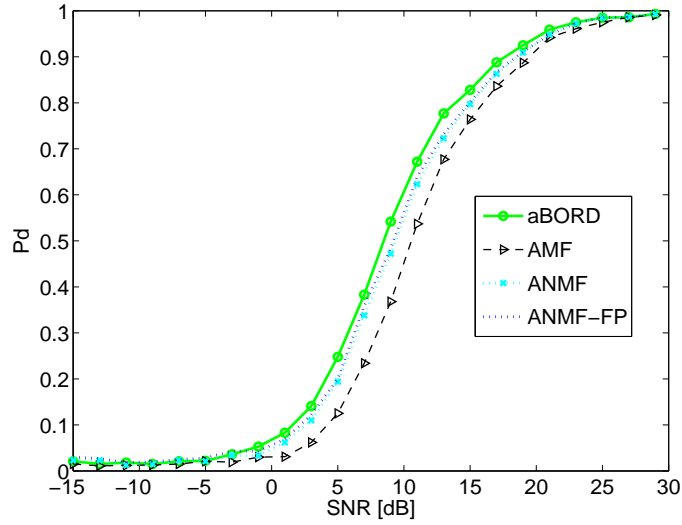


FIGURE 3.2 – Comparaison des performances de détection en présence de fouillis non-Gaussien. Rafale de $M_k = 25$ impulsions, nombre de données secondaires $N_d = 100 = 4M$, $P_{fa} = 10^{-3}$.

détecteurs AMF et ANMF-FP. D'autre part, nous constatons que le seuil nécessaire pour obtenir une P_{fa} donnée diminue quand le nombre de données secondaires augmente, cela laisse envisager que les performances en détection auront tendance à s'améliorer.

Les figures 3.3(b) et 3.3(d) viennent confirmer nos attentes. Elles montrent que plus N_d augmente, plus les courbes $P_d - SNR$ de ces détecteurs se rapprochent des courbes $P_d - SNR$ des détecteurs clairvoyants. Cela signifie que plus le nombre de données d'entraînement augmente, plus l'estimation de la matrice de covariance est bonne et plus les détecteurs AMF et ANMF sont performants. D'autre part, nous pouvons remarquer que quand $N_d = 50 = 2M$, une perte en détection de l'ordre de $3dB$ est observée par rapport aux détecteurs clairvoyants, ce qui est en adéquation avec la théorie établie dans [58].

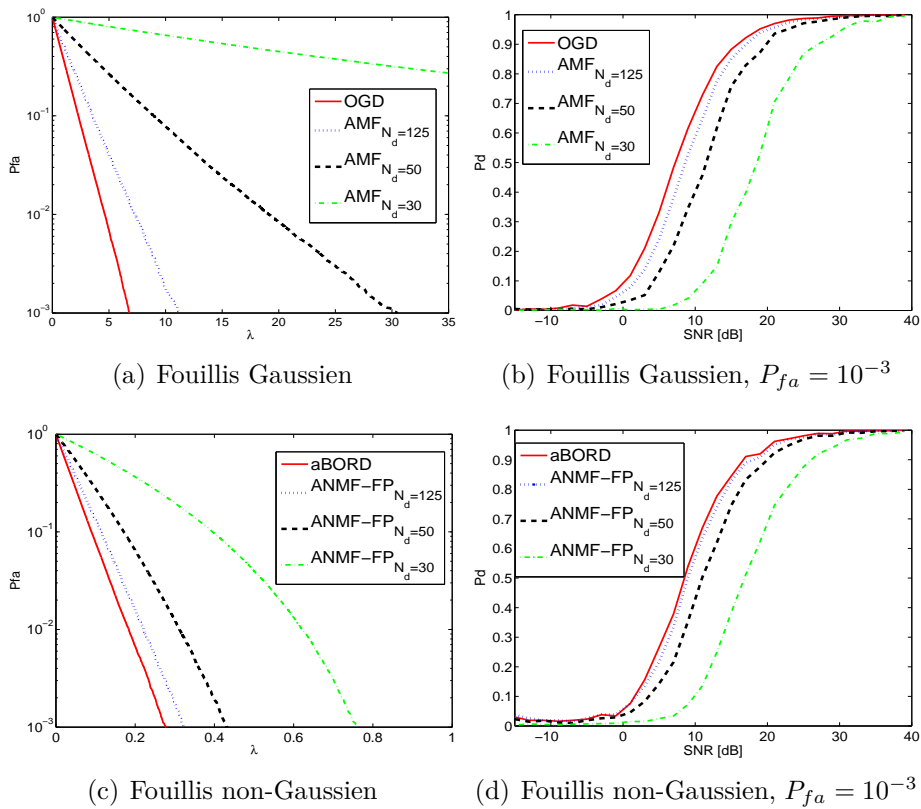


FIGURE 3.3 – Influence du nombre de données d’entraînement, N_d , sur les performances des détecteurs AMF et ANMF-FP. Rafale de $M_k = 25$ impulsions.

3.2 Estimation de la matrice de covariance multi-rafales

Nous avons vu que l'AMF et l'ANMF-FP sont les détecteurs adaptatifs les plus performants dans les cas respectifs de fouillis Gaussien et non-Gaussien de modèle SIRV. Néanmoins, les performances de ces détecteurs sont conditionnées par une bonne estimation de la matrice de covariance et requièrent, de ce fait, un nombre important de données d'entraînement dépourvues de réponses de cibles, indépendantes et de même distribution que le fouillis dans la case sous test. En pratique, les données d'entraînement sont issues des signaux des cases distance adjacentes à la case sous test, il est généralement rare qu'un grand nombre de cases puissent satisfaire les contraintes mentionnées précédemment. Des techniques telles que le diagonal loading [12] ou encore les algorithmes à rang réduit [37] ont été proposées pour réduire le nombre de données nécessaires à l'estimation de la matrice de covariance. La réduction de taille du support d'entraînement permet d'augmenter les chances d'avoir des données de même distribution que la case sous test, cependant, la contrepartie est l'accentuation de l'erreur d'estimation que génère la présence de réponses de cibles dans ces données [6].

Dans cette thèse, on dispose de signaux issus de rafales à diversité de PRF. Chaque rafale émise comporte $M_k \simeq 20$ impulsions et selon la règle de Brennan [58], évoquée précédemment, un nombre de données d'entraînement i.i.d. $N_d = 2M_k \simeq 40$ est nécessaire pour garantir une perte de performances équivalente à $3dB$ de SNR par rapport à l'OGD dans le cas Gaussien. Les deux contraintes énoncées, stationnarité du fouillis et absence de cible, sont rarement satisfaites en pratique sur autant de cases, d'autant plus quand le radar est ambigu en distance et en Doppler du fait de la présence des réponses ambiguës des cibles sur plusieurs cases distances/Doppler.

L'association des données d'entraînement des différentes rafales serait un moyen d'accroître la taille du support d'entraînement sans avoir recours à plus de cases distance. Cependant, comme dans notre cas les signaux observés ont des longueurs M_k , des PRF PRF_k et des fréquences de porteuse f_{ck} différentes, on ne peut pas directement estimer une matrice de covariance commune à toutes les rafales. Par contre, la densité spectrale du fouillis $p(f_d)$ étant généralement continue et la variation de fréquence porteuse de rafale à rafale étant faible devant f_{ck} , ceci implique, comme nous pouvons le constater dans la figure 3.4, que $p(f_d)$ ne varie que très peu entre d'une rafale à l'autre et que le recours à une transformation assimilable à une interpolation dans le domaine spectral, visant à se ramener à des coordonnées d'échantillonnage communes est alors une solution envisageable.

Supposons que l'on dispose de N_d signaux d'entraînement de deux rafales ayant

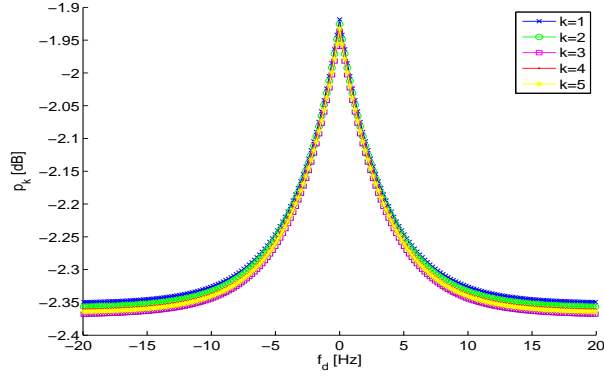


FIGURE 3.4 – Exemple de densité spectrale de puissance de fouillis de sol dans le cas de rafales à diversité de fréquence porteuse. $f_{c1} = 3GHz$, $f_{c2} = 3.01GHz$, $f_{c3} = 3.025GHz$, $f_{c4} = 3.015GHz$, $f_{c5} = 3.02GHz$. Modèle spectral de fouillis de végétation agité par le vent (3.34), $w = 30Km/h$.

des PRFs et fréquences de porteuses différentes

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{k,i} = \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_c)\mathbf{x}_{c_k} + \mathbf{n}_k \in \mathbb{C}^{M_k} & i = 1, \dots, N_d \\ \mathbf{y}_{k',i} = \mathbf{A}_{k'}(\mathbf{v}_c)\mathbf{x}_{c_{k'}} + \mathbf{n}_{k'} \in \mathbb{C}^{M_{k'}} & i = 1, \dots, N_d \end{cases} \quad (3.35)$$

avec $M_k \neq M_{k'}$ et $\mathbf{A}_k(\mathbf{v}_c) \in \mathbb{C}^{M_k} \neq \mathbf{A}_{k'}(\mathbf{v}_c) \in \mathbb{C}^{M_{k'}}$.

Afin d'estimer la matrice de covariance \mathbf{R}_k à partir des signaux des deux rafales, nous proposons une technique qui permet de synthétiser les signaux $\mathbf{y}_{k',i}$, $i = 1, \dots, N_d$ de paramètres $M_{k'}$, $PRF_{k'}$ et $f_{c_{k'}}$ de la rafale k' aux paramètres M_k , PRF_k et f_{c_k} de la rafale k . La technique proposée consiste à faire coïncider dans le domaine spectral les coordonnées de signaux de caractéristiques diverses mais réalisations d'une même densité spectrale de puissance. Le principe de cette technique est présenté dans la figure 3.5, le passage dans le domaine spectral des signaux $\mathbf{y}_{k',i}$ s'effectue par une TFD aux coordonnées de la rafale k à travers le produit suivant

$$\mathbf{y}_{k',i}(f_{d_k}) = \tilde{\mathbf{A}}_{k' \rightarrow k}^H \mathbf{y}_{k',i} \quad (3.36)$$

où $\tilde{\mathbf{A}}_{k' \rightarrow k} \in \mathbb{C}^{M_{k'} \times M_k}$, la matrice de transformation dans le domaine spectral aux coordonnées de la rafale k , s'écrit comme

$$\tilde{\mathbf{A}}_{k' \rightarrow k} = \frac{1}{\sqrt{M_{k'}}} \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \dots & e^{j2\pi \frac{(m_k-1)f_{c_{k'}}}{f_{c_k} PRF_{k'}} \delta f_{d_k}} & \dots & e^{j2\pi \frac{(M_k-1)f_{c_{k'}}}{f_{c_k} PRF_{k'}} \delta f_{d_k}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 1 & \dots & e^{j2\pi M_{k'} \frac{(m_k-1)f_{c_{k'}}}{f_{c_k} PRF_{k'}} \delta f_{d_k}} & \dots & e^{j2\pi M_{k'} \frac{(M_k-1)f_{c_{k'}}}{f_{c_k} PRF_{k'}} \delta f_{d_k}} \end{pmatrix} \quad (3.37)$$

On revient, par la suite, dans le domaine temporel à l'aide d'une transformée de Fourier inverse. Les signaux résultants de l'approche proposée $\mathbf{y}_{k' \rightarrow k, i}$, $i = 1, \dots, N_d$ sont donc obtenus de la manière suivante

$$\mathbf{y}_{k' \rightarrow k, i} = \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} \mathbf{y}_{k', i} \quad \text{avec} \quad \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} = \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{A}}_{k' \rightarrow k}^H \quad (3.38)$$

où $\mathbf{A}_k \in \mathbb{C}^{M_{k'} \times M_k}$ la matrice de TFD inverse. Ces signaux peuvent à présent être associés aux signaux $\mathbf{y}_{k, i}$, $i = 1, \dots, N_d$ de la rafale k pour l'estimation de la matrice de covariance \mathbf{R}_k à partir des estimateurs classiques SCM et FP. On obtient ainsi deux fois plus de données d'entraînement qu'avec une seule rafale.

