

Détection des cibles mobiles par radar large bande non-ambigu

FRANÇOIS LE CHEVALIER, NIKITA PETROV
UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE DELFT (PAYS-BAS)

ABSTRACT

To improve the efficiency of surveillance radars, we describe a method using a single train of wideband ($\approx 10\%$ relative bandwidth) coherent pulses, rather than a sequence of several trains of narrow-band pulses. In this technique, target velocity is measured by both pulse-to-pulse (ambiguous modulo 2π) phase rotation and target distance variation (distance migration) along the pulse train. The modeling of the targets and clutter are first described, then the limitations of the matched filter processing (existence of residual ambiguities in the form of secondary lobes) are highlighted. An iterative adaptive approach makes it possible to remedy these faults, in simulation as well as on real experimental signals.

Adaptive clutter suppression techniques are then examined: the influence of the echo spectrum spread and the influence of the bandwidth parameter are analyzed in detail, and an adaptive detector is developed, combining the elimination of clutter and the detection decision.

In conclusion, the operational benefits of this detection by a single train of wideband pulses, compared to the usual technique combining a sequence of narrow-band pulse trains, are summarized, both in terms of sensitivity gains and in terms of velocity resolution and target analysis capability.

RÉSUMÉ

Pour améliorer l'efficacité des radars de surveillance, on décrit un procédé utilisant un seul train d'impulsions cohérentes large bande ($\approx 10\%$ de bande relative), plutôt qu'une séquence de quelques trains d'impulsions faible bande. Dans cette technique, la vitesse des cibles est mesurée à la fois par la rotation de phase d'impulsion à impulsion (ambiguë modulo 2π) et par la variation de distance de la cible (migration distance) au long du train d'impulsions.

Les modélisations des cibles et du fouillis sont d'abord décrites, puis les limitations du traitement par filtre adapté (existence d'ambiguïtés résiduelles sous forme de lobes secondaires) sont mises en évidence. Une approche adaptative itérative permet de remédier à ces défauts, en simulation comme sur de vrais signaux expérimentaux.

Les techniques adaptatives de suppression du fouillis sont ensuite examinées: l'influence de la largeur du spectre des échos et l'influence du paramètre largeur de bande sont analysées en détail, et un détecteur adaptatif est mis au point, combinant l'élimination du fouillis et la décision de détection. En conclusion, les bénéfices opérationnels de cette détection par un seul train d'impulsions large bande, comparé à la technique usuelle combinant une séquence de trains d'impulsions faible bande, sont résumés, tant en termes de gains de sensibilité qu'en termes de résolution en vitesse et capacité d'analyse des cibles.

Introduction

Les ambiguïtés en radar

Les radars de surveillance modernes essayant de détecter des cibles mobiles dans des environnements difficiles (échos dits de fouillis, provenant de la surface du sol ou de la mer, des nuages et de la pluie, etc.) utilisent généralement des séquences périodiques d'impulsions radiofréquence (rafales ou trains d'impulsions), car ces séquences périodiques peuvent être pondérées en réception, afin de rejeter les échos de fouillis à des niveaux très faibles, offrant ainsi une « visibilité dans le fouillis » suffisante des petites cibles mobiles [1], [2].

Cependant, une limitation essentielle provient des ambiguïtés de la réponse

à cette séquence d'impulsions pulse-Doppler - une vitesse ambiguë V_a et une distance ambiguë D_a :

- l'ambiguïté de distance est due aux échos provenant de cibles lointaines, à l'impulsion n , reçus après la transmission de l'impulsion $n + 1$ ou $n + 2$, etc. et donc faussement attribués à ces impulsions ultérieures ;
- les ambiguïtés Doppler résultent du fait que le Doppler est mesuré comme un déphasage (et donc modulo 2π) des échos reçus, dû à l'approche ou au recul de la cible entre les impulsions successives.

Ces ambiguïtés sont liées par la relation: $D_a \times V_a = \lambda \times c/4$, c étant la vitesse de la lumière, et λ la longueur d'onde.

Cette relation signifie qu'il faut traiter de nombreuses ambiguïtés, qu'elles soient de distance ou de vitesse (ou les deux). Ces ambiguïtés s'appliquent en particulier aux échos de fouillis : le spectre Doppler des échos de fouillis est donc pollué par un repliement modulo V_a , ce qui entraîne un aveuglement du radar pour les cibles évoluant aux vitesses voisines de V_a , $2V_a$, $3V_a$, $-V_a$, $-2V_a$, etc. Pour la fonction surveillance, ces zones de vitesses aveugles sont encore plus gênantes que la méconnaissance de la vitesse modulo V_a .

La solution classique, pour lever ces ambiguïtés et ces aveuglements, consiste à émettre, pour chaque pointage du radar, plusieurs trains d'impul-

sions successifs avec des fréquences de répétition différentes ; la combinaison des signaux reçus des différents trains permet ainsi de lever les ambiguïtés des différentes cibles – si celles-ci ne sont pas trop nombreuses –, puisqu’elles sont différentes pour chaque train. L’inconvénient de cette technique est qu’elle nécessite plus de temps d’observation ou des trains d’impulsions plus courts pour maintenir une cadence de renouvellement donnée.

