

Stop-Band APES : Traitements adaptatifs en environnements hétérogènes

Laurent Savy, Jean-François Degurse

► **To cite this version:**

Laurent Savy, Jean-François Degurse. Stop-Band APES : Traitements adaptatifs en environnements hétérogènes. Traitement du Signal, Lavoisier, 2011, 28 (1-2), pp.231-256. 10.3166/TS.28.231-256 . hal-00815744

HAL Id: hal-00815744

<https://hal-supelec.archives-ouvertes.fr/hal-00815744>

Submitted on 19 Apr 2013

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.

Stop-Band APES : Traitement STAP sur données fortement hétérogènes

Une formulation étendue du Maximum Likelihood Estimation Detector

Laurent Savy¹, Jean-François Degurse¹

1. Office National d'Etudes et de Recherches Aérospatiales
BP 80100
91123 PALAISEAU Cedex

lsavy@onera.fr, jean-francois.degurse@onera.fr

RÉSUMÉ. Cet article propose une version étendue du Maximum Likelihood Estimation Detector (MLED) particulièrement bien adaptée à la problématique de la détection des cibles lentes dans des environnements très fortement hétérogènes. Contrairement à la méthode MLED, cette nouvelle méthode appelée Stop-Band APES ne souffre pas de la haute résolution Doppler de la méthode MLED qui implique une forte charge de calcul. Les performances de cette nouvelle méthode sont illustrées sur des données synthétiques réalistes.

ABSTRACT. This paper proposes an extended version of the Maximum Likelihood Estimation Detector (MLED) that can operate in severe heterogeneous environment for slow moving target detection in ground clutter using space-time adaptive processing (STAP). Unlike the MLED, the extended version called Stop-Band APES does not suffer from the high Doppler resolution properties of the MLED leading to severe extra computational burden. Performances are illustrated on realistic synthetic data.

MOT-CLÉS : STAP, Détection sur données primaires seules, fouillis hétérogène, APES, MLED

KEYWORDS: STAP, single data set detection algorithm, heterogeneous clutter, APES, MLED

DOI:10.3166/Acronyme REVUE.volume.page1-pagefin © année Lavoisier, Paris

EXTENDED ABSTRACT

STAP performs two-dimensional space and time adaptive filtering where different space channels are combined at different times (Bidon S., 2011a), (Le Chevalier *et al.*, 2011). In context of radar signal processing, the aim of STAP is to remove ground clutter returns, in order to enhance slow moving target detection. Filter's weights are adaptively estimated from training data in the neighborhood of the range cell of interest, called cell under test (CST). The estimation of these weights is always deduced, more or less directly, from an estimation of the covariance matrix of the received signal, which is the key quantity in the process of adaptation. Any implementation of STAP processing must remain absolutely consistent with the strategy of radar processing which purpose is to obtain a high probability of detection while maintaining a very low probability of false alarm. To achieve this goal, the selected STAP processing therefore ideally seeks to comply with the following steps:

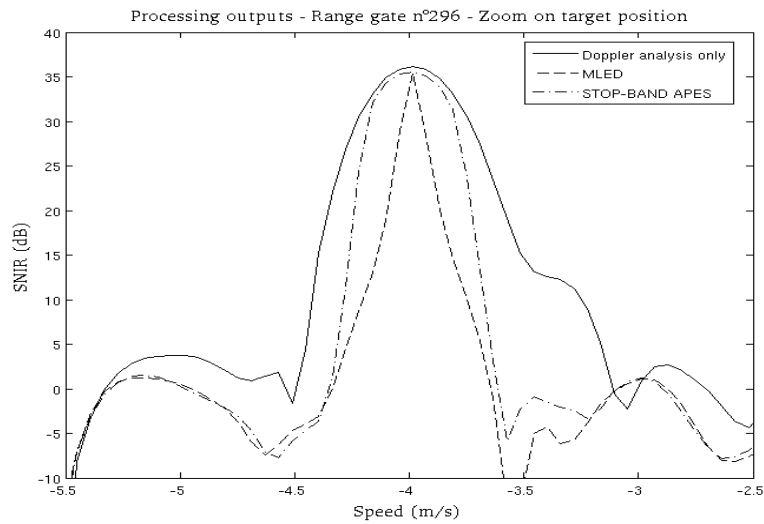
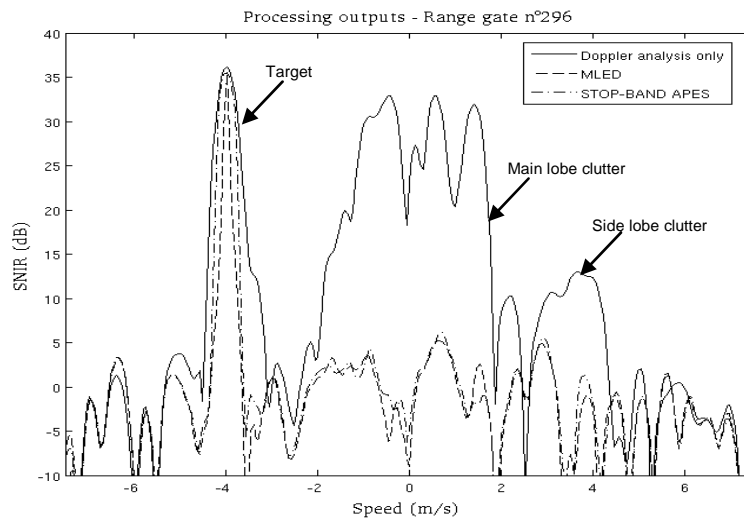
- (1) Selection of enough representative training data of the clutter in the CST,
- (2) Construction of a STAP filter based on the training data, in order to eliminate the clutter in the CST, while preserving target signal,
- (3) Detection by comparing the power level in the CST after filtering to a threshold estimated using secondary data (data after filtering in neighboring cells).

However when facing highly heterogeneous environments, it is very difficult to meet the conditions (1) and (2) above. The problem of selecting representative data can be indeed very complex on highly heterogeneous clutter, and in some configurations this problem may even be insoluble (no representative training data). On high-density target environments, it is the suppression of target signal by the STAP filter that is problematic (targets in the training data at Doppler frequencies close to the Doppler frequency of the CST cause the STAP filter to put a notch on that frequency).

The article presents an alternative approach to previous hard points, based on an extension of the MLED (Maximum Likelihood Estimation Detector), (Aboutanious and Mulgrew, 2005). The MLED itself is closely linked with the APES algorithm (Amplitude and Phase Estimation of a Sinusoid), (Stoica *et al.*, 1999). Indeed, the first step in the construction of the MLED involves the APES processing. MLED is then derived via proper normalization for CFAR properties. That's the reason for adopting the term Stop-Band APES for the proposed method in this paper.

The main advantage of Stop-Band APES, compared to the MLED, is to prevent high computational burden, because it does not suffer from Doppler hyper-resolution

properties. In the paper we demonstrate the effectiveness of Stop-Band APES, in particular with the application on realistic data. The figures below illustrate the behaviour of the proposed method, compared to the MLED and the classical Doppler processing of the sum channel, in a range gate of interest. Data are collected with a side-looking antenna with four subarrays. Clutter is suppressed in the same efficient way with Stop-band APES and the MLED. However, one can note that the sharpness of the target peak is quite the same with classical Doppler processing and Stop-Band APES, while it is very most sharper for the MLED.



Processing outputs range gate number 296

1. Introduction

Le STAP réalise (Bidon S., 2011a), (Le Chevalier *et al.*, 2011) un filtrage adaptatif bidimensionnel, où différentes voies spatiales sont combinées à des instants différents, par l'intermédiaire de coefficients de filtrage estimés de manière adaptative sur des données d'entraînement, choisies dans des cases distance adjacentes à la case distance traitée, appelée cellule sous test (CST). L'estimation de ces coefficients est toujours déduite, plus ou moins directement, d'une estimation de la matrice de covariance du signal reçu, qui est la quantité clé dans le processus d'adaptation. Toute implantation de traitement STAP doit rester impérativement cohérente avec la stratégie du traitement radar visant à obtenir une probabilité de détection élevée tout en maintenant une très faible probabilité de fausse alarme. Pour atteindre cet objectif, le traitement STAP retenu cherche donc idéalement à respecter les étapes suivantes :

- (1) Sélection de données d'entraînement représentatives de la CST, en nombre suffisant,
- (2) Construction d'un filtre STAP sur la base de ces données d'entraînement, visant à supprimer le fouillis, tout en conservant le signal cible potentiel dans la CST,
- (3) Détection par comparaison du niveau de puissance dans la CST après filtrage au niveau de puissance dans les données secondaires (données dans des cases voisines après filtrage).