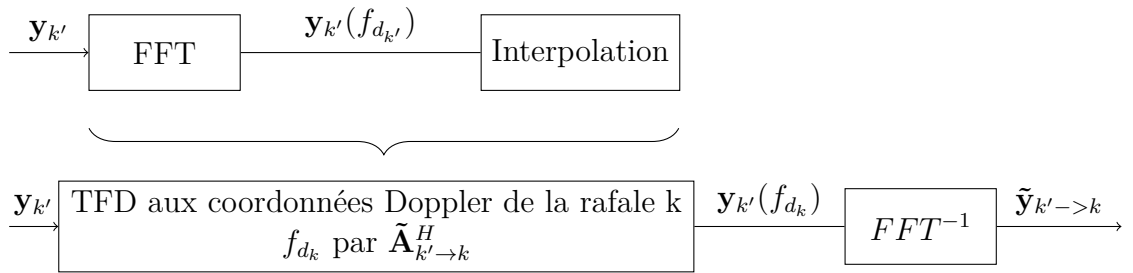


FIGURE 3.5 – Principe de l'approche proposée

De manière plus générale, si l'on dispose de signaux de K rafales à diversité de PRF et de fréquence porteuse, la matrice de covariance de chaque rafale d'indice k peut être estimée à partir des $K \times N_d$ signaux d'entraînement issus de l'ensemble des rafales par la SCM de la manière suivante [4]

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{CSCM}_k} = \frac{1}{K \times N_d} \sum_{k'=1}^K \sum_{i=1}^{N_d} \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} \mathbf{y}_{k', i} \mathbf{y}_{k', i}^H \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k}^H \quad (3.39)$$

$$= \frac{1}{K} \sum_{k'=1}^K \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} \hat{\mathbf{R}}_{\text{SCM}_{k'}} \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k}^H \quad (3.40)$$

où $\hat{\mathbf{R}}_{\text{CSCM}}$ désigne l'estimateur SCM composé, en anglais Composite Sample Covariance Matrix (CSCM) qui est basé sur la technique d'association proposée. Analogiquement, l'expression de l'estimateur du point fixe composé, en anglais Composit Fixed Point (CFP) est donnée par

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k} = \frac{M_k}{N_d K} \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{k'=1}^K \frac{\boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} \mathbf{y}_{k', i} \mathbf{y}_{k', i}^H \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k}^H}{\boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k} \mathbf{y}_{k', i} \hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1} \mathbf{y}_{k', i}^H \boldsymbol{\beta}_{k' \rightarrow k}^H} \quad (3.41)$$

Évaluation de la technique d'estimation proposée

Nous évaluons, en premier lieu, la technique d'estimation multi-rafales sur des données simulées. Les paramètres de simulations utilisés sont décrits dans le tableau 3.1 Chaque signal observé contient du bruit thermique et du fouillis. Les

Paramètres du radar	rafale 1	rafale 2	rafale 3	rafale 4	rafale 5
Fréquence porteuse (GHz)	3	3.01	3.025	3.015	3.02
PRF (Hz)	3400	3812.7	4235	4623	5033.3
Nombre d'impulsions	17	19	21	23	25
Résolution Doppler (m/s)	10	10	10	10	10
Vitesse ambiguë (m/s)	170	190	210	230	250
Paramètres du fouillis					
Densité spectrale de puissance	équation (3.34)				
Vitesse w (m/s)	8.1214				
Texture (fouillis non-Gaussien)	Weibul, $\rho = 0.74$, $\psi = 0.65$				
CNR (dB)	40				

TABLE 3.1 – Paramètres de simulation

performances des détecteurs AMF-CSCM et ANMF-CFP sont comparées aux performances des détecteurs AMF-SCM et ANMF-FP dans les cas respectifs de fouillis Gaussien et non-Gaussien.

Dans la figure 3.6, nous présentons les courbes P_{fa} -seuil des détecteurs AMF-

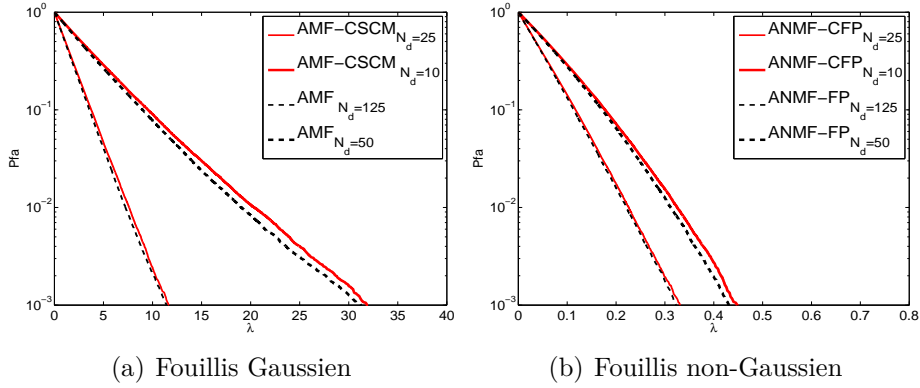


FIGURE 3.6 – Courbes P_{fa} -Seuil des détecteurs AMF et ANMF-FP. Rafale de $M_k = 25$ impulsions.

CSCM, figure 3.6(a), et ANMF-CFP, figure 3.6(b), obtenues par tirages de Monte-Carlo. Par souci de compréhension, la détection est effectuée sur une seule rafale,

rafale 5 table 2.2, de longueur $M_5 = 25$. La matrice de covariance est estimée à partir des signaux des $K = 5$ rafales de la table 2.2 pour lesquels ($M_1 = 17, M_2 = 19, M_3 = 21, M_4 = 23, M_5 = 25$) en se ramenant aux paramètres (M_5, PRF_5 et f_{c_5}) du signal de la rafale 5. Le nombre de cases d'entraînement considéré est $N_d = 10$ et $N_d = 25$. Afin de montrer l'apport de la méthode d'estimation de la matrice de covariance multi-rafales proposée, nous comparons les courbes P_{fa} -seuil des détecteurs AMF-CSCM et ANMF-CFP aux courbes P_{fa} -seuil des détecteurs AMF-SCM et ANMF-FP pour $N_d = 50$ puis $N_d = 125$, soit cinq fois plus que le nombre de cases d'entraînement utilisées pour les estimateurs CSCM et CFP. Nous constatons que les courbes sont pratiquement confondues, ce qui laisse entrevoir que la méthode d'interpolation proposée permet bien de se ramener à $K \times N_d$ données d'entraînement pour l'estimation de la matrice de covariance.

Dans les figures 3.7(a) (cas de fouillis Gaussien) et 3.7(b) (cas de fouillis non-

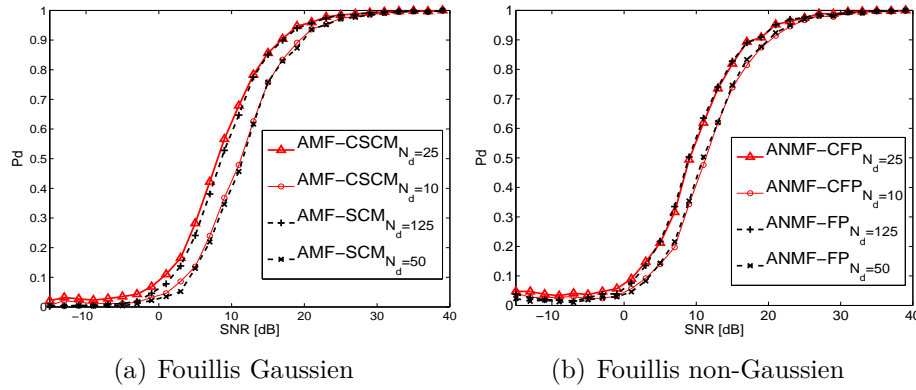


FIGURE 3.7 – Courbes $P_d - SNR$ des détecteurs AMF et ANMF-FP. Rafale de $M_k = 25$ impulsions, les matrices CSCM et CFP sont estimées à partir des signaux de 5 rafales avec $M_1 = 17, M_2 = 19, M_3 = 21, M_4 = 23$ et $M_5 = 25, P_{fa} = 10^{-3}$.

Gaussien), nous comparons respectivement les courbes $P_d - SNR$ des détecteurs AMF-CSCM et ANMF-CFP obtenues avec $N_d = 10$ et $N_d = 25$ aux courbes $P_d - SNR$ des détecteurs AMF-SCM et ANMF-FP obtenues avec $N_d = 50$ et $N_d = 125$. Les courbes tracées sont relatives à une P_{fa} de 10^{-3} . Nous constatons que les performances des détecteurs AMF-CSCM et ANMF-CFP, basés sur une matrice de covariance estimée à partir des signaux des cinq rafales, sont similaires aux performances des détecteurs AMF-SCM et ANMF-FP avec 5 fois plus de cases d'entraînement. Ces résultats complètent les précédents, ils confirment l'efficacité de la méthode d'association proposée pour estimer la matrice de covariance.

Afin d'appuyer les résultats précédemment obtenus sur données simulées, nous appliquons l'ANMF-CFP à des données réelles. Les données exploitées sont celles d'un radar au sol du groupe THALES, elles ont été collectées à une altitude

de 60m avec un faisceau pointant à 0° sur une mer agitée. Nous utilisons les données de quatre rafales cohérentes ayant des nombres d'impulsions (11, 12, 13, 14), fréquences centrales et PRFs différentes (les valeurs de ces deux paramètres ne sont pas mentionnées pour des raisons de confidentialité).