Les formes d’onde non-ambiguës à large bande

Une solution alternative peut être obtenue en augmentant la résolution en distance de manière à ce que la variation de la distance de la cible mobile (ou migration en distance) au cours du train d’impulsions devienne non négligeable par rapport à la résolution en distance. La vitesse est alors mesurée non seulement par le déphasage d’impulsion en impulsion, mais aussi par cette migration en distance (qui est non-ambiguë) d’impulsion en impulsion. De tels radars peuvent utiliser des rafales à basse fréquence de répétition d’impulsions (pour n’entraîner aucune ambiguïté en distance), constituées d’impulsions à large bande telles que les phénomènes de variation de distance pendant toute la salve soient suffisamment importants pour lever l’ambiguïté sur la vitesse.

Il devient alors possible de détecter la cible et de mesurer la distance et la vitesse avec seulement une longue rafale d’impulsion cohérente. Le temps d’illumination cohérent est ainsi augmenté, pour un taux de mise à jour requis donné. En ordre de grandeur, on considère ici des migrations de l’ordre de quelques cases distance, pour des trains d’impulsions d’une durée typique comprise entre 50 et 100 ms. Les résolutions en distance considérées ici sont typiquement comprises entre 15 cm et 1,50 m, correspondant à des bandes

passantes instantanées du radar de l’ordre de 100 MHz à 1 GHz.

La difficulté avec de tels trains d’impulsions large bande est que la réjection des échos de fouillis est dégradée par l’effet de *migration distance*, parce que le filtre adapté pour la détection de cible devient non-stationnaire : c’est pourquoi il est nécessaire de concevoir une nouvelle technique pour améliorer la réjection de fouillis, en discriminant entre les cibles mobiles, migrantes ou non, et les échos de fouillis non migrants (discrimination de stationnarité).

L’objet de cet article est ainsi de décrire une technique de détection non ambiguë de petites cibles mobiles dans le fouillis, avec une seule rafale d’impulsions à haute résolution de distance. Cette meilleure réjection du fouillis sera analysée conjointement avec l’amélioration de la détection obtenue par les mesures à haute résolution sur la cible (combinaison de diversité et d’intégration cohérente). L’article comprend les sections suivantes :

- description générale et problématique ;
- réduction des lobes secondaires : approche itérative et adaptative ;
- effet des échos de fouillis sur le filtre adapté : fouillis ponctuel, fouillis diffus ;
- détection et suppression des échos de fouillis adaptatives ;
- conclusion.

Description générale et problématique

Modèle de signal

Pour formuler mathématiquement le problème de détection, on décrit dans cette section les modèles d’une cible et d’un fouillis observés par un radar à large bande [1], [3].

Modèle de cible

Le modèle du signal reçu d’une cible ponctuelle migrante peut être construit [1], [3], [4], [5], en prenant en compte K cellules distance adjacentes, K étant

choisi de façon à assurer que la cible reste dans ces K cellules durant tout le train d’impulsions (figure 1).

Précisons d’abord les notations : $m = 0 \dots M-1$ est le nombre d’impulsions (balayage), T_r est la période de répétition des impulsions, f_c est la fréquence porteuse et B est la largeur de bande de la forme d’onde (le signal occupe les fréquences de f_c à $f_c + B$). La cible a un retard initial $\tau_0 = 2R_0/c$ en fonction de la plage cible initiale (R_0) et de la vitesse, v_0 , supposée constante sur la durée du train d’impulsions. La signature cible peut être exprimée en temps lent/temps rapide [1] :

$$\mathbf{A}_{km} = e^{j f_d \tau_r m} u_p \left[k - \left(k_0 - \frac{v_0 T_r}{\delta R} m \right) \right] \quad (1)$$

où \mathbf{A}_{km} est une matrice $K \times M$, $k = 0 \dots K-1$ est l’indice de la cellule de temps rapide (cellule distance), k_0 représente la cellule de la distance initiale de la cible, $m = 0 \dots M-1$ est l’indice de temps lent (n° d’impulsion), $\delta R = c/2B$ la résolution en distance radar et $u_p(x)$ la réponse impulsionnelle normalisée de la forme d’onde transmise. Notons que si le terme de migration ($v_0 T_r m / \delta R$) tend vers zéro (vitesse très faible, ou bande radar très étroite), la signature de la cible n’est présente que dans la cellule k_0 et se réduit à la sinusoïde unidimensionnelle le long du temps lent (indice m) avec la fréquence Doppler. Ci-après, nous supposons une forme d’onde avec un spectre plat sur la bande, donc $u_p(x) = \text{sinc}(\pi x)$.