Sur des environnements fortement hétérogènes, il devient cependant très difficile de respecter les conditions (1) et (2) ci-dessus. Le problème de la sélection des données représentatives peut s'avérer en effet très complexe sur des fouillis fortement non stationnaires en distance, et peut même dans certaines configurations se révéler insoluble (absence de données secondaires représentatives). Sur des environnements à forte densité de cibles, c'est l'aspect non suppression du signal cible par le filtre STAP qui sera problématique (présence de cibles dans les données d'entraînement à des fréquences Doppler proches de celle testée qui seront interprétées comme des interférences à supprimer).

L'article présente une approche alternative, permettant de contourner les points durs précédents, basée sur une extension de l'approche Maximum Likelihood Estimation Detector ou MLED (Aboutaniou et Mulgrew, 2005), elle-même dérivée de la méthode APES pour Amplitude Phase Estimation of a Sinusoid, (Stoica *et al.*, 1999). La première étape pour la construction du détecteur MLED consiste en effet à mettre en œuvre l'algorithme APES, le MLED s'en déduisant via une normalisation appropriée, explicitée en section 2.1. Pour cette raison, on a préféré attribuer le vocable de Stop-Band APES à la méthode proposée dans cet article.

2. Le détecteur MLED

2.1. Formalisme et test de détection

Pour une formulation plus compacte et compréhensible de ce détecteur, on adopte une écriture matricielle pour le signal reçu, provenant du réarrangement des données sous la forme présentée en Figure 1.

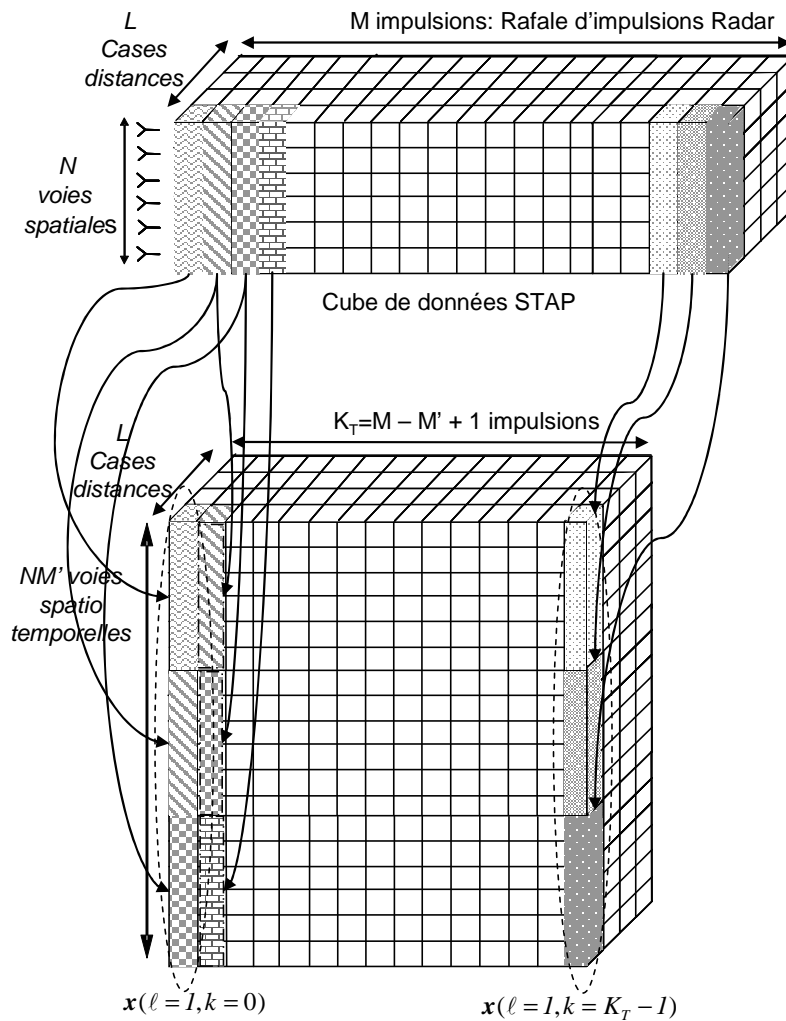


Figure 1. Réarrangement du cube de données spatio-temporelles pour le détecteur MLED

Ce réarrangement introduit implicitement une réduction de dimension du problème, puisque la profondeur temporelle du filtre STAP est maintenant $M' \ll M$. Cette réduction en dimension est possible sans perte de performance, dès lors que l'on choisit la profondeur temporelle M' du filtre STAP telle que l'antenne se soit déplacée de toute sa longueur (toute l'information spatio-temporelle conjointe a été prise en compte).

Les différents vecteurs de données spatio-temporels $\mathbf{x}(\ell, \{k\})$ pour la case distance ℓ et l'ensemble des impulsions $\{k\} = 0 : M - M'$ sont concaténés pour former une matrice de données $\mathbf{X}(\ell)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(\ell) &= [\mathbf{x}(\ell, 0) \mathbf{x}(\ell, 1) \cdots \mathbf{x}(\ell, K_T - 1)] \\ \{\ell\} &= 1 : L \\ K_T &= M - M' + 1 \end{aligned}$$

Dans la suite, on omettra le subscript ℓ , étant entendu que le traitement MLED se déroule de manière indépendante dans chaque case distance.

Le modèle de signal adopté est alors le suivant :

$$\mathbf{X} = \alpha \mathbf{a} \mathbf{s}_t^T + \mathbf{N} \quad [1]$$

α : est l'amplitude complexe de la cible

$\alpha \mathbf{a} \mathbf{s}_t^T$: signal utile à détecter (matrice de taille $NM' \times K_T$)

$\mathbf{a} = \mathbf{a}_d(f_d) \otimes \mathbf{a}_s(f_s)$: Vecteur spatio-temporel habituel de pointage de
taille NM'

$$\mathbf{a}_d(f_d) = [1 e^{j2\pi f_d} \cdots e^{j2\pi f_d(M'-1)}]^T$$

$$\mathbf{a}_s(f_s) = [1 e^{j2\pi f_s} \cdots e^{j2\pi f_s(N-1)}]^T$$

\mathbf{s}_t^T : Vecteur de pointage temporel de taille K_T

$$\mathbf{s}_t^T(f_d) = [1 e^{j2\pi f_d} \cdots e^{j2\pi f_d(K_T-1)}]^T$$

\mathbf{N} : signal parasite (fouillis+bruit) à éliminer dans les données \mathbf{X}
(matrice de taille $NM' \times K_T$)

La première étape pour la construction du détecteur MLED consiste à mettre en œuvre l'algorithme APES d'estimation de l'amplitude α de la cible, obtenue par la recherche du filtre minimisant l'écart entre le signal temporel résiduel après filtrage et sa réplique temporelle, sous contrainte de préserver le signal d'intérêt. Mathématiquement, ce problème se formalise de la façon suivante :

$$\min_{\mathbf{w}, \alpha} \left\{ (\mathbf{w}^H \mathbf{X} - \alpha \mathbf{s}_t^T) (\mathbf{w}^H \mathbf{X} - \alpha \mathbf{s}_t^T)^H \right\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1 \quad [2]$$

On cherche donc à minimiser l'écart entre le signal temporel obtenu après filtrage et sa réplique temporelle, sous contrainte de préserver le signal d'intérêt.

La solution obtenue est :

$$\alpha = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{X} \mathbf{s}_t^*}{\mathbf{s}_t^T \mathbf{s}_t^*} = \mathbf{w}^H \mathbf{g} \quad \mathbf{g} = \frac{\mathbf{X} \mathbf{s}_t^*}{\mathbf{s}_t^T \mathbf{s}_t^*} = \frac{\mathbf{X} \mathbf{s}_t^*}{K_T} \quad [3]$$

$$\mathbf{w}^H = \frac{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1}}{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}} \quad [4]$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R} - \mathbf{g} \mathbf{g}^H \quad [5]$$

$$\mathbf{R} = \frac{\mathbf{X} \mathbf{X}^H}{K_T} \quad [6]$$

α est une estimée de l'amplitude de la cible, et correspond à l'estimation par la méthode APES,

\mathbf{g} peut être obtenu simplement pour toutes les hypothèses de fréquence Doppler f_d par la transformée de Fourier sur l'axe temporel des données (transformée de Fourier suivant les lignes de \mathbf{X}),

\mathbf{Q} est une estimée de la matrice de covariance du signal parasite seul,

\mathbf{R} est une estimée de la matrice de covariance des données (signal utile+signal parasite).

\mathbf{Q}^{-1} sera obtenue à moindre charge de calcul par l'utilisation du lemme d'inversion matricielle :

$$\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{R}^{-1} + \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{g} \mathbf{g}^H \mathbf{R}^{-1}}{1 - \mathbf{g}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{g}} \quad [7]$$

Le détecteur MLED s'écrit alors comme une comparaison entre la puissance estimée de la cible, i.e. $|\alpha|^2$, et la puissance estimée du résidu de signal parasite au niveau du vecteur de pointage, i.e. $\mathbf{w}^H \mathbf{Q} \mathbf{w} = \frac{1}{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}}$. Le test de détection se résume finalement à :

$$\text{Détecteur MLED : } \frac{|\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{g}|^2}{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}} \geq \eta \quad [8]$$

Il a été démontré (Aboutanious et Mulgrew, 2005) que ce test possédait la propriété requise de détecteur à taux de fausse alarme constant, et qu'il correspondait de plus au détecteur GLRT en l'absence de données secondaires pour un signal parasite interférant aléatoire Gaussien à moyenne nulle dans la case sous test.