Les figures 3.8(a), 3.8(b), 3.8(c), 3.8(d) représentent les cartes "distance-Doppler"

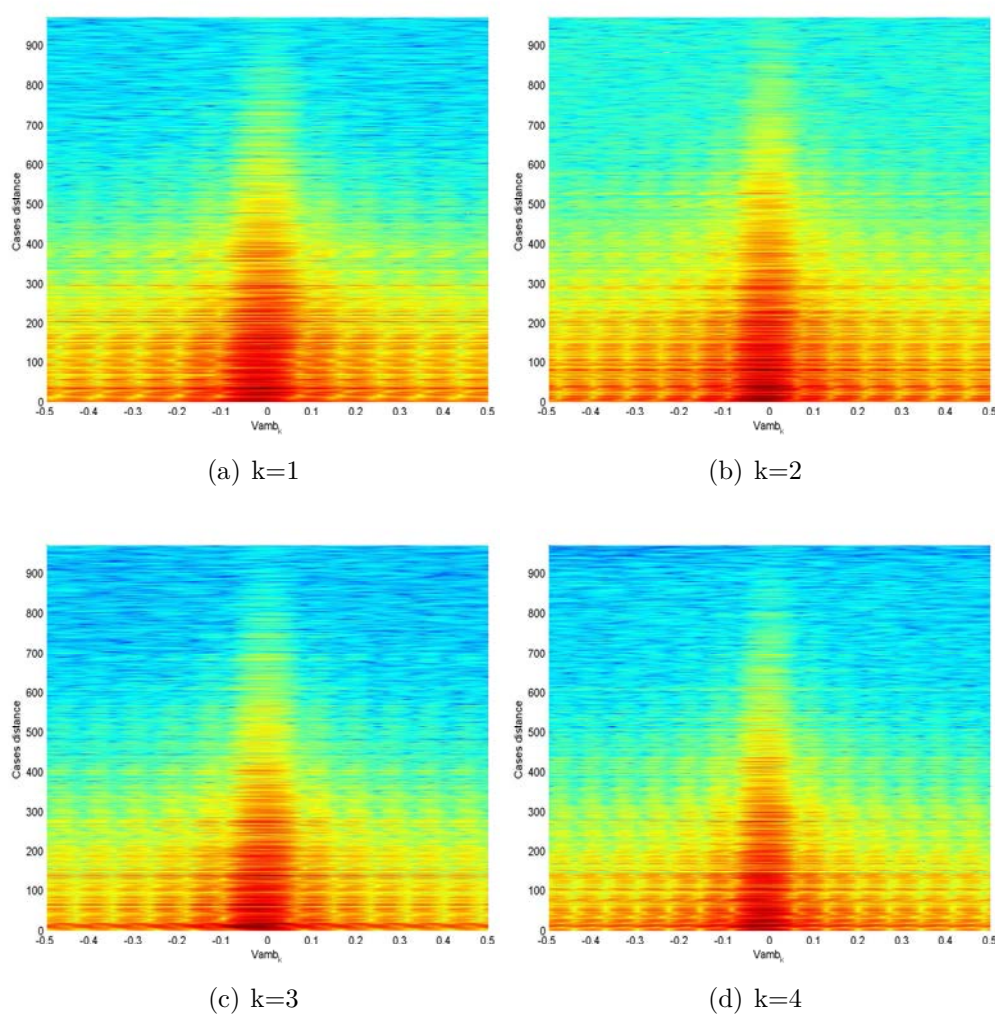


FIGURE 3.8 – Carte distance/Doppler de fouillis de sol.

des 4 rafales prises en compte. Chacune de ces cartes comporte 970 cases distance. On peut y distinguer deux zones différentes :

- La zone de fouillis de sol, dont la couleur varie du rouge au jaune, qui se caractérise par des échos fixes de forte puissance qui décroît en fonction de la distance au radar.

- La zone de bruit thermique, de couleur bleu, qui contient des échos de puissance homogène et relativement faible par rapport au fouillis.

Selon les informations qui nous ont été fournies, les signaux observés ne contiennent pas de cible. Le radar étant en incidence rasante, le fouillis de sol est supposé non-Gaussien.

Afin de mettre en avant l'intérêt de la méthode d'estimation de la matrice de covariance multi-rafales proposée, nous comparons les courbes P_{fa} -seuil et $P_d - SNR$ des détecteurs ANMF-CFP et ANMF-FP. Pour obtenir les courbes P_{fa} -seuil, nous considérons une hypothèse vitesse donnée ($v = \frac{\delta v}{2}$) et utilisons une fenêtre glissante sur l'axe distance. La case sous test est au centre de cette fenêtre, les deux cases de part et d'autre de cette dernière sont considérées comme des cases de garde et les autres sont des cases d'entraînement. Nous considérons la même hypothèse vitesse pour tracer les courbes $P_d - SNR$ avec un seuil fixé pour une P_{fa} de 10^{-1} . Dans le cas de la matrice de covariance composée CFP estimée à partir des signaux des $K = 4$ rafales, nous nous ramenons aux paramètres de la rafale 4 ($M = 14$). Pour estimer cette matrice, nous utilisons seulement $N_d = 7$ cases distance contre $N_d = 28$ ($2M_4$) cases pour estimer la matrice du point fixe à partir d'une seule rafale.

Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 3.9 pour les courbes P_{fa} -seuil

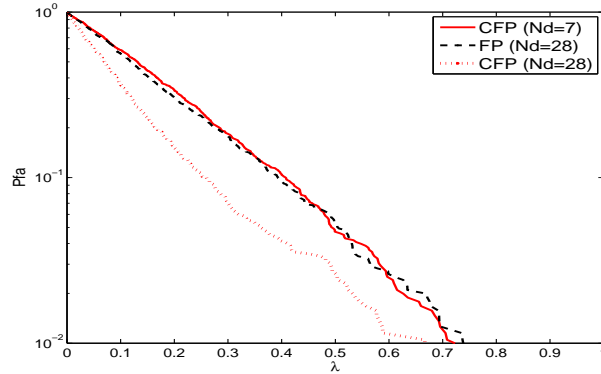


FIGURE 3.9 – Courbes P_{fa} -Seuil de l'ANMF-CFP sur données réelles. Rafale de $M = 14$ impulsions, nombre de données secondaires $N_d = 7$ et l'ANMF-FP avec $N_d = 28$, $M = 14$.

et la figure 3.10 pour les courbes $P_d - SNR$. Ceux-ci confirment les précédents résultats obtenus sur données simulées. En effet, la courbe P_{fa} -seuil du détecteur ANMF basé sur la matrice de covariance CFP, estimée à partir de $K = 4$ rafales en utilisant $N_d = 7$ cases d'entraînement par rafale, est proche de celles de l'ANMF prenant en compte la matrice FP estimée à partir d'une seule rafale avec $N_d = 28$ cases distance, soit 4 fois plus de cases distance. On fait le même constat concernant les courbes $P_d - SNR$ de l'ANMF-CFP où la matrice CFP multi-rafales

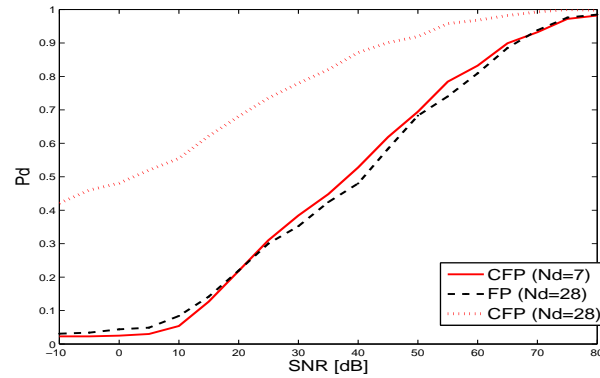


FIGURE 3.10 – Courbes $P_d - SNR$ des détecteurs l’ANMF-CFP avec $N_d = 7$ et l’ANMF-FP avec $N_d = 28$, rafale de $M = 14$, $v = \frac{\delta v}{2}$, $P_{fa} = 10^{-1}$.

($K = 4$) est estimée à partir de $N_d = 7$ cases distances et de l’ANMF-FP avec une estimation mono-rafale et $N_d = 28$ cases qui sont quasiment superposées. Comme les performances en détection dépendent de la précision d’estimation de la matrice de covariance, on en déduit que celle-ci est aussi bien estimée par l’estimateur FP mono-rafale que par l’estimateur CFP qui utilise les signaux des $K = 4$ rafales mais avec 4 fois moins de cases distance. L’estimation de la matrice multirafales CFP ($K = 4$) avec $N_d = 28$ cases permet une nette amélioration des performances par rapport au FP mono-rafale (gain d’environ $30dB$). Ces résultats confortent l’utilité de la méthode d’estimation multi-rafales proposée.

3.3 Technique d’estimation Doppler et de détection en présence de fouillis

Dans la partie précédente, nous avons proposé une technique d’estimation permettant de lever les ambiguïtés Doppler que nous avons appliquée à des signaux perturbés uniquement par du bruit de mesure. La levée d’ambiguïté en présence de fouillis est en général une tâche plus compliquée, les fortes contributions du fouillis qui sont atténuées par le traitement Doppler entraînent par la même occasion la suppression des réponses de cibles exo-fouillis situées aux multiples de la vitesse ambiguë (voir figure 1.10). Celles-ci sont alors détectées sur certaines rafales et non sur d’autres et il devient difficile pour l’extracteur d’associer les réponses appartenant à la même cible.

Afin de remédier à cela, nous proposons ici une solution innovante permettant de détecter et d’estimer les cibles en présence d’ambiguïtés Doppler et de fouillis de sol. Celle-ci combine la technique d’estimation itérative introduite au chapitre

précédent à la détection sur fouillis de sol basée sur une estimation multi-rafales de la matrice de covariance. Le schéma décrivant le principe du traitement proposé est représenté dans la figure 3.3.

Les étapes du traitement sont détaillées comme suit

Etape 1 : levée d’ambiguïté et détection de cibles exo-fouillis Les signaux observés des différentes rafales sont en premier lieu soumis à l’algorithme ReIMBA, détaillé dans la section 2.3.4, qui résout les ambiguïtés par un mécanisme itératif consistant à soustraire les contributions (cibles ou fouillis) de la plus forte à la plus faible. L’algorithme n’inclut pas de traitement visant à distinguer les cibles du fouillis, il itère tant qu’au moins une contribution (cible ou fouillis) est détectée sur L rafales parmi K . L’application, par exemple, d’un filtre de blanchiment entraînerait une perte de puissance aux multiples de la vitesse ambiguë et pourrait conduire à l’élimination de cibles exo-fouillis évoluant à des vitesses voisines. L’objectif de ce premier traitement est de détecter et d’estimer les vitesses et réflectivités des cibles rapides (exo-fouillis) i.e. cibles dont les vitesses sont en dehors de l’intervalle $[-2\delta v_c, 2\delta v_c]$ avec δv_c la largeur à $-3dB$ du lobe principal du fouillis.

Ce traitement étant appliqué aux K signaux observés de chaque cellule distance du domaine d’intérêt, nous proposons ici d’utiliser le ReIMBA qui est moins coûteux en temps de calcul que le E-ReIMBA qui effectue un test d’hypothèse pour chaque contribution de fouillis ou cible détectée.

Etape 2 : détection de cibles endo-fouillis La seconde étape est destinée à détecter les cibles lentes (endo-fouillis). Après avoir levé les ambiguïtés Doppler, on soustrait les réponses de cibles exo-fouillis, détectées à l’étape précédente, des signaux observés, celles-ci peuvent éventuellement se replier dans la zone endo-fouillis et être considérées par la suite comme des cibles lentes ou interférer dans l’estimation de la matrice de covariance. Les signaux résultants ont pour expression

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k^H(\hat{\mathbf{v}}_{\text{exo}})\hat{\mathbf{x}}_{\text{exo}_k} \quad (3.42)$$

Ces signaux sont ensuite soumis au détecteur ANMF qui est, rappelons le, le détecteur le plus performant dans le cas réaliste de fouillis non-Gaussien. Dans un souci de clarté, nous rappelons ici son expression

$$\Lambda_{ANMF} = \frac{|\mathbf{a}_k^H(v)\widehat{\mathbf{R}}_k^{-1}\tilde{\mathbf{y}}_k|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v)\widehat{\mathbf{R}}_k^{-1}\mathbf{a}_k(v))(\tilde{\mathbf{y}}_k^H\widehat{\mathbf{R}}_k^{-1}\tilde{\mathbf{y}}_k)} \quad (3.43)$$

Pour estimer la matrice de covariance de chaque rafale on utilise, l’estimateur du point fixe multi-rafales CPF proposé précédemment, qui permet

d'associer les signaux d'entraînement issus des K rafales et d'améliorer ainsi les performances de détection.

Afin de choisir la meilleure stratégie de détection, nous comparons les performances de différents tests de détection :

- tests basés sur le signal d'une seule rafale : rafale d'indice $k = 1$ avec ($M = 17$), rafale d'indice $k = 3$ avec ($M = 21$) et rafale d'indice $k = 5$ avec ($M = 21$).
- tests multi-rafales du type L/K : $\frac{1}{5}$, $\frac{3}{5}$ et $\frac{5}{5}$.
- test multi-rafales $\sum_{k=1}^K \frac{|\mathbf{a}_k^H(v) \hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_k|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v) \hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1} \mathbf{a}_k(v)) (\tilde{\mathbf{y}}_k^H \hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_k)} \geq_{H_0} \lambda$ noté $\sum_{k=1}^K$.