L’estimation de l’amplitude d’une carte distance-vitesse peut être obtenue par sommation cohérente de la signature cible dans plusieurs cellules adjacentes [1]. En raison de l’effet de migration, le filtre adapté doit être appliqué au segment à basse résolution distance (SBR) constitué de K cellules distance adjacentes, de sorte que la condition sur la vitesse cible maximale (V_{max}) soit la suivante :

$$K \geq \lceil V_{max} M T_r / \delta R \rceil + \Delta(Ext) \quad (2)$$

où $\lceil x \rceil$ représente l’arrondi vers l’opération entière et Ext définit l’étendue de la

cible dans les cellules de distance. Dans cet article, le problème de la détection étendue de la cible n'est pas considéré, donc $Ext = 1$. Par conséquent, la détection cohérente de la cible migrante doit également être effectuée sur les K cellules distance adjacentes constituant le SBR. Comme dans le cas de la bande étroite, la détection sera effectuée dans un domaine temps rapide/temps lent, donc nous désignons ci-après (1) comme signature cible et utilisons $\mathbf{a} = \text{Vec } \mathbf{A}^T$ pour sa forme vectorisée ("vecteur directeur", par analogie avec le problème canonique de la localisation angulaire), qui sera utilisée par la suite.

Modèle de fouillis

La principale caractéristique du fouillis dans ce modèle est son absence de migration distance au cours du train d'impulsions ; en effet, les objets qui le composent sont supposés être animés d'une vitesse suffisamment faible pour que la migration distance soit négligeable : chaque écho de fouillis demeure donc dans une case distance. Par conséquent, le terme de migration distance dans le modèle (2) peut être ignoré pour les diffuseurs de fouillis. Cette hypothèse est utilisée pour distinguer le fouillis et les cibles dans [6].

Par ailleurs, la réponse du fouillis dans chaque cellule de distance k est modélisée classiquement comme un vecteur aléatoire composé-gaussien, c'est-à-dire un produit de deux variables indépendantes [8], [9] : la "texture", qui modélise l'évolution de la puissance d'une case distance à une autre, et le "speckle", qui modélise les fluctuations Doppler (d'impulsion à impulsion) dans une case distance :

$$\mathbf{c}_k = \sigma_k \mathbf{g}_k \quad (3)$$

où le vecteur $M \times 1$ $\mathbf{c}_k = [c_{kM} \dots c_{(k+1)M-1}]^T$ représente la réponse du fouillis aux M impulsions, dans la $k^{\text{ème}}$ cellule distance.

Dans la suite, on supposera que la texture est un paramètre inconnu, dif-

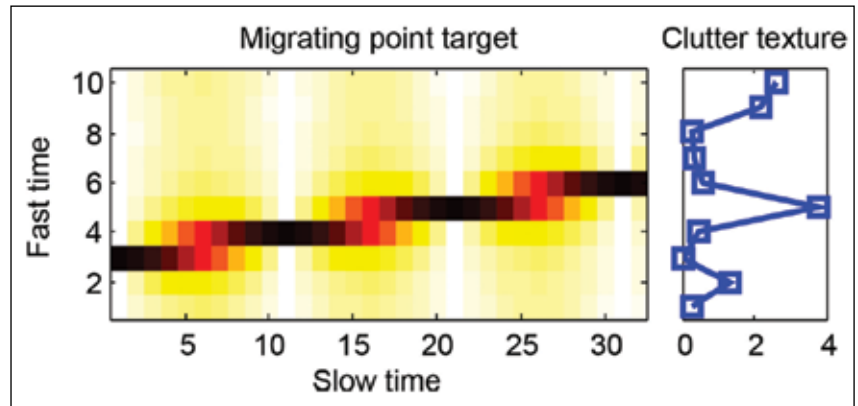


Figure 1 : Texture du fouillis, à droite, qui vient se superposer aux échos de la cible migrante (de la cellule distance n°3 à la cellule n°6, durant un train de 32 impulsions), à gauche.

férent d'une cellule distance à une autre, et constant dans chaque cellule distance au long du train d'impulsions.

La réponse du fouillis dans l'ensemble des K cellules du segment basse résolution SBR est donnée par:

$$\mathbf{c} = [\mathbf{c}_0^T, \mathbf{c}_1^T, \dots, \mathbf{c}_{K-1}^T]^T$$

Il est alors possible d'écrire la matrice de covariances du fouillis, \mathbf{M} , sous la forme:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sigma_0^2 \mathbf{Q}_{0,0} & \dots & \sigma_0 \sigma_{K-1} \mathbf{Q}_{0,K-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{K-1} \sigma_0 \mathbf{Q}_{K-1,0} & \dots & \sigma_{K-1}^2 \mathbf{Q}_{K-1,K-1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

avec $\mathbf{Q}_{i,j} = \mathbf{E}\{\mathbf{g}_i \mathbf{g}_j^H\}$, sous-matrices de $\mathbf{Q} = \mathbf{E}\{\mathbf{g} \mathbf{g}^H\}$ (5)

Remarquons que \mathbf{M} s'écrit aussi : $\mathbf{M} =$

$$\mathbf{W} \mathbf{Q} \mathbf{W}^H, \text{ avec } \mathbf{w} = \begin{bmatrix} \sigma_0 \mathbf{I}_M & \mathbf{0}_M & \dots & \mathbf{0}_M \\ \mathbf{0}_M & \sigma_1 \mathbf{I}_M & \dots & \mathbf{0}_M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_M & \mathbf{0}_M & \dots & \sigma_{K-1} \mathbf{I}_M \end{bmatrix},$$

\mathbf{I}_M étant la matrice identité d'ordre M .