2.2. *Le détecteur MLED : Interprétation comme une minimisation de l'énergie dans l'espace orthogonal au sous-espace signal*

L'insertion de l'estimée α , [3], de l'amplitude du signal utile, dans [2] amène à réécrire [2] sous la forme suivante :

$$\min_{\mathbf{w}} \left\{ (\mathbf{w}^H \mathbf{X} (\mathbf{Id} - \mathbf{P}_{//}) \mathbf{X}^H \mathbf{w}) \right\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1 \quad [9]$$

$$\mathbf{P}_{//} = \frac{\mathbf{s}_t^* \mathbf{s}_t^T}{\mathbf{s}_t^T \mathbf{s}_t^*} \quad : \text{Projecteur dans l'espace signal} \quad [10]$$

$$\mathbf{P}_{\perp} = \mathbf{Id} - \frac{\mathbf{s}_t^* \mathbf{s}_t^T}{\mathbf{s}_t^T \mathbf{s}_t^*} \quad : \text{Projecteur dans l'espace orthogonal au signal} \quad [11]$$

La matrice estimée [5] prend alors la forme suivante :

$$\mathbf{Q} = \frac{\mathbf{X}\mathbf{X}^H}{K_T} - \frac{1}{K_T} \mathbf{X}\mathbf{P}_{//} \mathbf{X}^H = \mathbf{R} - \frac{1}{K_T} \mathbf{X}\mathbf{P}_{//} \mathbf{X}^H . \quad [12]$$

Cette nouvelle écriture donne un autre éclairage sur le détecteur MLED, qui apparaît comme une minimisation de l'énergie en sortie de traitement après projection des données dans l'espace orthogonal à l'espace signal, avec pour contrainte de conserver le signal d'intérêt. C'est cette projection qui supprime la composante signal utile pour l'estimation de la matrice de covariance \mathbf{Q} du signal parasite seul (l'écriture de la matrice \mathbf{Q} en Equation [5] est la traduction implicite de cette projection).

La finesse de cette suppression du signal utile se caractérise par la réponse en fréquence du projecteur, qui s'évalue à la fréquence f pour un signal \mathbf{X} à la fréquence f_1 ($\mathbf{X} = \mathbf{s}_t^T(f_1)$) et un projecteur centré sur la fréquence f_0 par :

$$\tilde{P}_{\perp}(f) = \left[\mathbf{s}_t^T(f_1) (\mathbf{Id} - \mathbf{P}_{//}) \right] \frac{\mathbf{s}_t^*(f)}{\mathbf{s}_t^T(f) \mathbf{s}_t^*(f)} = \frac{\mathbf{s}_t^T(f_1) \mathbf{s}_t^*(f)}{K_T} - \frac{\mathbf{s}_t^T(f_1) \mathbf{P}_{//} \mathbf{s}_t^*(f)}{K_T}$$

et en particulier à la fréquence d'intérêt $f = f_1$:

$$\tilde{P}_{\perp}(f) = 1 - \mathbf{s}_t^T(f) \frac{\mathbf{P}_{//}}{K_T} \mathbf{s}_t^*(f) \quad \text{avec} \quad \mathbf{P}_{//} = \frac{\mathbf{s}_t^*(f_0) \mathbf{s}_t^T(f_0)}{\mathbf{s}_t^T(f_0) \mathbf{s}_t^*(f_0)} \quad [13]$$

Dans les formules précédentes on a réintroduit explicitement la dépendance en fréquence du vecteur de pointage temporel \mathbf{s}_t^T .

En remplaçant $\mathbf{s}_t^T(f)$, $\mathbf{s}_t^T(f_1)$, et $\mathbf{P}_{//}$ par leurs expressions, on peut déduire une expression analytique simple du projecteur impliqué dans le MLED :

$$\mathbf{P}_{//} = \frac{\mathbf{s}_t^*(f_0) \mathbf{s}_t^T(f_0)}{\mathbf{s}_t^T(f_0) \mathbf{s}_t^*(f_0)} = \frac{\mathbf{s}_t^*(f_0) \mathbf{s}_t^T(f_0)}{K_T} \quad (\text{Case Sous Test, en } f_0)$$

$$\tilde{P}_{\perp}(f) = \frac{\mathbf{s}_t^T(f_1)\mathbf{s}_t^*(f)}{K_T} - \frac{\mathbf{s}_t^T(f_1)\mathbf{s}_t^*(f_0)}{K_T} \frac{\mathbf{s}_t^T(f_0)\mathbf{s}_t^*(f)}{K_T}$$

$$\tilde{P}_{\perp}(f) = e^{i\pi(K_T-1)(f_1-f)} \left[\frac{1}{K_T} \frac{\sin \pi K_T (f - f_1)}{\sin \pi (f - f_1)} - \frac{1}{K_T^2} \frac{\sin \pi K_T (f_1 - f_0)}{\sin \pi (f_1 - f_0)} \frac{\sin \pi K_T (f - f_0)}{\sin \pi (f - f_0)} \right]$$

Soit, à la fréquence d'intérêt $f = f_1$:

$$\tilde{P}_{\perp}(f_1) = 1 - \frac{1}{K_T^2} \frac{\sin^2 \pi K_T (f_1 - f_0)}{\sin^2 \pi (f_1 - f_0)} \quad (\text{Réponse en amplitude})$$

L'allure de la réponse du projecteur est donnée finalement sur la Figure 2 (une case de résolution représente une étendue de $1/K_T$ en fréquence Doppler normalisée).

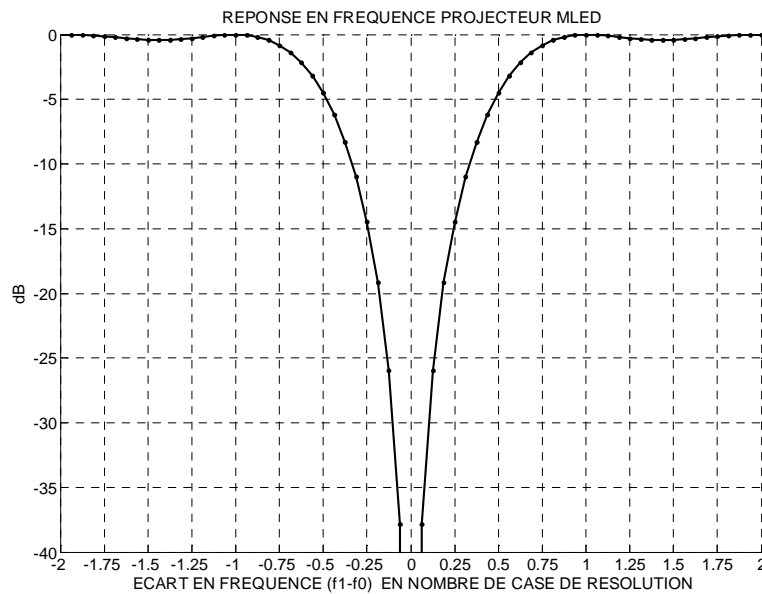


Figure 2. Réponse en fréquence du projecteur impliqué dans le MLED

Cette figure met en évidence une très grande finesse du projecteur (à l'origine des propriétés hyper résolvantes de la méthode APES), qui va imposer un test d'hypothèse avec une grille de pas bien plus fin que la case de résolution en fréquence, afin de garantir l'élimination du signal cible dans l'estimation de la matrice signal parasite seul \mathbf{Q}^{-1} .

Pour un pas moitié de la case de résolution (sur-échantillonnage par 2 de l'analyse Doppler), la Figure 2 montre une atténuation de 15dB seulement d'une cible située au point milieu entre deux hypothèses de fréquence testées.

Pour un sur-échantillonnage par 4 de l'analyse Doppler, l'atténuation devient presque acceptable avec -25dB environ, et il faut un sur-échantillonnage de 8 pour atteindre des atténuations tout à fait satisfaisantes du signal cible de l'ordre de -40 dB.

On conclut des analyses précédentes, que la mise en œuvre du détecteur MLED tel que décrit jusqu'ici dans la littérature nécessite donc au minimum un sur-échantillonnage Doppler d'un facteur 4, ce qui quadruple mécaniquement le nombre d'opérations de filtres STAP à appliquer (un par hypothèse Doppler).

Des extensions du détecteur MLED, permettant de limiter ce sur-échantillonnage Doppler et donc le volume de calcul associé, sont présentées dans la section suivante.