Le nombre de cases distance considérées pour l'estimation de la matrice de covariance est $N_d = 20$, la cible a une vitesse $v = \frac{\delta v}{2} = 5m/s$ et les seuils sont réglés de manière à avoir une P_{fa} de 10^{-3} en sortie des tests.

Les courbes obtenues sont présentées dans la figure 3.11. Elles montrent

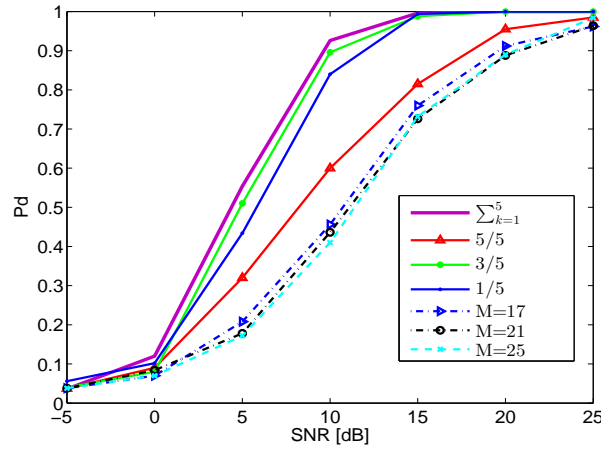


FIGURE 3.11 – Comparaison de différents tests de détection basés sur l'ANMF-CFP. $N_d = 20$, $v = \frac{\delta v}{2} = 5m/s$, $P_{fa} = 10^{-3}$.

que les tests multi-rafales offrent de meilleures performances que les tests basés sur une seule rafale. Plus précisément, le test le plus performant, pour lequel nous opterons, est le test $\sum_{k=1}^K$. Comme il s'agit à présent de détecter des cibles non-ambiguës après avoir soustrait les contributions des cibles ambiguës, il n'est donc pas nécessaire d'avoir recours à un test moins performant de type L/K , pour pallier au problème de réponses fantômes créées par la superposition de réponses ambiguës de cibles.

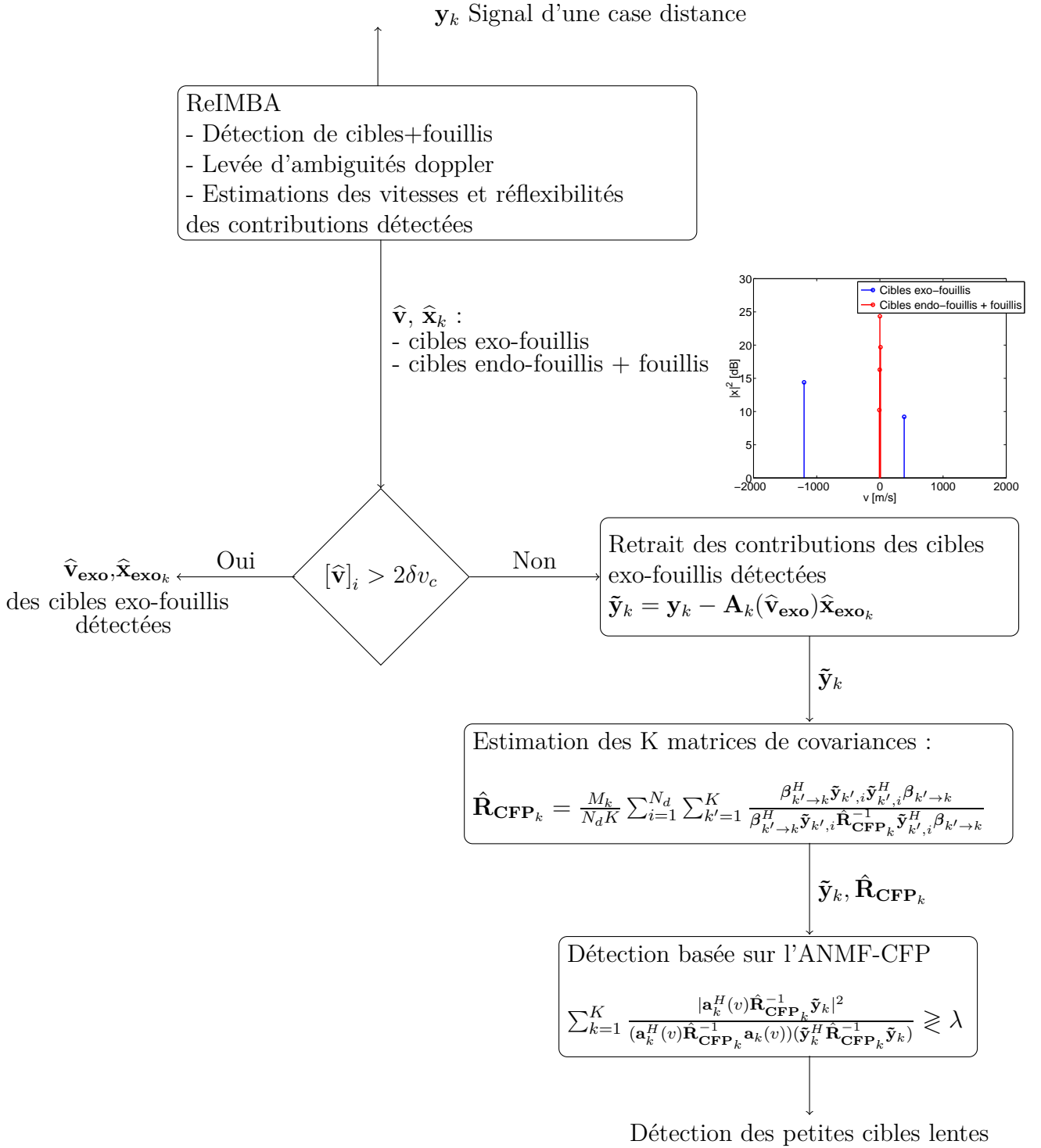


FIGURE 3.12 – Principe du traitement Doppler proposé

3.3.1 Évaluation de l'approche proposée

On montre, dans ce qui suit, les résultats obtenus sur différents scénarios mettant en évidence le bien fondé de l'enchaînement proposé. Les paramètres de simulation sont ceux du tableau 3.1.

Estimation en présence de fouillis et bruit de mesure seuls

La figure 3.13 illustre le résultat du ReIMBA sur un scénario avec 5 rafales contenant du fouillis non-Gaussien et bruit de mesure $CNR = 40dB$. Dans ce cas, l'algorithme détecte deux réponses de vitesses $v_1 = -0.21m/s$ et $v_2 = 0.24m/s$. Le fouillis généré est donc considéré par l'algorithme comme deux réflecteurs ponctuels co-localisés autour de la vitesse nulle.

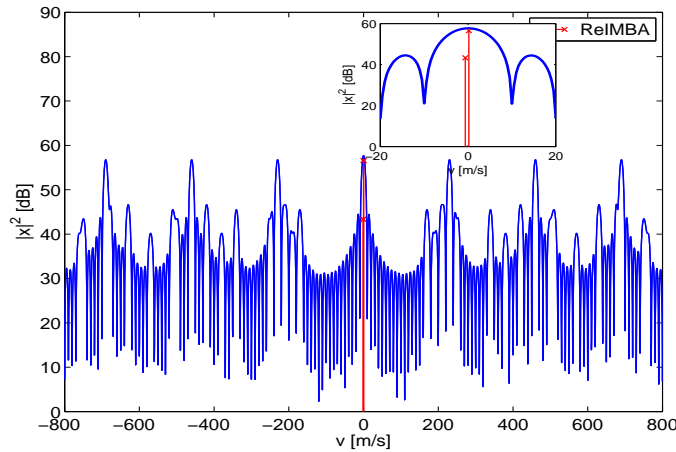


FIGURE 3.13 – Résultat du ReIMBA sur un scénario avec fouillis de sol et bruit de mesure ($CNR = 40dB$).

Estimation de cibles masquées par le fouillis

Le scénario considéré fait intervenir deux cibles, une cible lente (endo-fouillis) de vitesse $v_1 = 2.5m/s = \frac{\delta v}{4}$ et une cible rapide (exo-fouillis) ambiguë de vitesse $v_2 = 502m/s = 2v_{amb_5}$ qui, sur la rafale 5, se replie dans la zone endo-fouillis. La figure 3.14(a) représente l'intensité du signal après intégration incohérente. On constate que ce signal comporte un pic dominant à la vitesse du fouillis et que les deux cibles sont masquées par ce dernier, plus précisément la cible lente est noyée dans le lobe principal du fouillis et la cible ambiguë sous une réplique de ce lobe, puisque le signal est déplié sur l'axe Doppler.

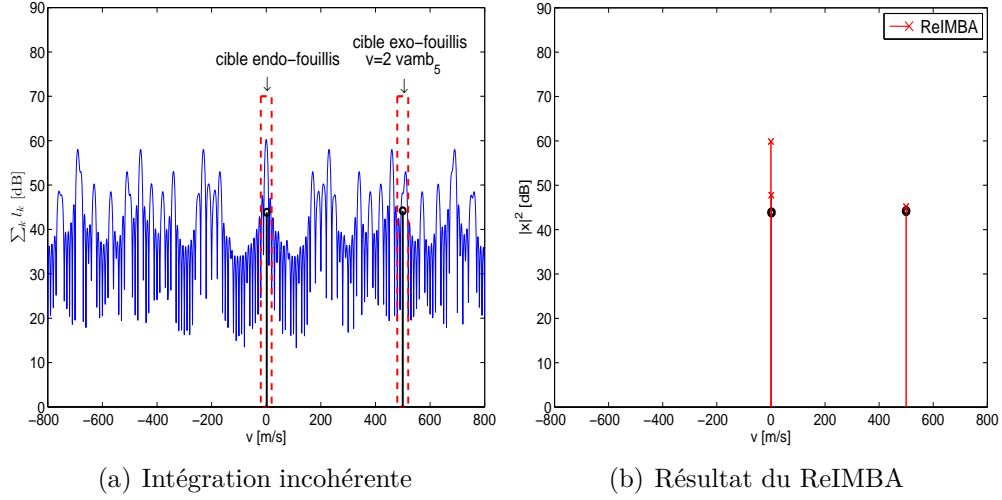


FIGURE 3.14 – Résultat de l’algorithme ReIMBA en présence de cibles endo et exo-fouillis masquées par le fouillis

Dans la figure 3.14(b), on illustre l’effet du ReIMBA sur un tel exemple. L’algorithme détecte une réponse à la vitesse de la cible exo-fouillis et deux réponses à -0.09m/s et 1.5m/s résultant de la combinaison des réponses du fouillis et de la cible lente. On déduit qu’après soustraction de la contribution du fouillis (réponse dominante), le ReIMBA a permis d’identifier la cibles exo-fouillis, quant à la cible endo-fouillis, on ne peut pas dire si l’une des deux réponses détectées autour de 0m/s est issue d’une cible ou du fouillis seul. On doit donc faire suivre ce premier traitement par un détecteur conçu pour séparer la cible lente du fouillis. Avant cela la réponse de la cible ambiguë doit être soustraite du signal, sinon elle sera également détectée dans la zone endo-fouillis.

3.4 Chaîne de traitement 2D

Dans la chaîne de traitement classique, la détection s’effectue rafale par rafale après filtrage sur les axes distance et Doppler, qui inclut la réjection du fouillis autour de la vitesse nulle. L’extracteur intervient ensuite sur les signaux résultants pour lever les ambiguïtés distance et Doppler. Nous proposons ici d’invertir l’ordre de ces traitements en commençant par un traitement bi-dimensionnel incluant l’étape de filtrage de détection et de levée d’ambiguïté mais sans suppression du fouillis. Le traitement en question est une extension de l’algorithme ReIMBA au cas de signaux bi-dimensionnels (distance/Doppler). L’algorithme résultant nommé 2DReIMBA, dont nous détaillons les étapes plus tard, sélectionne à chaque

itération la composante dominante du signal, puis soustrait l'entière contribution de la composante sélectionnée avant de réitérer. Cet algorithme n'inclut pas de traitement visant à rejeter les échos de fouillis, les composantes sélectionnées représentent donc les échos de cibles et du fouillis. L'intérêt principal d'un tel traitement itératif par rapport au traitement Doppler classique est de révéler progressivement les réponses de cibles exo-fouillis, masquées par les lobes secondaires du fouillis ou de cibles ayant de fortes réflectivités.