Formulation du problème de détection

Le problème de détection consiste à tester l'hypothèse de la présence cible H_1 par rapport à l'hypothèse de fouillis uniquement H_0 :

$$\mathbf{y}_k = \begin{cases} H_0: & \mathbf{c}_k \\ H_1: & \alpha \mathbf{a}_k + \mathbf{c}_k \end{cases} \quad k = 0, \dots, K-1 \quad (6)$$

\mathbf{y}_k représente le vecteur des données reçues dans la cellule distance n° k du SBR sous test (qui contient les cellules distance $k = 0 \dots K-1$). Dans chaque cellule distance k , les données reçues

$\mathbf{y}_k = [y_{kM}, y_{kM+1}, \dots, y_{(k+1)M-1}]^T$ comprennent ainsi la réponse du fouillis \mathbf{C}_k et éventuellement la cible avec le vec-

teur de direction $\mathbf{a}_k = [a_{kM}, a_{kM+1}, \dots, a_{(k+1)M-1}]^T$ dans cette cellule de distance, et une amplitude complexe inconnue α , constante durant le train d'impulsions.

Dans la suite, nous examinerons successivement comment réduire les ambiguïtés résiduelles par traitement adaptatif, puis l'effet des échos de fouillis, ponctuel et diffus, avant d'étudier la détection adaptative combinant la suppression du fouillis et la réduction des lobes secondaires d'ambiguïté.

Réduction des lobes secondaires : approche itérative adaptative (IAA)

Principe

Dans cette section, nous examinons le problème de l'estimation non ambiguë de la carte distance-vitesse, c'est-à-dire des amplitudes complexes à toutes les hypothèses de distance et de vitesse. Pour réaliser cette estimation, nous proposons d'exploiter l'approche adaptative itérative (IAA) [10], qui présente l'avantage important de permettre de traiter des échos cohérents entre eux, avec une seule prise de mesures (un seul "snapshot"). L'IAA est par ailleurs un algorithme non paramétrique et donc très attractif à des fins de détection. Il a été testé pour de nombreuses applications, montrant de très bonnes

performances par rapport aux autres approches paramétriques [10], [11].

Signalons aussi qu'une approche alternative, d'une grande rigueur méthodologique mais aussi plus complexe de mise en œuvre, a été proposée et étudiée par S. Bidon et al [4], [5]. Ici, nous revisitons l'IAA dans cette application aux données à large bande et nous utiliserons ces résultats pour construire un détecteur efficace.

Le nombre N de cibles dans la scène est généralement inconnu mais il peut être remplacé par le nombre de toutes les cellules distance possibles dans le segment SBR et toutes les cellules de vitesse d'intérêt, limitées par $|V| < V_{max}$, soit $N = N_t N_v$ ($t = 0 \dots N_t - 1$, $v = 0 \dots N_v - 1$, indices dans la grille distance-vitesse). Ensuite, les amplitudes complexes de la cellule distance-vitesse sont les éléments de la matrice \mathbf{X} de taille $N_t \times N_v$:

$$\mathbf{Y} = \sum_{t=0}^{N_t-1} \sum_{v=0}^{N_v-1} \mathbf{x}_{t,v} \mathbf{A}^{[t,v]} + \mathbf{N} \quad (7)$$

où la cible aux index t et v a la signature du diffuseur $\mathbf{A}^{[t,v]}$ avec le retard $\tau = t\delta R / (ck_t)$ et la vitesse $V = v\delta V / k_v$, où $\delta V = V_\sigma / M$ et k_u, k_v sont des facteurs de sur-échantillonnage en distance et vitesse respectivement.

En tenant compte du fait que le nombre d'hypothèses de distance et de vitesse possibles est connu, l'équation précédente peut être écrite en notation matricielle comme :

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (8)$$

où la matrice \mathbf{A} est la matrice $KM \times N_t N_v$ de toutes les signatures de diffuseur possibles $\mathbf{A}^{[t,v]}$ sous forme vectorisée : $\mathbf{A} = [\mathbf{a} [0], \mathbf{a} [1], \dots, \mathbf{a} [i], \dots, \mathbf{a} [N_t N_v - 1]]$ et $i = t + N_t (v-1)$. Alors \mathbf{x} est la matrice \mathbf{X} vectorisée. Notez que si $N_t N_v > KM$ ce qui est le cas pour la détection non ambiguë, et d'autant plus si un sur-échantillonnage des positions est pratiqué (comme ce sera généralement le cas pour bénéficier de la meilleure résolution possible), la matrice \mathbf{A} est alors rectangulaire, et le système d'équations (8) est indéterminé.