3. Extension du détecteur MLED : Stop-Band APES

Cette extension est assez naturelle au vu des considérations suivantes. Elle consiste à étendre le projecteur dans l'espace signal intervenant dans le MLED aux fréquences voisines.

Pour cela, on cherche à faire intervenir dans [9], [10], un projecteur étendu, prenant la forme matricielle plus générale suivante :

$$\mathbf{P}_{//} = \mathbf{S}_t^* (\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} \mathbf{S}_t^T$$

avec:

$$\mathbf{S}_t = \mathbf{S}_t(f_0) = [\mathbf{s}_t(f_0 - \nu_p) \cdots \mathbf{s}_t(f_0 - \nu_1) \mathbf{s}_t(f_0) \mathbf{s}_t(f_0 + \nu_1) \cdots \mathbf{s}_t(f_0 + \nu_p)]$$

$(\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} = (\mathbf{S}_t^T(f_0) \mathbf{S}_t^*(f_0))^{-1} = (\mathbf{S}_t^T(0) \mathbf{S}_t^*(0))^{-1} = \mathbf{K}_T \mathbf{B}^{-1}$: Matrice indépendante de la case sous test f_0 .

Formellement, cela revient à réécrire le problème de minimisation de l'Equation [2] sous la forme :

$$\min_{\mathbf{w}, \mathbf{a}} \left\{ (\mathbf{w}^H \mathbf{X} - \mathbf{a}^T \mathbf{S}_t^T) (\mathbf{w}^H \mathbf{X} - \mathbf{a}^T \mathbf{S}_t^T)^H \right\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1 \quad [14]$$

associée à l'évolution de la modélisation du signal utile suivante:

$$\mathbf{X} = \mathbf{a} \mathbf{a}^T \mathbf{S}_t^T + \mathbf{N} \quad [15]$$

\mathbf{a} est maintenant un vecteur d'amplitude.

La minimisation de [14] par rapport à \mathbf{a} conduit à :

$$\mathbf{a}^T = \mathbf{w}^H \mathbf{X} \mathbf{S}_t^* (\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} = \mathbf{w}^H \mathbf{G} \mathbf{B}^{-1}$$

$$\mathbf{G} = [\mathbf{g}_{-p} \cdots \mathbf{g} \cdots \mathbf{g}_p] \quad \mathbf{g}_i = \frac{\mathbf{X} \mathbf{S}_t^* (f_0 - \nu_i)}{K_T} \quad \nu_0 = 0, \mathbf{g}_0 = \mathbf{g}$$

$$\mathbf{B} = \frac{\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*}{K_T} : \text{Matrice indépendante de la case sous test } f_0$$

La réinsertion de \mathbf{a} dans [14] conduit bien alors à la minimisation :

$$\min_{\mathbf{w}} \left\{ (\mathbf{w}^H \mathbf{X} (\mathbf{I} - \mathbf{S}_t^* (\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} \mathbf{S}_t^T) \mathbf{X}^H \mathbf{w}) \right\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1 \quad [16]$$

L'équation [16] fait bien intervenir la minimisation de l'énergie en sortie de traitement après projection des données dans un espace orthogonal à un espace signal étendu (bande de fréquence définie par \mathbf{S}_t), d'où le qualificatif de Stop-Band APES pour ce détecteur.

La solution de [16] est encore donnée par :

$$\mathbf{w}^H = \frac{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1}}{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}}$$

Mais cette fois avec :

$$\mathbf{Q} = \frac{\mathbf{X}\mathbf{X}^H}{K_T} - \frac{1}{K_T} \mathbf{X}\mathbf{S}_t^* (\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} \mathbf{S}_t^T \mathbf{X}^H = \mathbf{R} - \frac{1}{K_T} \mathbf{X}\mathbf{P}_{//} \mathbf{X}^H \quad [17]$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R} - \mathbf{G}\mathbf{B}^{-1}\mathbf{G}^H \quad [18]$$

En toute rigueur, la détection devrait s'écrire comme précédemment par une comparaison entre la puissance estimée du signal utile, i.e. $\mathbf{a}^T \mathbf{a}^*$, et la puissance estimée du résidu de signal parasite. Cependant, le modèle d'un signal à plusieurs composantes, [15], n'a été introduit que pour pallier les propriétés d'hyper résolution du MLED standard. En réalité, le signal n'ayant qu'une composante, il est préférable de conserver le même test de détection qu'auparavant :

$$\text{Détecteur Stop-Band : } \frac{|\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{g}|^2}{\mathbf{a}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{a}} \geq \eta$$

En Figure 3, on présente l'allure de la réponse en fréquence des projecteurs (Equation [13]) étendus soit au deux cas de résolution voisines de la case sous test, soit seulement aux deux demi-cases de résolution voisines de la case sous test, c'est-à-dire avec:

$$\mathbf{P}_{//} = \mathbf{S}_t^* (\mathbf{S}_t^T \mathbf{S}_t^*)^{-1} \mathbf{S}_t^T$$

$$\text{avec } \mathbf{S}_t = \mathbf{S}_t(f_0) = [s_t(f_0 - \frac{1}{K_T}) \quad s_t(f_0) \quad s_t(f_0 + \frac{1}{K_T})]$$

pour le projecteur étendu aux deux cas de résolution voisines,

$$\text{et } \mathbf{S}_t = \mathbf{S}_t(f_0) = [s_t(f_0 - \frac{1}{2K_T}) \quad s_t(f_0) \quad s_t(f_0 + \frac{1}{2K_T})]$$

pour le projecteur étendu aux deux demi-cases de résolution voisines.

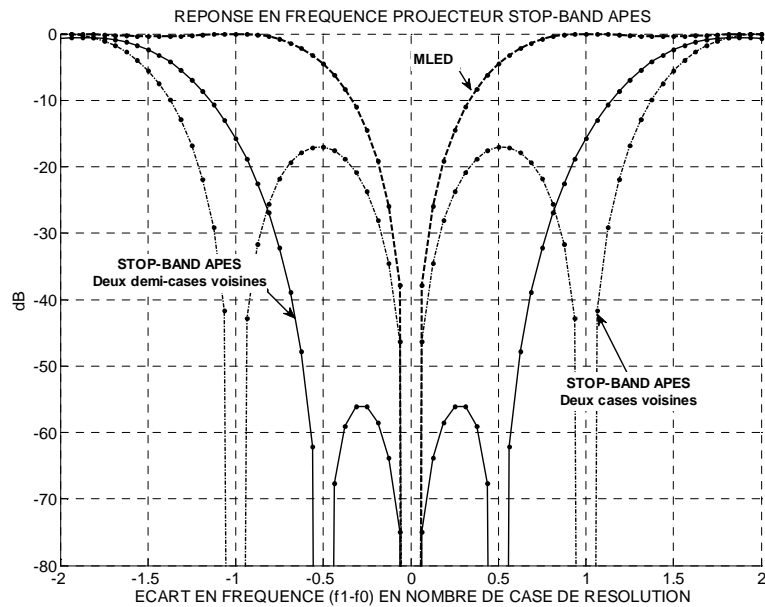


Figure 3. Réponse en fréquence des projecteurs impliqués dans Stop-Band APES

La Figure 3 précédente montre qu'en exploitant seulement un projecteur construit à partir des deux cases de résolution voisines les atténuations dans la case sous test ne sont pas suffisantes (de l'ordre de 20 dB). En revanche, des atténuations supérieures à 50 dB pour tout signal situé dans la même case de résolution fréquentielle que la case sous test sont obtenues avec l'exploitation des deux demi-cases voisines.

On peut donc conclure que l'exploitation de demi-cases de résolution est nécessaire.

Cependant, par rapport au MLED, Stop-Band APES ne nécessitera pas de sur-échantillonnage par rapport à la résolution Doppler pour le calcul et l'application du filtre STAP (un zéro-padding d'un facteur 2 sera néanmoins nécessaire au niveau des transformées de Fourier pour accéder aux signaux g_i qui doivent eux être évalués toutes les demi-cases de résolution pour la construction du projecteur).

4. Résultats sur les données du Club STAP

4.1. Détecteur de référence

Les performances des détecteurs MLED et Stop-Band APES sont illustrées dans cette section sur des données du Club STAP. Elles sont systématiquement comparées aux performances d'un détecteur standard pris comme référence : les Space-Time FIR Filters (Klemm R., 2002), utilisant comme données secondaires les cases distance voisine de la CST.

Pour mémoire, ce détecteur, avec le même formalisme que précédemment, se décompose en deux étapes :

(1) : Etape une, rechercher le filtre correspondant au problème suivant :

$$\min_{\mathbf{w}} \{(\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{T}} \mathbf{w})\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{e} = 1 \quad [19]$$

avec

$$\mathbf{e} = \underbrace{[11 \dots 1]}_{N \text{ times}} \underbrace{[0000 \dots 00]}_{(NM-N) \text{ times}}^T \quad [20]$$

$$\hat{\mathbf{T}} = \frac{1}{L'(M_p - M + 1)} \sum_{\ell'=1}^{L'} \mathbf{X}(\ell') \mathbf{X}^H(\ell')$$

Ce vecteur de contrainte \mathbf{e} en lieu et place du vecteur \mathbf{a} dans l'équation [2] peut être vu comme la solution de filtrage requise en présence de bruit thermique seul (contrainte de solution au repos).