En second lieu, nous exploitons les résultats du premier traitement afin de détecter les cibles lentes présentes dans le lobe principal du fouillis. La région visée par ce traitement concerne donc les quelques cases Doppler autour de la vitesse nulle où se situe le lobe principal du fouillis. La détection est effectuée sur les signaux des rafales successives auxquels nous retirons les contributions des cibles rapides estimées à l'étape précédente. Cela permet d'exclure les réponses ambiguës de cibles rapides potentiellement présentes dans la zone d'intérêt. Dans ce qui suit, nous décrivons en détail les traitements constituant la chaîne de traitement proposée.

3.4.1 Bloc de traitement 2D pour la détection des cibles exo-fouillis

Précédemment, nous avons proposé l'algorithme ReIMBA pour répondre au problème de levée d'ambiguïtés sur l'axe Doppler pour une case distance (après compression d'impulsion). En pratique, dans le cas d'un radar à fréquence de récurrence intermédiaire, les cibles sont ambiguës à la fois en distance et en vitesse. La levée d'ambiguïté doit se faire simultanément sur ces deux axes. C'est pourquoi nous proposons ici d'étendre l'algorithme ReIMBA au traitement des signaux 2D. Comme le ReIMBA, le 2DReIMBA présenté table 6 se base sur un test de type L/K pour détecter, à chaque itération, la présence de cibles dans les signaux résiduels

$$\exists d \in \mathbf{d}_s, v \in \mathbf{v}_s \text{ tels que } \left(\sum_{k=1}^K |\mathbf{a}_k^H(d, v) \mathbf{r}_k|^2 > \lambda \right) > L \quad (3.44)$$

où

$\mathbf{d}_s = [d_{s_1}, \dots, d_{s_{N_d}}]$ représente la grille de distances, $\mathbf{a}_k(d, v) = \mathbf{a}_k(d) \otimes \mathbf{a}_k(v)$ avec \otimes le produit de Kronecker et $\mathbf{a}_k(d)$ le filtre de compression associé à une distance d qui contient une copie de la forme d'onde émise échantillonnée (le couplage distance vitesse est supposé négligeable). Le résidu de la rafale d'indice k , \mathbf{r}_k , est initialement égal à \mathbf{y}_k , le signal observé avant compression d'impulsion. \mathbf{y}_k est un vecteur de dimension $N_s M_k$ avec N_s le nombre d'échantillons temporels d'une impulsion.

Au moins un point de l'espace 2D considéré doit satisfaire le critère L/K pour que l'algorithme réitère. Dans ce cas, les coordonnées de distance et de vitesse des contributions ayant satisfait le test L/K sont stockées respectivement dans les vecteurs \mathbf{d}_{sel} et \mathbf{v}_{sel} . Pour lever les ambiguïtés en distance et en vitesse, l'algorithme sélectionne, parmi les distances et les vitesses pré-sélectionnées, celle qui maximise

$$\mathbf{l}_{\Sigma}(\mathbf{d}_{\text{sel}}, \mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k(\mathbf{d}_{\text{sel}}, \mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{d}_{\text{sel}}, \mathbf{v}_{\text{sel}}) \mathbf{r}_k|^2 \quad (3.45)$$

où $\mathbf{A}_k(\mathbf{d}_s, \mathbf{v}_s) = \mathbf{A}_k(\mathbf{d}_s) \otimes \mathbf{A}_k(\mathbf{v}_s)$ est un dictionnaire formé par le produit de Kronecker du dictionnaire distance $\mathbf{A}_k(\mathbf{d}_s)$ et vitesse $\mathbf{A}_k(\mathbf{v}_s)$. Ces dictionnaires correspondent respectivement aux domaines de recherche en distance \mathbf{d}_s et en vitesse \mathbf{v}_s formant une grille bi-dimensionnelle.

La distance et la vitesse correspondant à la coordonnée sélectionnée sont ensuite ajoutées aux ensembles actifs $\hat{\mathbf{d}}_{\text{set}}$, $\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{d}}_{\text{set}} &= [\hat{\mathbf{d}}_{\text{set}}, [\mathbf{d}_{\text{sel}}]_{p_{\text{max}}}] \\ \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} &= [\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}}] \end{aligned} \quad (3.46)$$

avec

$$(p_{\text{max}}, n_{\text{max}}) = \underset{p, n}{\operatorname{argmax}} \mathbf{l}_{\Sigma}([\mathbf{d}_{\text{sel}}]_p, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n) \quad (3.47)$$

Après cela, le 2DReIMBA rectifie les distances et vitesses des ensembles actifs en optimisant le critère des moindres carrés non-linéaires suivant

$$J_{\text{2DReIMBA}} = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\mathbf{d}, \mathbf{v})}^{\perp} \mathbf{y}_k\|^2 \quad (3.48)$$

Pour optimiser ce critère, l'algorithme démarre des distances et vitesses initiales $[\hat{\mathbf{d}}_{\text{set}}, \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}]$. Afin de diminuer l'importante charge de calculs relatifs à l'optimisation de ce critère non-linéaire de dimension $2 \times t$ (t étant l'indice de l'itération courante), nous optons pour une approche du type 2D-RELAX [41] qui consiste à le décomposer en t critères bidimensionnels.

Vient ensuite l'étape de mise à jour du résidu de chaque rafale qui complète l'itération et s'effectue de la manière suivante

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{d}}, \hat{\mathbf{v}})}^{\perp} \mathbf{y}_k \quad (3.49)$$

avec $\hat{\mathbf{d}}$ et $\hat{\mathbf{v}}$ les distances et vitesses estimées à l'étape précédente.

Algorithme 6 2DReIMBA

$$\mathbf{d}_s = [d_{s_1}, \dots, d_{s_{N_d}}], \mathbf{v}_s = [v_{s_1}, \dots, v_{s_{N_v}}]$$

Initialization :

$$\mathbf{d}_{\text{sel}} = \phi, \mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi, \hat{\mathbf{d}}_{\text{set}} = \phi, \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = \phi$$

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k; \mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{d}_s, \mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

For $i = 1 : N_d$

For $j = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{d}_s]_i, [\mathbf{v}_s]_j) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{d}_{\text{sel}} = [\mathbf{d}_{\text{sel}}, [\mathbf{d}_s]_i]$$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_j]$$

While $\mathbf{v}_{\text{sel}} \neq \phi$ **do**

$$\mathbf{l}_\Sigma(\mathbf{d}_{\text{sel}}, \mathbf{v}_{\text{sel}}) = \sum_{k=1}^K \mathbf{l}_k(\mathbf{d}_{\text{sel}}, \mathbf{v}_{\text{sel}})$$

$(p_{\text{max}}, n_{\text{max}}) = \text{argmax}_{p,n} \mathbf{l}_\Sigma([\mathbf{d}_{\text{sel}}]_p, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_n)$ \triangleright Detect over pre-selected coordinates

$$\hat{\mathbf{d}}_{\text{set}} = [\hat{\mathbf{d}}_{\text{set}}, [\mathbf{d}_{\text{sel}}]_{p_{\text{max}}}]$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}} = [\hat{\mathbf{v}}_{\text{set}}, [\mathbf{v}_{\text{sel}}]_{n_{\text{max}}}]$$

\triangleright Update active set

$(\hat{\mathbf{d}}, \hat{\mathbf{v}}) = 2DRelax(\mathbf{y}_k, \mathbf{A}_k(\mathbf{d}, \mathbf{v}), \mathbf{d}_{\text{init}} = \hat{\mathbf{d}}_{\text{set}}, \mathbf{v}_{\text{init}} = \hat{\mathbf{v}}_{\text{set}})$ \triangleright Correct actif set

For $k = 1 : K$

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{A}_k(\hat{\mathbf{d}}, \hat{\mathbf{v}})}^\perp \mathbf{y}_k$$

\triangleright Update residuals

$$\mathbf{l}_k = |\mathbf{A}_k^H(\mathbf{d}_s, \mathbf{v}_s) \mathbf{r}_k|^2$$

$$\mathbf{d}_{\text{sel}} = \phi, \mathbf{v}_{\text{sel}} = \phi$$

For $i = 1 : N_d$

For $j = 1 : N_v$

If $\text{Card}_{k=1:K}(\mathbf{l}_k([\mathbf{d}_s]_i, [\mathbf{v}_s]_j) > \lambda) \geq L$

$$\mathbf{d}_{\text{sel}} = [\mathbf{d}_{\text{sel}}, [\mathbf{d}_s]_i]$$

$$\mathbf{v}_{\text{sel}} = [\mathbf{v}_{\text{sel}}, [\mathbf{v}_s]_j]$$

\triangleright Update L/K pre-selection

For $k = 1 : K$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k^\dagger(\hat{\mathbf{v}}) \mathbf{y}_k$$

3.4.2 Bloc de détection adaptative des cibles lentes

A l'issue du premier traitement de la chaîne proposée, les cibles exo-fouillis sont détectées et leurs paramètres (distance, vitesse et amplitude complexe) sont estimés. Les réponses des cibles lentes sont, quant à elles, confondues avec celles du fouillis. Dans le second bloc, le signal de chaque case distance contenant du fouillis est soumis à un test de détection. Les cases en question sont identifiées à partir du résultat du 2DReIMBA, elles représentent les cases où une, voire plusieurs contributions, ont été détectées dans l'intervalle Doppler compris entre $-\delta v_c$ et $2\delta v_c$. Avant cela, un traitement préalable, consiste à soustraire les contributions des cibles exo-fouillis (détectées à l'étape précédente par le 2DReIMBA) des signaux observés. Ce pré-traitement a pour objectifs d'éviter la détection des réponses ambiguës de cibles exo-fouillis évoluant à des vitesses proches d'un multiple de la vitesse ambiguë et leur prise en compte dans l'estimation de la matrice de covariance du fouillis.

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k^H(\hat{\mathbf{d}}_{\text{exo}}, \hat{\mathbf{v}}_{\text{exo}})\hat{\mathbf{x}}_{\text{exo}_k} \quad (3.50)$$

où $\hat{\mathbf{d}}_{\text{exo}}$, $\hat{\mathbf{v}}_{\text{exo}}$ et $\hat{\mathbf{x}}_{\text{exo}_k}$ sont, respectivement, les distances, vitesses et réflectivités estimées des cibles exo-fouillis détectées par le 2DReNOMP.

Le fouillis est supposé Gaussien-composé, ce qui correspond à une hypothèse réaliste d'un point de vue opérationnel, le second bloc s'appuie donc sur l'ANMF-FP. En vu d'appliquer le détecteur ANMF-FP sur les signaux des cases distances contenant du fouillis, les signaux $\tilde{\mathbf{y}}_k$ sont "focalisés" en distance. Pour une rafale d'indice k le signal résultant s'écrit comme

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{\text{rc}_k} = \mathbf{A}_k^H(\mathbf{d}_s)\tilde{\mathbf{Y}}_k \quad (3.51)$$

où $\tilde{\mathbf{Y}}_k \in \mathbb{C}^{N_s \times M_k}$ est la forme matricielle du signal $\tilde{\mathbf{y}}_k$. Afin d'améliorer la détection des cibles lentes, la matrice de covariance de chaque rafale est estimée à partir des signaux des K rafales à notre disposition, à l'aide de l'estimateur multi-rafales CFP. La détection se fait case distance par case distance à partir du test

$$\sum_{k=1}^K \frac{|\mathbf{a}_k^H(v)\hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1}\mathbf{y}_{\mathbf{t}_k}|^2}{(\mathbf{a}_k^H(v)\hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1}\mathbf{a}_k(v))(\mathbf{y}_{\mathbf{t}_k}^H\hat{\mathbf{R}}_{\text{CFP}_k}^{-1}\mathbf{y}_{\mathbf{t}_k})} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (3.52)$$

où $\mathbf{y}_{\mathbf{t}_k} = \tilde{\mathbf{y}}_{\text{rc}_{k,i}}^T$ avec $\tilde{\mathbf{y}}_{\text{rc}_{k,i}}$ le vecteur contenant les M_k récurrences du signal dans une case distance d'indice i (ligne i de la matrice $\tilde{\mathbf{Y}}_{\text{rc}_k}$).