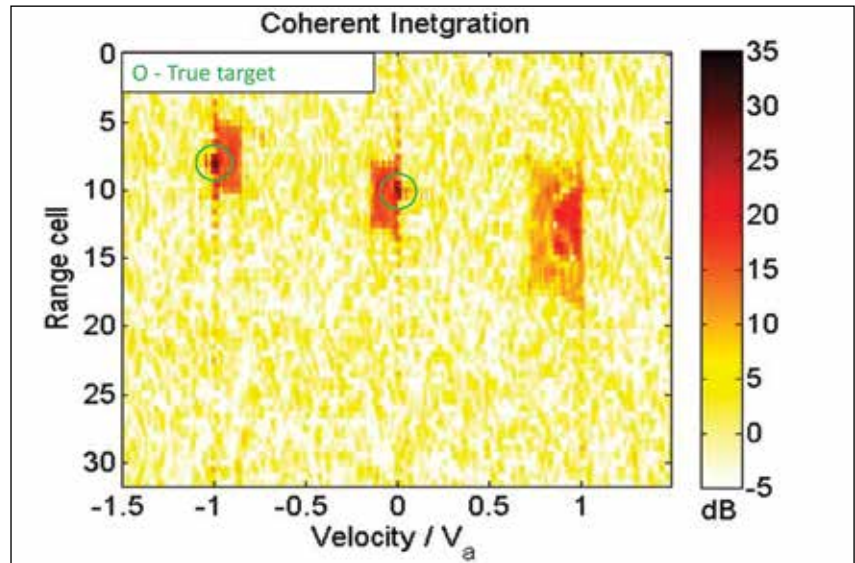


Figure 2 : Intégration cohérente (IC), 2 cibles situées aux positions indiquées par les cercles verts [deux cibles : SNR=30 dB, migration = cinq cellules distance. $\lambda=0,1$ m, $B=500$ MHz, PRI = 1 ms, $K=32$, $N=32$, $V_a=50$ m/s].

Intégration cohérente à large bande

L'intégration cohérente à large bande (IC) est un filtre adapté construit selon le modèle de données. En utilisant le modèle de données (6), l'IC peut être effectuée par une batterie de corrélateurs, chacun correspondant à une valeur du couple distance-vitesse:

$$[\mathbf{x}^{IC}]_i = \frac{\mathbf{a}_i^H \mathbf{y}}{\mathbf{a}_i^H \mathbf{a}_i} \quad (9)$$

ou de façon équivalente : $[\mathbf{x}^{IC}] = \frac{\mathbf{A}^T \mathbf{y}}{KM}$ (10)

Il permet de conserver le gain sur le pic cible, mais il souffre de forts lobes secondaires aux vitesses ambiguës qui limitent sa capacité à estimer des cibles mobiles multiples sans ambiguïté. Ceci apparaît clairement sur la figure 2.

Les méthodes avancées pour améliorer le traitement de ce modèle de données peuvent être réparties en deux classes principales : les méthodes provenant de l'estimation du spectre ou du traitement adaptatif [1], [7] et celles provenant du *compressive sensing*, fondées sur une hypothèse de "parcimonie" (nombre limité de cibles) [5].

De (6), il est clair que le problème correspond à un système d'équations

indéterminé. Les méthodes de type *compressive sensing* constituent une approche moderne pour résoudre ce genre de problème, en exploitant la parcimonie (faible nombre d'inconnues) pour résoudre l'indétermination. La principale difficulté provient du fouillis, qui est généralement non parcimonieux. Une approche bayésienne avec une application pour la détection de cibles non ambiguë a été étudiée dans [5] et montre des résultats impressionnants, bien qu'avec un coût de calcul élevé. L'extension de cette approche pour traiter le fouillis de sol est proposée dans [13] en prenant en compte un modèle autorégressif de fouillis.

Dans cet article, nous nous focalisons sur l'approche itérative adaptative non paramétrique (Iterative Adaptive Approach, IAA [10], [11]), qui a été proposée pour cette application dans [12] et offre une super-résolution avec un schéma d'échantillonnage arbitraire (ce qui permet de bien prendre en compte la migration en distance). En outre, cette approche ne nécessite pas implicitement la parcimonie et peut donc traiter plus facilement le fouillis diffus que le *compressive sensing*. Alternativement, l'IAA

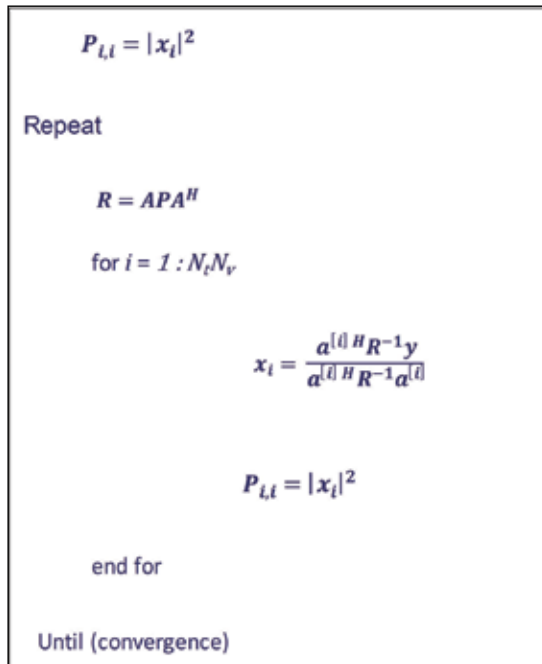


Figure 3 : Algorithme IAA d'estimation des amplitudes complexes $[x]$.