$\hat{\mathbf{T}}$ est la matrice de covariance du fouillis estimée sur L' cases distances voisines de la case sous test. On note $\mathbf{X}(0)$ le signal dans la case sous test (repérée donc par l'indice $\ell'=0$).

(2) : Etape deux, estimer l'amplitude du signal en exploitant le filtre \mathbf{w} obtenu à l'étape (1) en l'appliquant dans la case sous test, en résolvant la minimisation:

$$\min_{\alpha} \{(\mathbf{w}^H \mathbf{X}(0) - \alpha \mathbf{s}_t^T) (\mathbf{w}^H \mathbf{X}(0) - \alpha \mathbf{s}_t^T)^H\} \quad [21]$$

L'étape (1) fournit:

$$\mathbf{w}^H = \frac{\mathbf{e}^H \hat{\Gamma}^{-1}}{\mathbf{e}^H \hat{\Gamma}^{-1} \mathbf{e}} \quad [22]$$

L'étape (2) donne ensuite comme dans le cas du MLED standard:

$$\alpha = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{X}(0) \mathbf{s}_t^*}{\mathbf{s}_t^T \mathbf{s}_t^*} = \mathbf{w}^H \mathbf{g}$$

Le détecteur associé aux filtres Space-Time FIR Filters s'écrit alors comme précédemment par comparaison entre la puissance estimée de la cible, i.e. $|\alpha|^2$, et la puissance estimée du résidu de signal parasite au niveau du vecteur de pointage, i.e.,

$\mathbf{w}^H \hat{\Gamma} \mathbf{w} = \frac{1}{\mathbf{e}^H \hat{\Gamma}^{-1} \mathbf{e}}$. Le test de détection se résume finalement à :

$$\text{Détecteur FIR : } \frac{|\mathbf{e}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{g}|^2}{\mathbf{e}^H \hat{\Gamma}^{-1} \mathbf{e}} \geq \eta. \quad [23]$$

4.2. Résultats sur données synthétiques DGA

Les différentes solutions algorithmiques présentées ont été mises en œuvre sur les données synthétiques DGA de l'essai 10 (Bidon S. *et al.*, 2011b). Ces données tests ont été choisies pour le caractère illustratif (scénario simple et résultats facilement interprétables). Pour ces données, si les cibles sont synthétiques, le fouillis est quant à lui réel et obtenu à partir de données collectées en mode SAR dont on a dégradé les résolutions radiale et transverse. Sauf mention explicite, les figures de cette section correspondent toujours à un sur-échantillonnage d'un facteur 4 de l'analyse Doppler.

Sur la Figure 4, on peut observer la sortie du traitement Doppler classique de la voie somme habituelle. On peut noter la présence des pics au niveau des trois cibles, aux vitesses -4m/s et 4m/s, ainsi que le spectre Doppler étendu du fouillis autour de la vitesse nulle et à toutes les cases distances.

Les résultats du traitement FIR standard sont présentés en Figure 5, avec une moyenne sur $L'=10$ cases distance pour l'estimation de la matrice et deux cases de garde autour de la CST (exclusion du signal utile des données d'apprentissage). Le paramétrage retenu pour les filtrages STAP est $M'=4$, $M=64$, $K_T=61$ (cf Figure 1).

Sur ces données globalement à fouillis homogène et faible densité de cibles, les space-time FIR filters se comportent de manière tout à fait satisfaisante. Le fouillis présent autour des vitesses nulles est correctement filtré, et les cibles sont bien préservées.

La Figure 6 correspond à la mise en œuvre de ce même filtre FIR mais en exploitant seulement les données de la CST, stratégie à laquelle on serait conduit sur des données fortement hétérogènes. On constate bien, comme attendu, la suppression des signaux utiles par le filtrage.

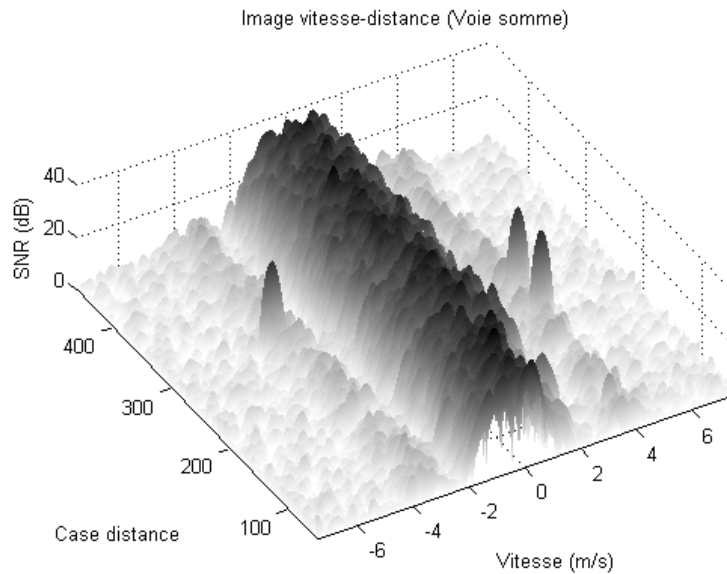


Figure 4. Carte distance-vitesse de la voie somme classique

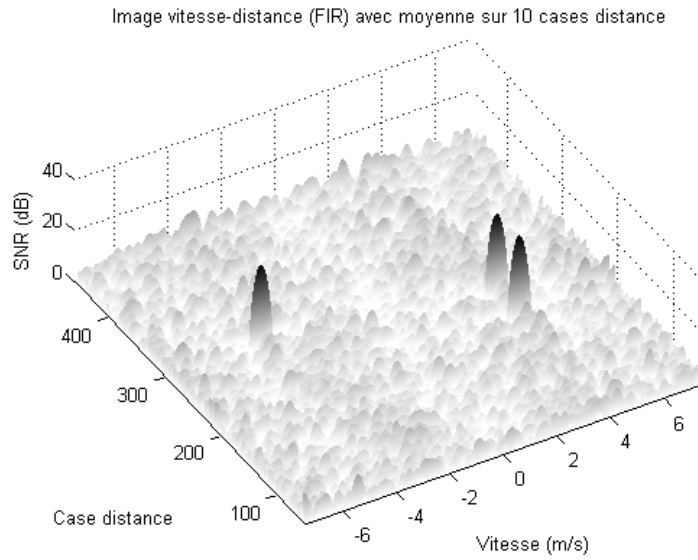


Figure 5. *Filtre FIR de référence avec moyenne sur 10 cases distance*

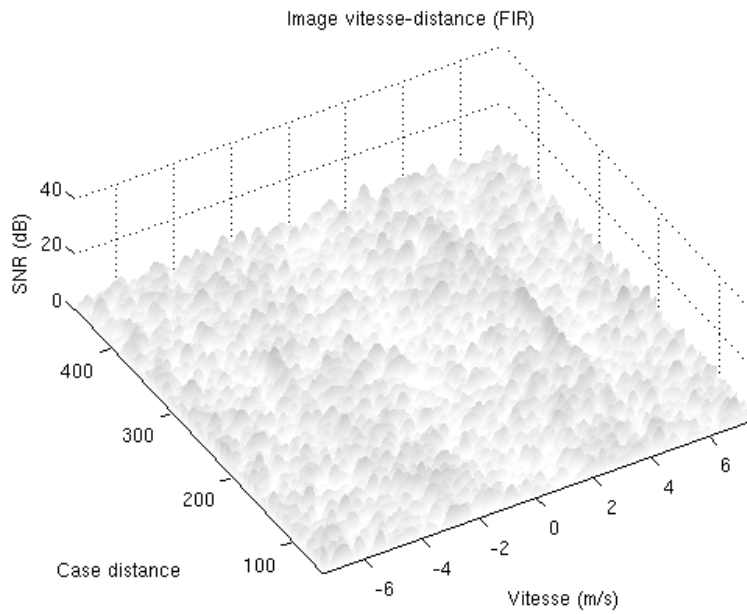


Figure 6. *Filtre FIR exploitant uniquement les données dans la CST*

La Figure 7 correspond à la mise en œuvre du détecteur MLED standard dans la même situation. On constate cette fois que les cibles sont bien préservées et le fouillis éliminé. On note également la finesse du pic de détection, même avec le sur-échantillonnage par un facteur 4 de l'analyse Doppler utilisée ici.

La Figure 8 correspond quant à elle à la mise en œuvre du traitement Stop-Band APES dans la même situation. Là encore, les cibles sont bien préservées et le fouillis éliminé. Comme attendu, la finesse du pic de détection est bien moindre par rapport au détecteur MLED.