3.4.3 Evaluation de la chaîne de traitement proposée

Cette partie présente l'étude des performances de la chaîne de traitement proposée. Nous testons cette chaîne sur des signaux simulés issus de $K = 5$ rafales

dont les caractéristiques sont énoncées dans la table 3.2 ci-dessous Nous testons

Caractéristiques	rafale 1	rafale 2	rafale 3	rafale 4	rafale 5
Fréquence centrale(GHz)	3	3.01	3.025	3.015	3.02
Largeur de bande (MHz)	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5
PRF (Hz)	3400	3812.7	4235	4623	5033.3
Nombre d'impulsions	17	19	21	23	25
Résolution Doppler (m/s)	10	10	10	10	10
Résolution distance (m)	60	60	60	60	60
Distance ambiguë (Km)	44.11	39.34	35.42	32.44	29.8
Vitesse ambiguë (m/s)	170	190	210	230	250

TABLE 3.2 – Caractéristiques des signaux observés

d'abord le premier bloc de traitement destiné à lever les ambiguïtés distance et Doppler, à détecter les cibles exo-fouillis et à estimer leurs paramètres (distance, vitesse radiale et amplitude complexe). A cet effet, nous appliquons le 2DReIMBA à un scénario avec deux cibles dont une cible lente de vitesse $v_1 = 5m/s$ située à une distance $d_1 = 3.42Km$ du radar et une cible rapide de vitesse $v_2 = 250m/s$ qui se situe à une distance $d_2 = 36.36Km$, les deux cibles ont une puissance moyenne égale à $30dB$. Les signaux observés contiennent aussi du bruit blanc Gaussien et du fouillis non-Gaussien avec un CNR de $40dB$ présent dans les 100 premières cases distance, soit aux distances allant de 3 à $9Km$. Bien qu'en pratique l'espace de recherche s'étend de $d_{min} = 3Km$ à $d_{max} = 200Km$ en distance et de $v_{min} = -2000m/s$ à $v_{max} = 2000m/s$, on le réduit ici en passant à $d_{max} = 50Km$ et $v_{min} = -1000m/s$, $v_{max} = 1000m/s$ afin d'avoir un dictionnaire distance/vitesse des dimensions raisonnables.

Les figures 3.15(a) et 3.15(b) représentent des coupes aux cases distance des cibles. Comme le montre ces figures, nous nous trouvons dans un cas typique de scénario faisant l'objet de cette thèse, avec une cible lente masquée par le lobe principal du fouillis et une cible rapide masquée par l'un de ses lobes secondaires se trouvant à un multiple de la vitesse ambiguë (en l'occurrence $v_2 = 250m/s = v_{amb_5}$).

La figure 3.16 représente les cartes distance/Doppler des différentes rafales, elle permet de constater que la cible lente qui n'est pas ambiguë sur les deux axes et dont le lobe principal se trouve dans la zone endo-fouillis, n'apparaît sur aucune des cartes distance/Doppler. La cible exo-fouillis située à une case distance qui ne contient pas du fouillis ($d_2 = 36.36Km$), n'est visible que sur les cartes distance/Doppler des rafales d'indices $k = 1$, figure 3.16(a), et $k = 2$, figure 3.16(b). Dans ces rafales, cette cible n'est pas ambiguë en distance mais l'est en vitesse, elle apparaît de ce fait à sa distance vraie et aux vitesses : $v_2 - v_{amb_1} = 80m/s$, $v_2 - 2v_{amb_1} = -90m/s$ pour la rafale d'indice $k = 1$ et $v_2 - v_{amb_2} = 60m/s$,

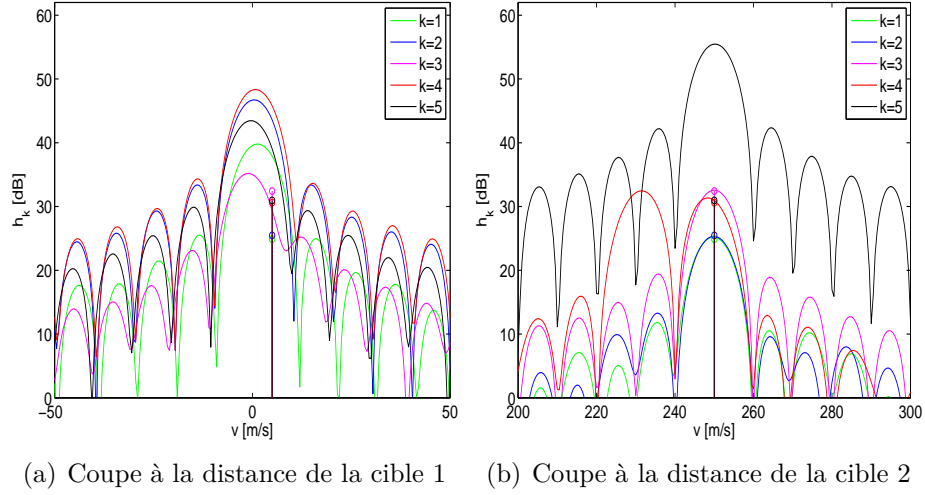


FIGURE 3.15 – Carte distance/Doppler de $K = 5$ rafales observées en présence de cibles masquées par le fouillis. Cible endo-fouillis située à une distance $d_1 = 3.42Km$ et de vitesse $v_1 = 5m/s$, cible exo-fouillis située à une distance $d_2 = 36.36Km$ et de vitesse $v_2 = 250m/s = v_{amb_5}$, fouillis non-Gaussien présent aux distances allant de 3 à $9Km$, $CNR = 40dB$.

$v_2 - 2v_{amb_2} = -130m/s$. La cible exo-fouillis n'est pas visible sur la carte distance/Doppler de la rafale d'indice $k = 3$, figure 3.16(c), car sa distance mesurée $d_2 - v_{amb_3} = 0.94Km$ est inférieure à la distance minimale mesurable par le radar $D_{min} = 3Km$. Elle n'apparaît pas non plus sur les cartes distances/Doppler des rafales d'indices $k = 4$, figure 3.16(d), et $k = 5$, figure 3.16(e), où elle est ambiguë en distance et en vitesse et où sa réponse est masquée par un lobe secondaire du fouillis. Dans le cas d'un tel scénario, l'utilisation du traitement Doppler classique, visant à rejeter les échos de fouillis aurait pour effet une dégradation importante du signal de la cible endo-fouillis sur toutes les rafales et de la cible exo-fouillis sur les rafales $k = 4$ et $k = 5$ pouvant mener à leur suppression.

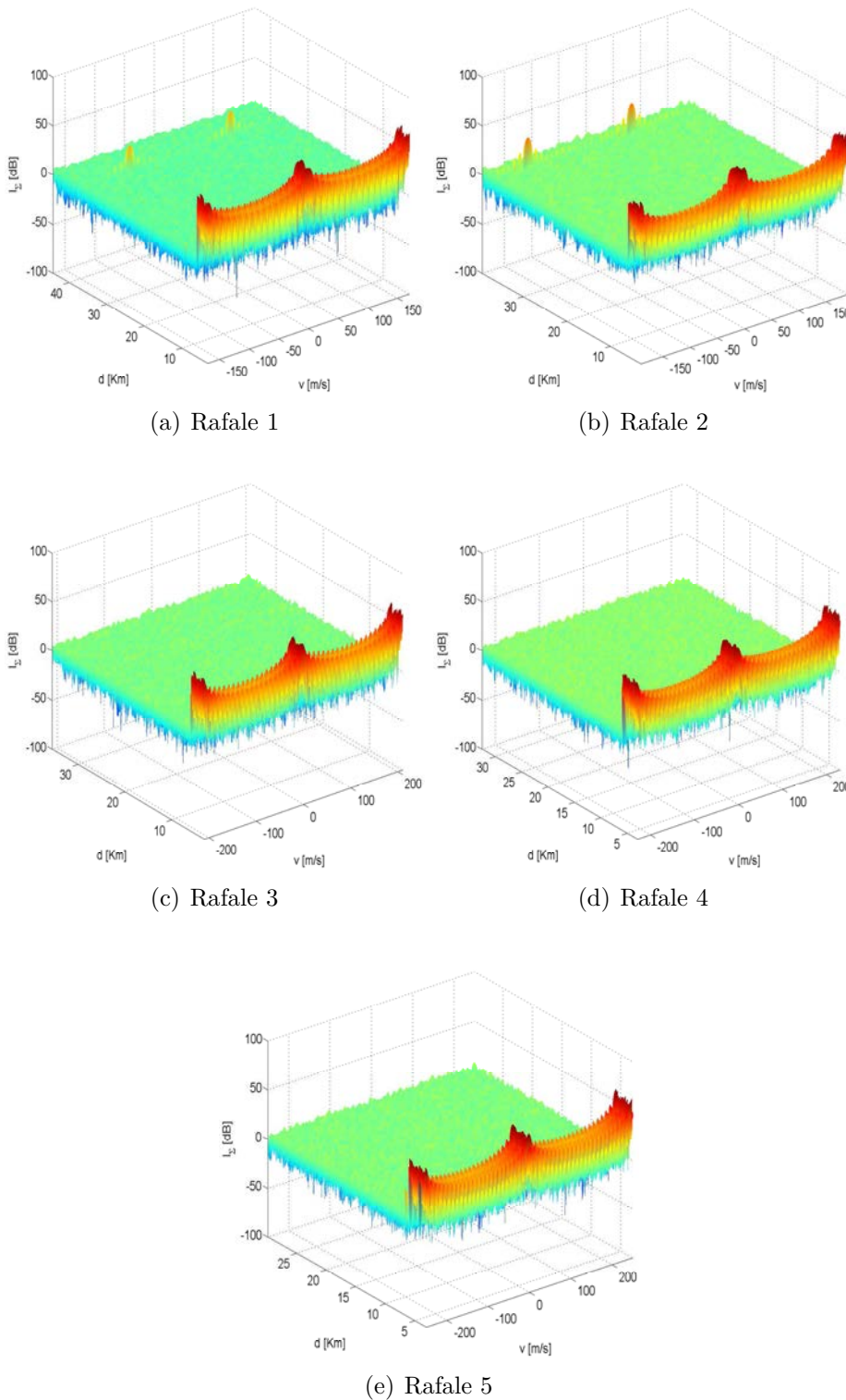


FIGURE 3.16 – Cartes distance/Doppler de $K = 5$ rafales observées en présence de deux cibles masquées par le fouillis₁ (cible endo-fouillis située à une distance $d_1 = 3.42Km$ et de vitesse $v_1 = 5m/s$, cible exo-fouillis située à une distance $d_2 = 36.36Km$ et de vitesse $v_2 = 250m/s = v_{amb_5}$, fouillis non-Gaussien présent aux distances allant de 3 à $9Km$, $CNR = 40dB$).