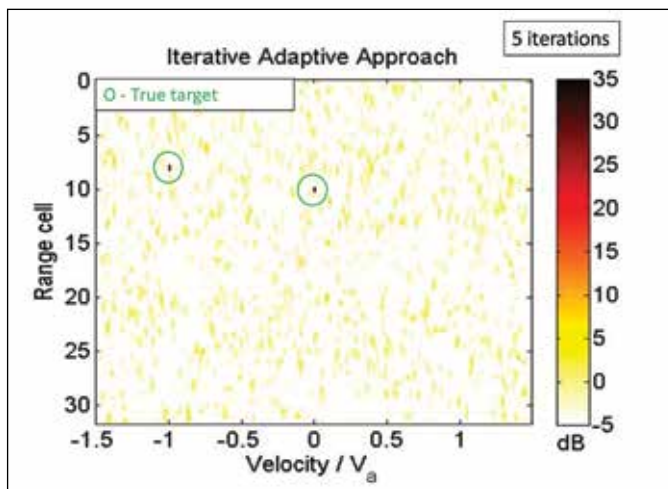


Figure 4 : IAA, même situation que la figure 3 : deux cibles situées aux positions indiquées par les cercles verts [deux cibles: SNR=30 dB, migration = cinq cellules distance. $\lambda=0,1$ m, B=500 MHz, PRI = 1 ms, K=32, N=32, Va=50 m/s].

peut être considérée comme un moyen itératif d'obtenir une bonne estimation de la matrice de covariance similaire au cas clairvoyant. Ainsi l'IAA semble être un bon choix pour la détection de cibles non ambiguës à large bande.

Approche itérative adaptative (IAA)

Principe

Appelons \mathbf{P} la matrice diagonale $N_t N_v \times N_t N_v$ dont la diagonale contient les

puissances de diffuseur (quantités à estimer) à chaque cellule distance et vitesse. Alors le $i^{\text{ème}}$ élément diagonal de \mathbf{P} est :

$$[\mathbf{P}]_{i,i} = |[x]_i|^2 \quad (11)$$

La matrice de covariance du bruit et de l'interférence pour la cible en position (couple distance-vitesse) $n^{\circ} i$ peut être exprimée par :

$$\mathbf{Q}_i = \mathbf{R} - [\mathbf{P}]_{i,i} \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H \quad (12)$$

où \mathbf{R} est la matrice de covariance totale (signal plus interférence).

En minimisant la fonction de coût des moindres carrés pondérés [11] par rapport aux x_i , on obtient :

$$[x]_i = \frac{\mathbf{a}_i^H \mathbf{Q}_i^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{a}_i^H \mathbf{Q}_i^{-1} \mathbf{a}_i} \quad (13)$$

En remplaçant \mathbf{Q}_i par sa définition (19) et en utilisant le lemme d'inversion matricielle, on obtient :

$$[x]_i = \frac{\mathbf{a}_i^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{a}_i^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}_i} \quad (14)$$

qui ressemble à l'estimateur de Capon [14], mais en utilisant une estimation différente de \mathbf{R} , qui suppose a priori l'indépendance de tous les diffuseurs :

$$\mathbf{R} = \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{A}^H \quad (15)$$

où \mathbf{A} est, comme précédemment définie, la matrice $KM \times N_t N_v$ contenant toutes les signatures de cibles possibles, pour N_t cases distance et N_v cases vitesse, sous forme vectorielle (matrice dite des « vecteurs directeurs ») ; puisque l'on cherche à lever des ambiguïtés, $N_t N_v \gg KM$.

La technique IAA consiste à estimer de façon itérative la matrice \mathbf{P} (et donc les quantités $[x]$). La première estimation de \mathbf{P} est obtenue à partir de l'intégration cohérente IC (10) pour initialiser l'algorithme. Ayant commencé à partir de la première estimation de \mathbf{P} , IAA calcule (12), puis (14), pour toutes les cellules de distance et de vitesse.

Une nouvelle estimation de \mathbf{P} en est alors déduite, d'où \mathbf{R} , puis $[x]$. Ces itérations se poursuivent jusqu'à ce que la convergence soit atteinte (15 itérations sont généralement suffisantes pour la convergence). Chaque estimation de \mathbf{P} , et donc \mathbf{R} , est ainsi obtenue à partir du signal estimé $[x]$, à l'itération précédente de l'algorithme, comme indiqué sur la figure 3. Cette démarche itérative a pour effet de « forcer » l'indépendance de tous les diffuseurs et ainsi de réduire les lobes secondaires de leurs réponses.

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 4, pour la même situation bi-cible que précédemment.