La Figure 9, la Figure 10, la Figure 11, et la Figure 12, correspondent à la mise en œuvre des traitements MLED et Stop-Band APES sans sur-échantillonnage de l'analyse Doppler, pour différentes positions en Doppler des cibles au sein d'une case de résolution (cibles décalées d'un quart de case ou d'une demi-case par rapport à la grille d'échantillonnage Doppler). Le traitement MLED standard ne permet pas la détection des cibles, même lorsque celles-ci sont décalées d'un quart de case (finesse du projecteur MLED identifiée en section 2.2). En revanche, cette détection n'est pas détériorée avec le détecteur Stop-Band APES, même pour le cas des cibles décalées d'une demi-case.

On représente ensuite en Figure 13, Figure 14, et Figure 15, les pertes en SNIR¹ (représentées en valeur positive sur les figures 3D lorsqu'il y a une perte pour une meilleure visibilité), par rapport au traitement en environnement clair (i.e. sans fouillis, bruit thermique seul présent), qui qualifient les performances des différents traitements. On constate une détection quasiment sans perte jusqu'à une vitesse minimale de 1m/s, contre au mieux 2 m/s sur la voie somme classique (cf Figure 4), en supposant maîtrisée de plus la fausse alarme au pied du lobe principal de fouillis. L'entaille Doppler au niveau des cibles pour les traitements MLED et Stop-Band APES est représentative de l'exclusion du signal cible par les projecteurs identifiés en sections 2.2 et 3.

La largeur et la profondeur de cette entaille, caractéristique des différents traitements, peut être évaluée plus précisément sur la Figure 16. Cette figure fournit une représentation classique des pertes SNIR des différents traitements pour la case distance 296 (coupes superposées et inversées, pour la case distance 296, des pertes SNIR présentées en Figure 13, Figure 14, et Figure 15).