L'algorithme s'arrête après 171 itérations. Comme nous pouvons le constater à partir de la figure 3.17, il détecte plusieurs contributions (170) dans la zone endo-fouillis qui s'étend sur 100 cases distance et une contribution dont les coordonnées (distance et vitesse) correspondent aux paramètres de la cible exo-fouillis. Le 2DReIMBA a donc bien permis de résoudre les ambiguïtés sur les deux axes et n'a créé aucune fausse alarme en dehors de la zone endo-fouillis. Il a également permis de détecter la cible exo-fouillis et d'estimer sa distance et sa vitesse. À travers le zoom effectué sur cette zone, nous pouvons constater que le fouillis est souvent interprété par plus d'une contribution (deux en général) dans la même case distance. On remarque également qu'une contribution détectée dans cette zone paraît se détacher du lot, elle est estimée non loin de la cible lente. Cependant, au stade où nous sommes, il nous est impossible de dire si cette contribution est due à une cible ou au fouillis. Ce résultat révèle aussi le coût de calcul important du 2DReIMBA qui est l'inconvénient majeur de cet algorithme.

À présent nous évaluons le second bloc de la chaîne de traitement proposée. Le

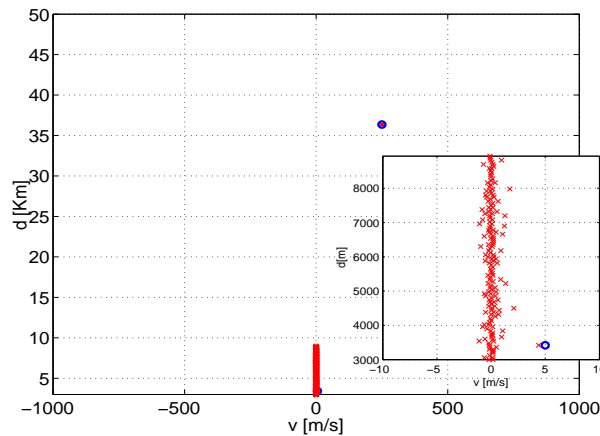


FIGURE 3.17 – Résultat du 2DReIMBA sur données simulées avec fouillis non-Gaussien et deux cibles masquées par le fouillis.

domaine distance/Doppler concerné s'étend de la première à la 100^{ème} case distance et sur les quatre cases Doppler allant de -20 m/s à 20 m/s ($\delta v_c \simeq 10m/s$). Les signaux observés, après soustraction de la contribution de la cible rapide, sont soumis à L'ANMF-CFP.

La figure 3.18 représente la somme des cartes de détection des différentes rafales avant seuillage. Nous remarquons que le fouillis a fortement été atténué. Nous distinguons à présent clairement la contribution de la cible lente qui est au-dessus du seuil estimé à son hypothèse vitesse.

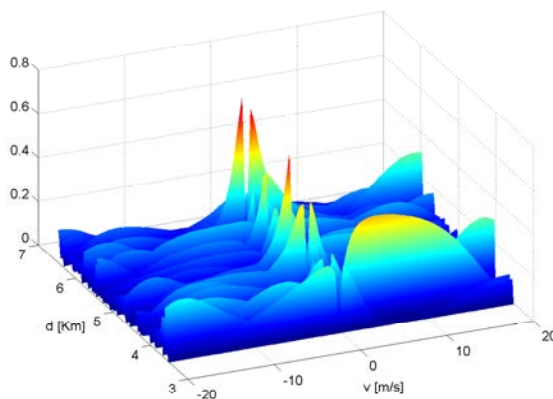


FIGURE 3.18 – Carte de l’ANMF-CFP avant seuillage en présence d’une cible dans du fouillis de sol non-Gaussien. Paramètres de la cible : $d = 3.42\text{Km}$, $v = 5\text{m/s}$.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d’abord considéré le problème de détection de cibles dans du fouillis de sol. Dans un premier temps, nous avons présenté les détecteurs couramment utilisés pour la détection dans du fouillis Gaussien et Gaussien-composé. Ces détecteurs font intervenir la matrice de covariance du signal qui, en pratique, n’est pas connue et doit être estimée à partir de données secondaires indépendantes et de même distribution que la case sous test. Ces données sont en général limitées en nombre, or, l’étude des performances des détecteurs montre que celles-ci se dégradent lorsque le nombre de données d’entraînement est insuffisant. Dans le cas de radars à fréquence de récurrence intermédiaire, en raison de la diversité de PRF et de fréquence porteuse entre les rafales émises, la matrice de covariance ne peut pas être directement estimée à partir de signaux des différentes rafales. Notre première contribution, dans ce chapitre, a été de proposer une technique d’association permettant l’estimation de matrices de covariance à partir de rafales de caractéristiques différentes. Les résultats obtenus sur données simulées et réelles ont montré que cette technique permet d’améliorer les performances de détection des cibles lentes par rapport à une estimation classique mono-rafale.

Nous avons, par la suite, proposé une nouvelle approche de traitement dans le cas de signaux ambigus en vitesse. Celle-ci fait appel à l’algorithme itératif ReIMBA pour résoudre les ambiguïtés en vitesse, détecter les cibles exo-fouillis et estimer leurs paramètres avec une haute résolution. Elle procède ensuite à la détection des cibles lentes en utilisant le détecteur ANMF associé à une estimée multi-rafales de la matrice de covariance. L’approche proposée a été étendue à une chaîne de

traitement 2D pour traiter le cas de signaux ambigus en distance et en Doppler. Nous avons testé cette chaîne avec succès sur des données simulées montrant sa capacité à résoudre les ambiguïtés sur les deux axes et à détecter les cibles lentes.

Conclusion

La détection de cibles sur fouillis de sol est une problématique fondamentale en radar. Cette thèse s'inscrit dans le contexte particulier de détection de cibles lentes de faible réflectivité masquées par le fouillis de sol, dans le cas de radars à fréquence de récurrence intermédiaire ambigus à la fois en distance et en vitesse. Le premier chapitre, a été consacré à la présentation des radars Doppler pulsés à fréquence de récurrence intermédiaire. Des notions importantes telles que les ambiguïtés et la résolution distance et Doppler ont été définies. Puis la procédure pour lever les ambiguïtés à partir des signaux issus de rafales cohérentes à diversité de PRF a été rappelée. Une présentation de la chaîne de traitement classique a permis de relever l'un de ses principaux défauts : la suppression des cibles lentes et de faible réflectivité masquées par le fouillis de sol. C'est à la mise en place d'une chaîne de traitement permettant d'y remédier que nous avons œuvré dans ce travail de thèse.

Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes penchés sur le problème de levée d'ambiguïtés sur l'axe Doppler dans le cas où seul le bruit de mesure affecte les signaux observés. Après étude de différentes méthodes d'estimation Doppler offrant de meilleures capacités de séparation qu'un traitement classique par filtre adapté, nous avons fait le choix d'opter pour les approches itératives et avons montré que ces approches pouvaient être appliquées à la levée d'ambiguïtés à partir de signaux issus de rafales à diversité de PRF. Nous avons proposé l'algorithme itératif IMBA qui permet de lever les ambiguïtés et de détecter les cibles de faibles réflectivités présentes dans les lobes secondaires de cibles fortes. Plusieurs extensions de cet algorithme, AGIMBA, ReIMBA et E-ReIMBA ont été développées afin de remédier aux problèmes de grille et de faible résolution auxquels il s'est avéré sensible. Nous avons ainsi abouti à un algorithme à haute résolution permettant de lever les ambiguïtés en vitesse à partir de signaux issus de rafales à diversité de PRF.

Dans le troisième chapitre, nous avons tout d'abord abordé le problème de détection de cibles lentes sur fouillis de sol. Après avoir montré l'influence du nombre de données d'entraînement sur les performances de détection, nous avons proposé une technique d'association de signaux qui permet l'estimation de matrices de covariance multi-rafales. On obtient ainsi, avec le même nombre de données, des

Conclusion

performances de détection nettement meilleures qu'avec un estimateur classique mono-rafale.

Nous avons, par la suite, proposé une approche alternative au traitement Doppler classique des radars à fréquence de récurrence intermédiaire. Celle-ci utilise en premier lieu l'algorithme ReIMBA pour lever les ambiguïtés en vitesse et détecter les cibles exo-fouillis, y compris celles se trouvant dans un lobe secondaire d'une cible forte ou dont la vitesse est proche d'un multiple de la vitesse ambiguë. Suite à cela, la technique d'association de rafales est utilisée afin d'améliorer la détection des cibles lentes. Nous avons aussi montré que cette approche pouvait être étendue à un traitement 2D distance/Doppler et résoudre les ambiguïtés sur les deux axes.

Perspectives

Dans ce travail de thèse, nous avons développé une chaîne de traitement innovante par rapport à la chaîne de traitement classique des radars à moyenne fréquence de récurrence. Certaines pistes demeurent à explorer avant d'envisager une utilisation opérationnelle de cette chaîne de traitement :

- Une analyse plus approfondie de ses performances doit être réalisée en prenant en compte différents scénarios éventuels.
- Les performances de cet algorithme peuvent encore être améliorées en investiguant plus en profondeur le choix des paramètres d'émission comme le choix des PRFs et par la mise en place d'un critère de sélection permettant de mieux filtrer les cas d'interactions entre les réponses de cibles.
- Des solutions doivent être proposées pour diminuer le coût de calcul important du 2DReIMBA introduit d'une part, par l'étape de sélection qui fait intervenir un dictionnaire de grande dimension mais aussi par la détection des réponses de fouillis. Le fouillis étant vu par l'algorithme comme plusieurs contributions dans une case distance, la mise en place d'une approche permettant de soustraire ses contributions en une fois serait une manière d'accélérer l'algorithme.

D'autre part, il serait intéressant de pouvoir comparer l'approche proposée à une approche basée sur l'IAA, celle-ci ayant l'avantage de ne pas estimer les contributions du signal à raison d'une contribution par itération et pourrait être de ce fait moins gourmande en temps de calcul. On notera qu'une version de l'IAA, apte à la prise en compte des ambiguïtés pour des cibles fluctuantes est actuellement en cours d'étude.

Publications

Les travaux menés dans cette thèse ont fait l'objet d'un certain nombre d'articles de conférences internationales indiquées ci après.

1. Linda Aouchiche, Laurent Ferro-Famil, Claude Adnet, "An Adaptive Solution for the Detection of Small and Slowly-Moving Targets in Highly Ambiguous Radar Context", EuRAD, 2016.
2. Linda Aouchiche, Guy Desodt, Claude Adnet, Laurent Ferro-Famil, "Enhanced OMP Algorithm for the Detection and Estimation of Closely Spaced Moving Objects in the Presence of Doppler Ambiguities", International Radar Conference, Johannesburg, 2015.
3. Linda Aouchiche, Guy Desodt, Rami Kassab, Laurent Ferro-Famil and Olivier Rabaste. "Adaptive grid OMP technique for the detection of low reflectivity moving objects in the presence of Doppler ambiguities." International Radar Conference, Lille, 2014.
4. Guy Desodt, Linda Aouchiche, Olivier Rabaste, "Extract Before Detect, N-signal Complex Approximate Message Passing Applied to Radar Signals", COSERA, Bonn, 2013.

Bibliographie

- [1] J. Aldrich. R. A. Fisher and the Making of Maximum Likelihood 1912-22. *Discussion Paper 9504, Dept. Economics, Southampton Univ.*, 1995.
- [2] L. Aouchiche, G. Desodt, C. Adnet, and L. Ferro-Famil. Enhanced OMP algorithm for the detection and estimation of closely spaced moving objects in the presence of Doppler ambiguities. In *2015 IEEE Radar Conference*, pages 260–265, Oct 2015.
- [3] L. Aouchiche, G. Desodt, A. R. Kassab, L. Ferro-Famil, and O. Rabaste Onera. Adaptive grid OMP technique for the detection of low reflectivity moving objects in the presence of Doppler ambiguities. In *2014 International Radar Conference*, pages 1–5, Oct 2014.
- [4] L. Aouchiche, L. Ferro-Famil, and C. Adnet. An adaptive solution for the detection of small and slowly-moving targets in highly ambiguous radar context. In *2016 European Radar Conference (EuRAD)*, pages 101–104, London, United Kingdom, 2016.
- [5] O. Besson and Y. Abramovich. Sensitivity Analysis of Likelihood Ratio Test in K Distributed and/or Gaussian Noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 22(12) :2329–2333, Dec 2015.
- [6] S. Bidon. *Estimation et détection en milieu non-homogène [Ressource électronique] : application au traitement spatio-temporel adaptatif*. PhD thesis, Université de Toulouse. France, 2008.
- [7] J. B. Billingsley. Ground clutter measurements for surface-sited radar. *MIT, Tech. Rep. 780*, 1993.
- [8] J. Barrie Billingsley. *Low-angle radar land clutter : measurements and empirical models*. William Andrew, 1st edition, 2002.
- [9] J.B. Billingsley. *Low-angle Radar Land Clutter : Measurements and Empirical Models*. William Andrew Pub., 2002.
- [10] J. Bohme. Estimation of source parameters by maximum likelihood and nonlinear regression. In *ICASSP '84. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 9, pages 271–274, Mar 1984.