Résultats

Dans cette section, la capacité à discriminer entre deux cibles concurrentes et à supprimer leurs résidus ambigus (lobes latéraux) est évaluée.

Les paramètres du radar pour les simulations sont décrits dans le tableau 1. En particulier, remarquons que la migration à la vitesse ambiguë est assez faible (1,6 case distance), ce qui n'est bien sûr pas une situation favorable. Le bruit est supposé être blanc gaussien avec la variance $\sigma^2 = 1/MK$, donc après traitement sa puissance est égale à 0 dB.

Cinq cibles ponctuelles sont simulées dans la scène :

- 1) $t_1 = 3, V_1 = 2V_a, SNR_1 = 25dB$;
- 2) $t_2 = 6, V_2 = -V_a, SNR_2 = 20dB$;
- 3) $t_3 = 9, V_3 = 0, SNR_3 = 35dB$;
- 4) $t_4 = 13, V_4 = 0, SNR_4 = 30dB$;
- 5) $t_5 = 14, V_5 = V_a, SNR_5 = 30dB$.

On voit que les trois premières cibles ne sont pas en concurrence les unes avec les autres ; en revanche, les cibles 4 et 5 sont en concurrence.

Comme prévu, la sortie de IC sur la figure 5 comporte beaucoup de fausses cibles, tandis que le résultat obtenu avec IAA (10 itérations ont été utilisées) montre la parfaite capacité de l'approche à résoudre les ambiguïtés dans un scénario multicible.

L'algorithme proposé a ensuite été appliqué aux données expérimentales du radar PARSAX [16], recueillies en novembre 2014 à TU-Delft. Le scénario de mesure est similaire à celui décrit dans [15]. Les paramètres des données sont répertoriés dans le tableau 1.

Bien que le système radar ait une largeur de bande relative plus faible que celle décrite dans les sections précédentes, il se produit néanmoins toujours une migration des cibles, à la vitesse ambiguë, pendant la durée d'intégration cohérente (CPI, 64 ms) et cette migration peut être utilisée pour supprimer les ambiguïtés de vitesse.

Parameter		Simulations	PARSAX data
<i>Waveform</i>			
Carrier frequency	f_c	10 GHz	3.315 GHz
Bandwidth	B	1000 MHz	100 MHz
Range resolution	δR	0.15 m	1.5 m
PRI	T_r	1 ms	1 ms
Ambiguity velocity	V_a	15 m/s	45 m/s
<i>Processing parameters</i>			
Subbands	K	16	16
Pulses	M	16	64
CPI	$M \cdot T_r$	0.016 s	0.064 s
Maximum velocity	V_{max}	37.5 m/s	33.75 m/s
Range upsampling	k_r	2	2
Velocity upsampling	k_v	2	2
Range cells	N_r	32	32
Velocity cells	N_v	160	384
Migration at V_a	$migr$	1.6	1.96

Tableau 1 : Paramètres pour les simulations et les expérimentations (PARSAX).

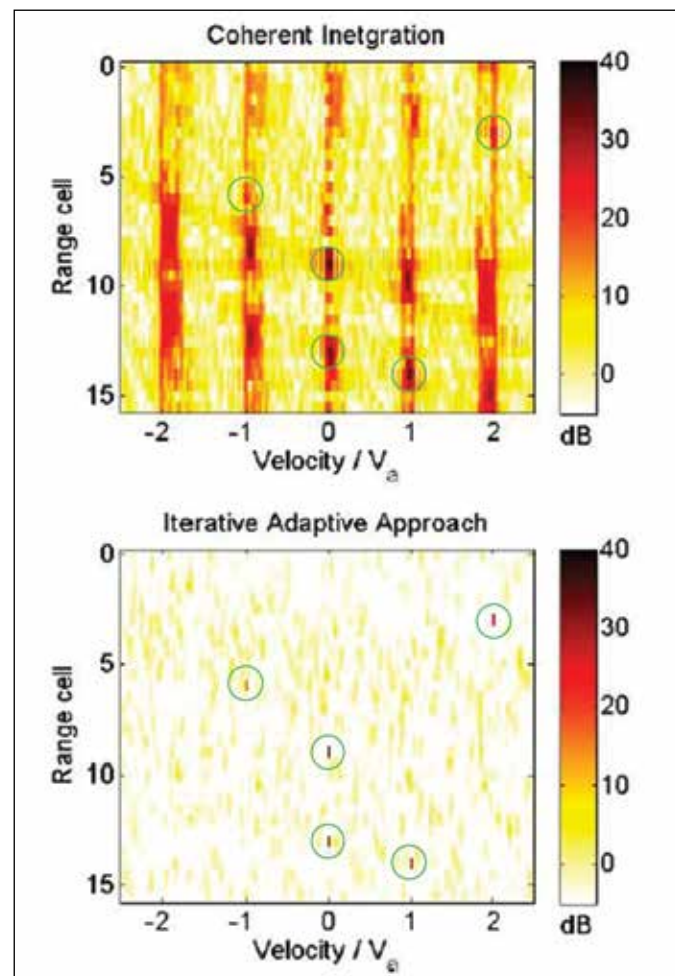


Figure 5 : Résultats de la simulation pour des cibles ponctuelles. Haut : intégration cohérente ; Bas : approche itérative adaptative (IAA).