¹ Le SNIR dans cet article correspond au SINR défini dans (Bidon S., 2011a),

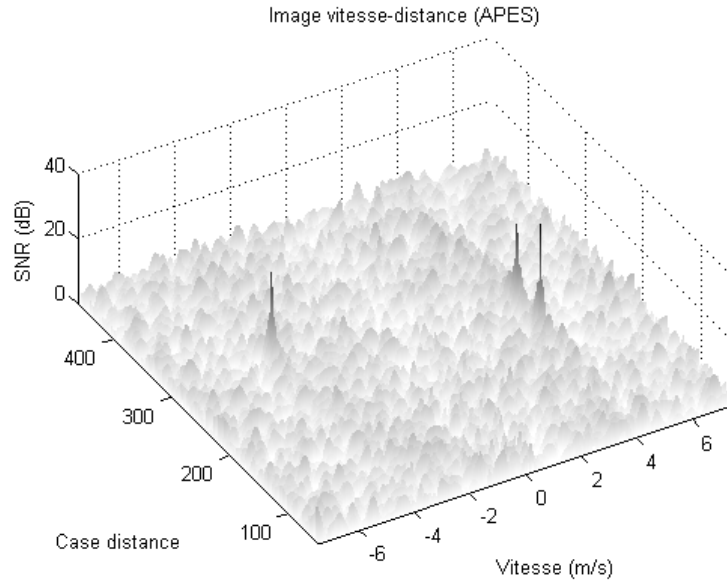


Figure 7. Détecteur MLED standard

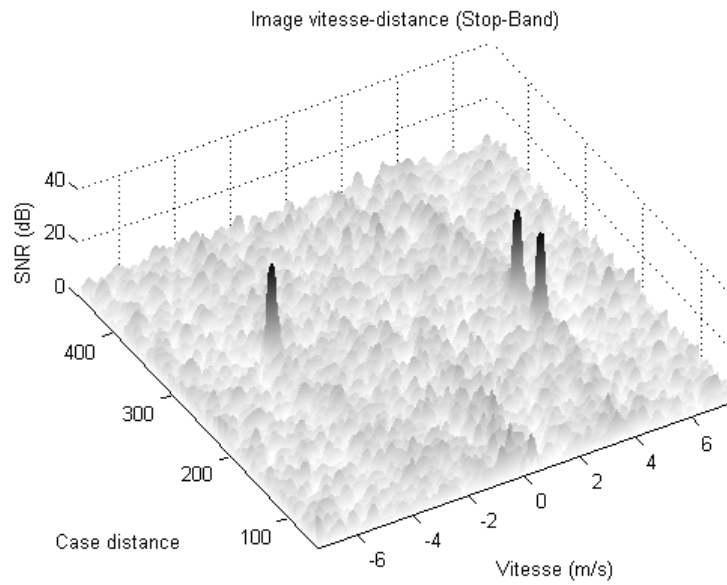


Figure 8. Détecteur Stop-Band APES

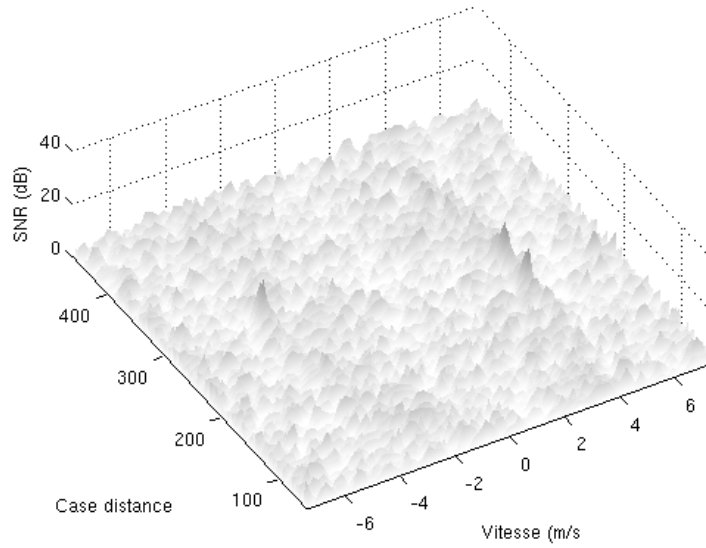


Figure 9. Détecteur MLED sans sur-éch. – cibles décalées d'1/4 de case

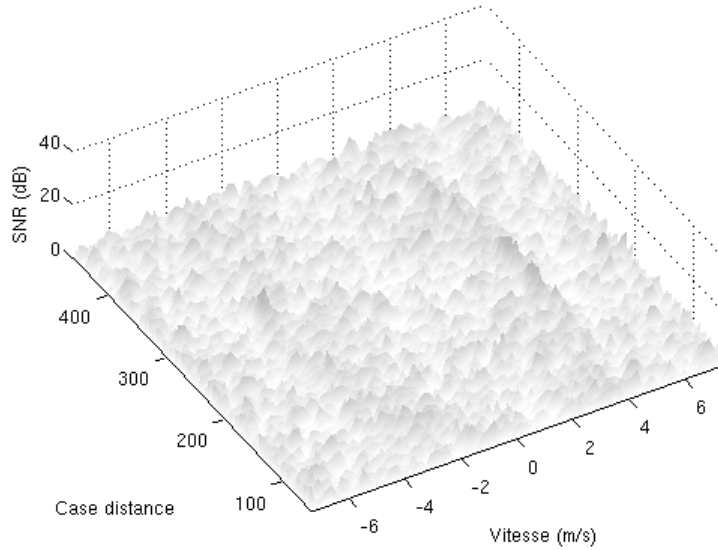


Figure 10. Détecteur MLED sans sur-éch. – cibles décalées d'1/2 case

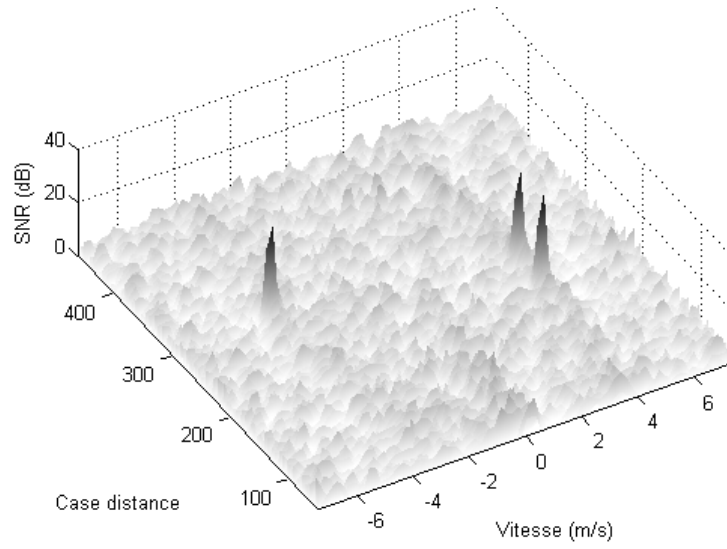


Figure 11. Détecteur Stop-Band APES sans surech. - cibles sur 1/4 de case

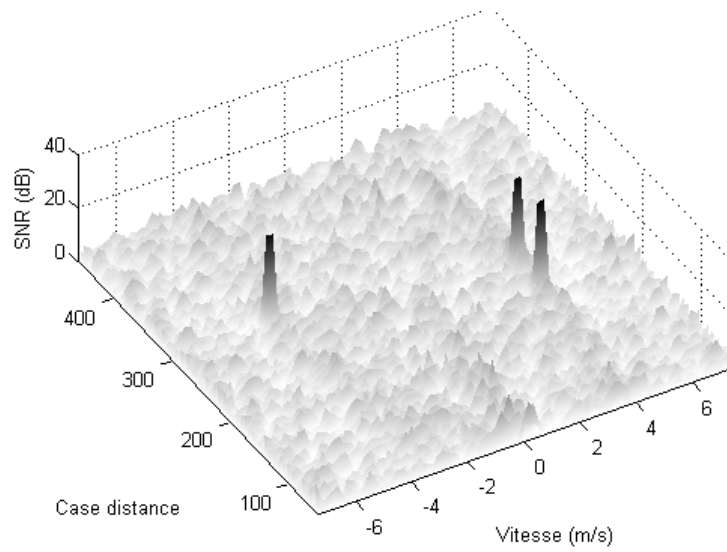


Figure 12. Détecteur Stop-Band APES sans surech. - cibles sur 1/2 case

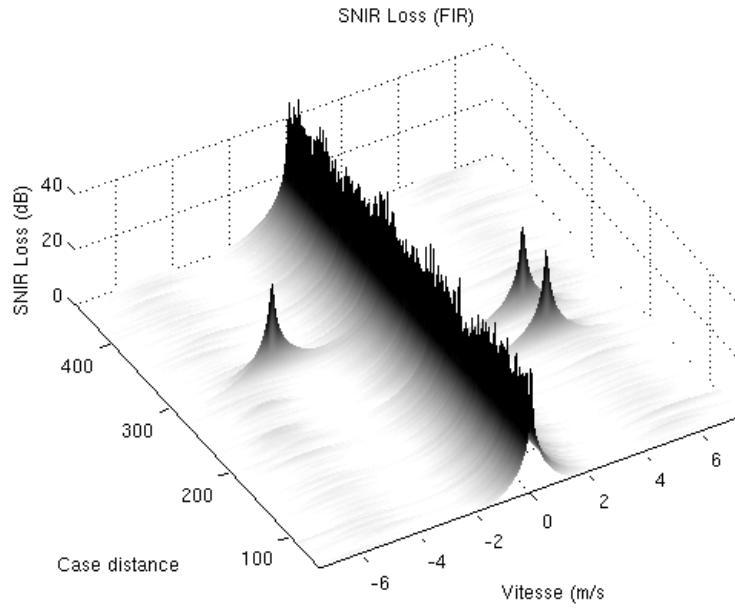


Figure 13. *Perte SNIR avec filtre FIR exploitant les seules donnée de la CST*

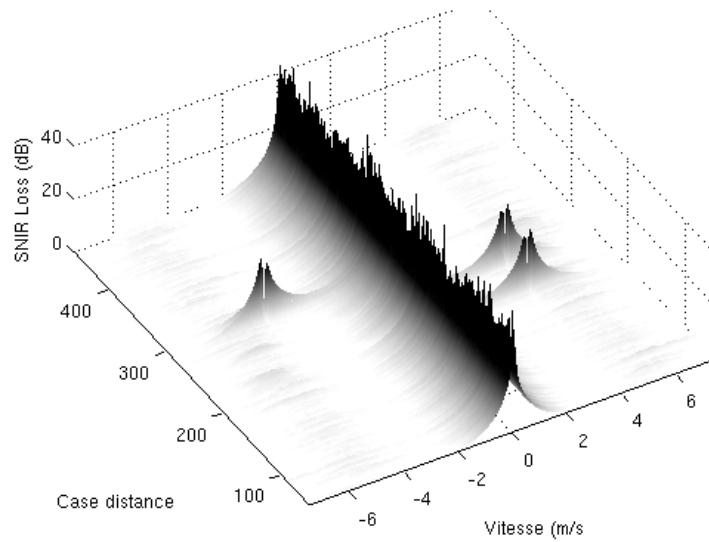


Figure 14. *Perte SNIR avec le détecteur MLED*

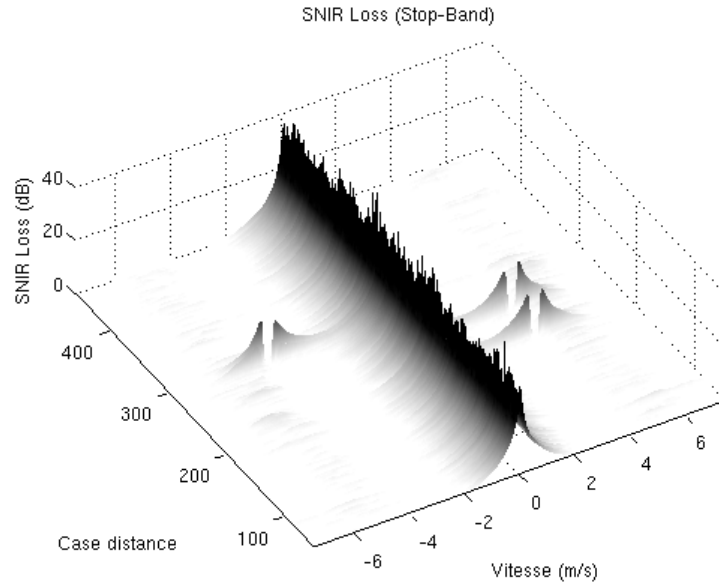


Figure 15. Perte SNIR avec le détecteur Stop-Band APES

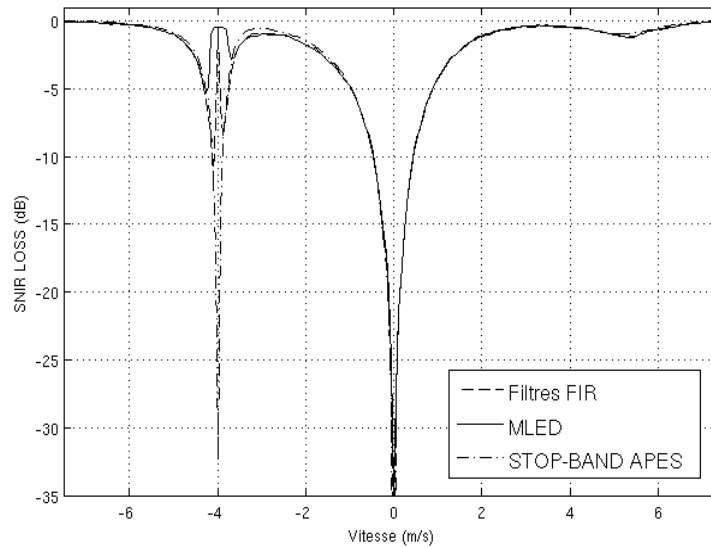


Figure 16. SNIR LOSS pour la case distance 296. La cible se trouve à -4 m/s.

4.3. Résultats sur données synthétiques ONERA

Les résultats suivants ont été obtenus sans sur-échantillonnage. Comme pour les données précédentes, les matrices de covariance sont estimées sur une case distance sauf pour le traitement référence (filtres FIR) où elles sont estimées sur 10 cases. Le paramétrage retenu pour les filtrages STAP est $M'=4$, $M=64$, $K_T=61$ (c.f. Figure 1).

Sur la Figure 17, on peut observer la sortie du traitement Doppler classique de la voie somme habituelle. On peut noter la présence de pics au niveau des nombreuses cibles, ainsi que le spectre Doppler étendu du fouillis autour de la vitesse nulle et à toutes les cases distance. Sur cette figure, le triangle repère une zone dense en cibles, le carré un convoi, et l'ovale du fouillis piqué.