- [11] J. Capon. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8) :1408–1418, Aug 1969.
- [12] B. D. Carlson. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 24(4) :397–401, Jul 1988.
- [13] C. Y. Chang and J. C. Curlander. Application of the multiple PRF technique to resolve Doppler centroid estimation ambiguity for spaceborne SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(5) :941–949, Sep 1992.
- [14] F. Le Chevalier. *Principles of Radar and Sonar Signal Processing*. Artech House, Norwood, 2002.
- [15] Y. H. Choi. Subspace-based coherent source localisation with forward/backward covariance matrices, year=2002. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 149(3) :145–151, Jun.
- [16] E. Conte, M. Lops, and G. Ricci. Adaptive matched filter detection in spherically invariant noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 3(8) :248–250, Aug 1996.
- [17] S. F. Cotter, B. D. Rao, Kjersti Engan, and K. Kreutz-Delgado. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(7) :2477–2488, July 2005.
- [18] J.C. Dainty. I The Statistics of Speckle Patterns. volume 14 of *Progress in Optics*, pages 1 – 46. Elsevier, 1977.
- [19] G. Desodt, L. Aouchiche, and O. Rabaste. Extract Before Detect, N-signal Complex Approximate Message Passing Applied to Radar Signals. *International Workshop on Compressed Sensing Applied to Radar ,CoSeRa*, 2013.
- [20] C. Ekanadham, D. Tranchina, and E. P. Simoncelli. Recovery of Sparse Translation-Invariant Signals With Continuous Basis Pursuit. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(10) :4735–4744, Oct 2011.
- [21] P. Forster F. Pascal, J.P. Ovarlez and P. Larzabal. Constant False Alarm Rate Detection in Spherically Invariant Random Processes. In *Proceedings of the European Signal Processing Conference, EUSIPCO, Vienna, Austria*.
- [22] A. Farina, F. Gini, M. V. Greco, and P. Lombardo. Coherent radar detection of targets against a combination of K-distributed and Gaussian clutter. In *Proceedings International Radar Conference*, pages 83–88, May 1995.
- [23] A. Farina, A. Russo, F. Scannapieco, and S. Barbarossa. Theory of radar detection in coherent Weibull clutter. *Communications, Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, 134(2) :174–190, April 1987.
- [24] A. Farina and F.A. Studer. A review of CFAR detection techniques in radar systems . *Microwave Journal*, 29 :115–128, 1986.

- [25] A. Ferrari, C. Berenguer, and G. Alengrin. Doppler ambiguity resolution using multiple PRF. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 33(3) :738–751, July 1997.
- [26] Laurent Ferro-Famil and Eric Pottier. SAR Imaging using Coherent Modes of Diversity : SAR Polarimetry, Interferometry and Tomography. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Microwave Remote Sensing of Land Surface*, pages 67 – 147. Elsevier, 2016.
- [27] Laurent Ferro-Famil and Eric Pottier. Synthetic Aperture Radar Imaging. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Microwave Remote Sensing of Land Surface*, pages 1 – 65. Elsevier, 2016.
- [28] Fulvio Gini and Maria Greco. Covariance Matrix Estimation for CFAR Detection in Correlated Heavy Tailed Clutter. *Signal Process.*, 82(12) :1847–1859, December 2002.
- [29] Joseph Goodman. Some Fundamental Properties of Speckle. 66 :1,145–1,150, 11 1976.
- [30] V.G. Hansen. Constant false alarm rate processing in search radars. *IEE International Radar Conference, London*, pages 325–332, 1973.
- [31] S. Haykin and A. Steinhardt. *Adaptive radar detection and estimation*. Wiley, New York, 1992.
- [32] You He and Jian Guan. A new CFAR detector with greatest of selection. In *Proceedings International Radar Conference*, pages 589–591, May 1995.
- [33] J. A. Hogbom. Aperture Synthesis with a Non-Regular Distribution of Interferometer Baselines. *Astron. Astrophys. Suppl. Ser.*, 15 :417–426, jun 1974.
- [34] E. Jay. *Détection en Environnement Non-Gaussien*. PhD thesis, Université de Cergy-Pontoise. France, 2002.
- [35] E. Jay, J. P. Ovarlez, D. Declercq, and P. Duvaut. Bayesian Optimum Radar Detector in non-Gaussian noise. In *2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 2, pages II–1289–II–1292, May 2002.
- [36] S.M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing - Detection theory* . Prentice Hall PTR, 1998.
- [37] I. P. Kirsteins and D. W. Tufts. Adaptive detection using low rank approximation to a data matrix. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 30(1) :55–67, Jan 1994.
- [38] S. Kraut and L. L. Scharf. The CFAR adaptive subspace detector is a scale-invariant GLRT. In *Ninth IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing (Cat. No.98TH8381)*, pages 57–60, Sep 1998.

- [39] E. Levanon and E. Mozesonr. *Radar Signals*. John Wileyand Sons, Hoboken, NJ, 2004.
- [40] Jian Li and P. Stoica. An adaptive filtering approach to spectral estimation and SAR imaging. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44(6) :1469–1484, Jun 1996.
- [41] Jian Li and P. Stoica. Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44(2) :281–295, Feb 1996.
- [42] B. R. Mahafza. *Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB*. Chapman and Hall, 3 edition, 2013.
- [43] M. Mahot. *Robust covariance matrix estimation in signal processing*. PhD thesis, Ecole normale supérieure de Cachan, December 2012.
- [44] A. Majumdar, N. Krishnan, S. R. B. Pillai, and R. Velmurugan. Extensions to Orthogonal Matching Pursuit for Compressed Sensing. In *2011 National Conference on Communications (NCC)*, pages 1–5, Jan 2011.
- [45] D. Malioutov, M. Cetin, and A. S. Willsky. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(8) :3010–3022, Aug 2005.
- [46] S. G. Mallat and Zhifeng Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(12) :3397–3415, Dec 1993.
- [47] S. Marcos. *Les méthodes à haute résolution : traitement d’antenne et analyse spectrale*. Traitement du signal. Hermes Science Publications, 1998.
- [48] J. Neyman and E. S. Pearson. On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 231 :289–337, 1933.
- [49] B. Ottersten, M. Viberg, P. Stoica, A. Nehorai, J. Litva S. S. Haykin, and T. J. Shepherd. Exact and large sample ML techniques for parameter estimation and detection in array processing. *Radar Array Processing, Springer-Verlag*, pages 99–151, 1993.
- [50] F. Pascal, Y. Chitour, J. P. Ovarlez, P. Forster, and P. Larzabal. Covariance Structure Maximum-Likelihood Estimates in Compound Gaussian Noise : Existence and Algorithm Analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56(1) :34–48, Jan 2008.
- [51] F. Pascal, J. P. Ovarlez, P. Forster, and P. Larzabal. On a SIRV-CFAR detector with radar experimentations in impulsive clutter. In *2006 14th European Signal Processing Conference*, pages 1–5, Sept 2006.

- [52] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit : recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, volume 1, pages 40–44, Nov 1993.
- [53] F. Aluffi Pentini, A. Farina, and F. Zirilli. Radar detection of targets located in a coherent K distributed clutter background. *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, 139(3) :239–245, June 1992.
- [54] S. U. Pillai and B. H. Kwon. Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(1) :8–15, Jan 1989.
- [55] L. Prünfte. Off-Grid Compressed Sensing for GMTI using SAR Images. *International Workshop on Compressed Sensing Applied to Radar ,CoSeRa*, 2013.
- [56] M. Rangaswamy. Spherically invariant random processes for modeling non-gaussian radar clutter. In *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 1106–1110 vol.2, Nov 1993.
- [57] M. Rangaswamy, D. D. Weiner, and A. Ozturk. Non-Gaussian random vector identification using spherically invariant random processes. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 29(1) :111–124, Jan 1993.
- [58] I. S. Reed, J. D. Mallett, and L. E. Brennan. Rapid Convergence Rate in Adaptive Arrays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-10(6) :853–863, Nov 1974.
- [59] C. Ren, M. N. E. Korso, J. Galy, E. Chaumette, P. Larzabal, and A. Renaux. On the Accuracy and Resolvability of Vector Parameter Estimates. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62(14) :3682–3694, July 2014.
- [60] M.A. Richards, W.A. Holm, and J. Scheer. *Principles of Modern Radar : Basic Principles*. Institution of Engineering and Technology, 2010.
- [61] M. A. Ritchie, K. Woodbridge, and A. G. Stove. Analysis of sea clutter distribution variation with Doppler using the compound k-distribution. In *2010 IEEE Radar Conference*, pages 495–499, May 2010.
- [62] F. C. Robey, D. R. Fuhrmann, E. J. Kelly, and R. Nitzberg. A CFAR adaptive matched filter detector. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 28(1) :208–216, Jan 1992.
- [63] H. Rohling. Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-19(4) :608–621, July 1983.
- [64] K. J. Sangston, F. Gini, M. V. Greco, and A. Farina. Structures for radar detection in compound Gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 35(2) :445–458, Apr 1999.

- [65] D. C. Schleher. Radar Detection in Weibull Clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-12(6) :736–743, Nov 1976.
- [66] R.O. Schmidt. *PhD thesis : Signal subspace approach to multiple emitter location and spectral estimation*. Dept. Elect. Eng., Stanford Univ,CA, 1981.
- [67] M Skolnik. *Introduction to Radar Systems*. New York : McGraw-Hill, 3 edition, 2001.
- [68] M. I. Skolnik. *Radar Handbook*. McGraw-Hill Book Company, New York, 1970.
- [69] P. Stoica and R. Moses. *Spectral Analysis of Signals*. Pearson Education,inc, 2005.
- [70] P. Stoica and A. Nehorai. MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(5) :720–741, May 1989.
- [71] P. Stoica and A. Nehorai. Performance study of conditional and unconditional direction-of-arrival estimation. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 38(10) :1783–1795, Oct 1990.
- [72] H. L. Van Trees. *Detection, estimation and Modulation theory : Part III*. John Wiley and Sons, New York, 2001.
- [73] J. Ward. *Space-time Adaptive Processing for Airborne Radar*. Technical report (Lincoln Laboratory). Massachusetts Institute of Technology, Lincoln Laboratory, 1994.
- [74] K. D. Ward. Compound representation of high resolution sea clutter. *Electronics Letters*, 17(16) :561–563, August 1981.
- [75] R. T. Williams, S. Prasad, A. K. Mahalanabis, and L. H. Sibul. An improved spatial smoothing technique for bearing estimation in a multipath environment. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 36(4) :425–432, Apr 1988.
- [76] T. Yardibi, J. Li, P. Stoica, M. Xue, and A. B. Baggeroer. Source Localization and Sensing : A Nonparametric Iterative Adaptive Approach Based on Weighted Least Squares. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 46(1) :425–443, Jan 2010.
- [77] I. Ziskind and M. Wax. Maximum likelihood localization of multiple sources by alternating projection. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 36(10) :1553–1560, Oct 1988.