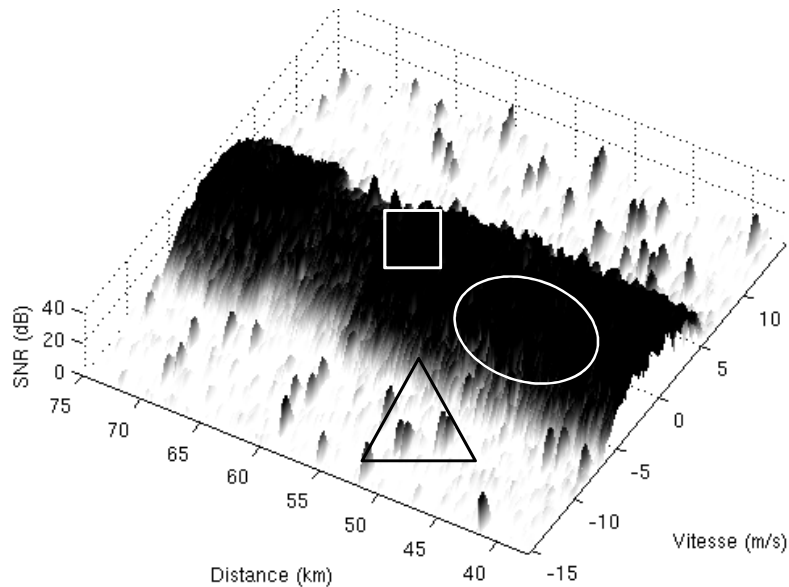


Figure 17. Carte vitesse-distance de la voie somme classique

La Figure 18 montre que le traitement référence supprime efficacement le fouillis. Cependant, à cause de l'utilisation de cases distance voisines pour l'estimation de la matrice de covariance, les cibles du convoi ainsi que les cibles situées en zone très dense sont atténuées de manière importante. N'utilisant pas de données secondaires, le filtre « Stop-Band APES » ne supprime ni le convoi, ni les cibles situées en zone dense (Figure 20) mais n'arrive pas à supprimer correctement le fouillis piqué. Par rapport à APES (Figure 19), la nouvelle méthode évite la suppression des cibles se trouvant entre 2 cases Doppler lorsqu'il n'y a pas de sur-échantillonnage.

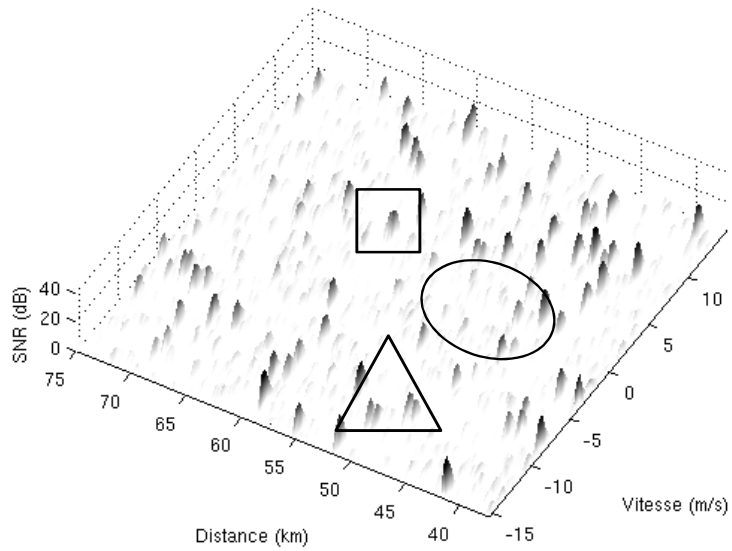


Figure 18. *Filtre FIR de référence avec moyenne sur 10 cases distance*

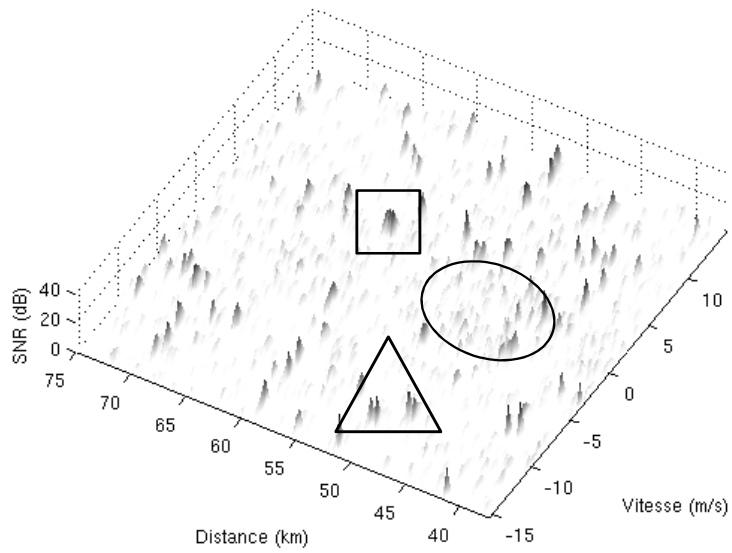


Figure 19. *Filtre APES sur données primaires seules*

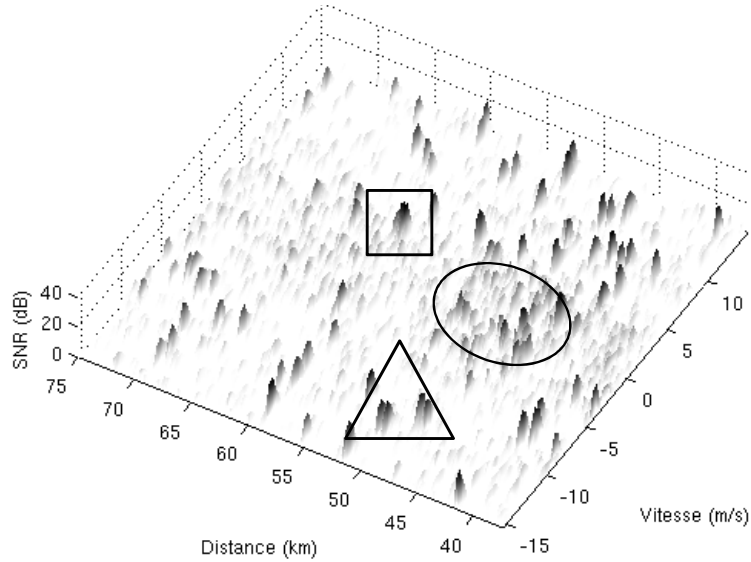


Figure 20. *Filtre "Stop-Band" sur données primaires seules*

5. Conclusion

L'article a présenté une approche alternative aux traitements adaptifs usuels, visant à n'exploiter que les données de la case sous test, sans rechercher des données d'apprentissage ne contenant pas le signal utile. Cette approche est particulièrement bien adaptée au cas d'environnements fortement hétérogènes (fouillis non stationnaire en distance, forte densité de cibles), dans lesquels la représentativité des données d'apprentissage est prise en défaut. Le traitement proposé, nommé Stop-Band APES, est une extension du détecteur MLED, interprété comme une minimisation de l'énergie en dehors de la bande du signal utile, qui permet de réduire considérablement la charge de calcul de ce dernier en supprimant ses propriétés intrinsèques d'hyper-résolution Doppler, non recherchées en STAP. L'application de la méthode proposée, appelée « Stop-Band APES » a démontré son efficacité sur des données synthétiques. Des travaux sont en cours pour la maîtrise de la fausse alarme sur fouillis piqué, basée sur la correspondance entre fréquence Doppler et position angulaire de l'écho détecté pour les retours de fouillis.

Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier la DGA/MI pour la fourniture des données STAP utilisées dans cet article.

6. Bibliographie

- Aboutanious E., Mulgrew B., (2010). Hybrid Detection Approach for STAP in Heterogeneous Clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. Vol. 46, no 3, July 2010.
- Aboutanious E., Mulgrew B., (2005a). A STAP algorithm for radar target detection in heterogeneous environments. *IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing*. 17-20 Jul. 2005.
- Aboutanious E., Mulgrew B., (2005b). Assessment of the single dataset detection algorithms under template mismatch. *2005 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*.
- Bidon S. (2011a). Introduction au STAP. Partie II : Modèle des signaux et principe du filtrage. *Revue Traitement du signal*, 2011.
- Bidon S., Montécot M., Savy L., (2011b). Introduction au STAP. Partie III : Les données du club STAP. *Revue Traitement du signal*, 2011.
- Klemm R., (2002). *Principles of Space-Time Adaptive Processing*. London, UK, The Institution of Electrical Engineers.
- Le Chevalier F., Montécot M., Savy L., (2011). Introduction au STAP. Partie I : Contexte radar et enjeu du filtrage. *Revue Traitement du signal*, 2011.
- Li J., Stoica P., (1996). An adaptive filtering approach to spectral estimation and sar imaging. *IEEE Transactions on Signal Processing*. Vol. 44, no.6, pp. 1469-1483, June 1996
- Stoica P., Li H., Li J., (1999). A new derivation of the APES filter. *IEEE Signal Processing Letters*. August 1999, 6 Issue:8 : p. 205-206.
- Guerci J.R., (2003). *Space-Time Adaptive Processing for Radar*. USA, Artech House Publishers.
- Savy L., Le Chevalier F., (2009). Traitements adaptatifs spatiotemporels en radar: une analyse relative des traitements Radar STAP Pré-Doppler et Post-Doppler. *Techniques de l'Ingénieur*, 10 février 2009.
- Savy L., Richardson P., Medley J., Buerger W., (2009). The relative merits of pre/post-Doppler STAP, *Radar'09 international Conference*, October 12th-16th 2009, Bordeaux.
- Ward J. (1994). *Space-time adaptive processing for airborne radar*. Lincoln Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Technical Report TR-1015, 1994.