Les données ont été utilisées pour à la vitesse aveugle. Pour ce faire, une estimer les performances de détection cible synthétique a été insérée dans les

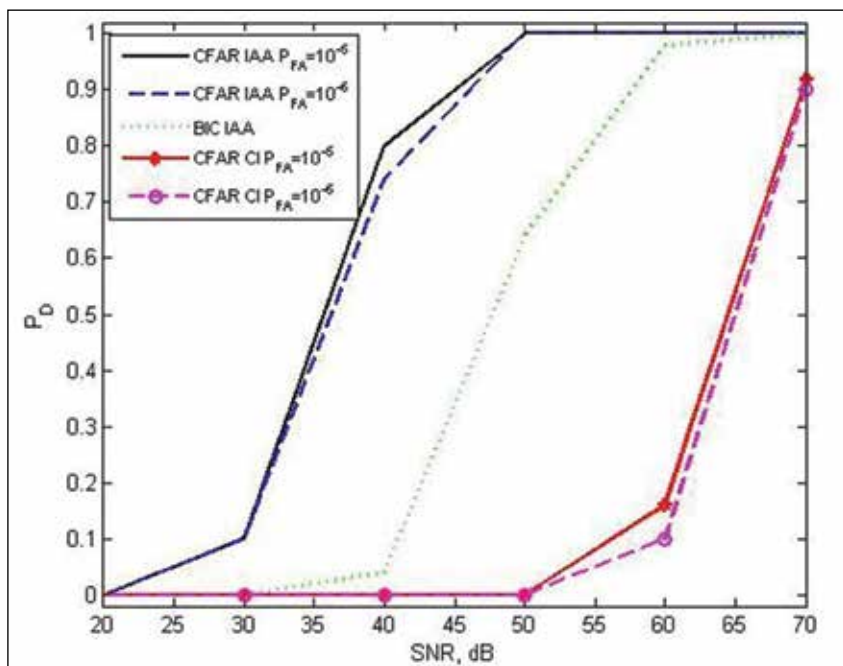


Figure 6 : Performances en détection à la première vitesse aveugle, pour l'intégration cohérente (courbes CFAR CI) et pour l'approche IAA (courbes CFAR IAA).

données (contenant le bruit réel et le fouillis) à une vitesse aveugle, c'est-à-dire à 45 m/s (il ne devrait pas y avoir de cible réelle à cette vitesse, puisque la zone d'intérêt contient une autoroute avec un trafic dense et une limite de vitesse d'environ 30 m/s). Différentes réalisations de fouillis sont prises à partir de segments SBR décalés sur la plage de distance contenant l'autoroute.

Les performances de détection du détecteur à taux de fausse alarme constant (CFAR) à la sortie de IC et de l'IAA, ainsi que les critères d'information bayésiens (BIC) [12] proposés pour la sortie de l'IAA, sont présentés sur la figure 6. Un détecteur à taux de fausse alarme constant utilisant une moyenne locale (Cell Averaging CFAR) a été utilisé avec trois cellules de garde en distance et une cellule de garde en vitesse. Le résultat obtenu à partir de 50 essais différents montre des améliorations d'environ 30 dB pour des détecteurs similaires à la sortie de IC et IAA.

En définitive, l'approche adaptative itérative appliquée à ce problème de détection de cibles migrantes a mon-

tré la bonne capacité de l'algorithme à résoudre l'ambiguïté de la vitesse en mode basse fréquence de récurrence. L'algorithme montre une amélioration d'environ 30 dB par rapport à l'intégration cohérente dans la capacité de détecter des cibles à vitesse aveugle avec une migration modérée (moins de deux cellules distance à la première vitesse aveugle). On peut cependant noter que ces bons résultats s'appliquent à une situation où le fouillis est essentiellement stationnaire (de spectre Doppler très étroit). Le paragraphe suivant examine plus particulièrement le cas de fouillis plus diffus (végétation).

Effet du fouillis : fouillis ponctuel, fouillis diffus

Dans ce paragraphe, nous analysons l'influence du spectre de puissance de fouillis sur la détection de cibles radar non ambiguës avec une forme d'onde large bande de fréquence de répétition d'impulsions. Dans cette section, nous supposons que le traitement est du type « filtrage adapté blanchissant ». L'impact des composantes de fouillis

stationnaires et diffuses pour différentes largeurs de bande de signal et différentes durées de traitement cohérents (CPI) est étudié. Le modèle exponentiel du spectre de puissance du fouillis de sol est utilisé pour modéliser la composante diffuse du fouillis.

Modélisation du spectre de fouillis

Afin de prédire la capacité à supprimer les réponses ambiguës du fouillis de sol, le modèle de fouillis doit être défini. Dans cet article, nous utilisons le modèle de fouillis de Billingsley [17], qui a été vérifié dans de nombreux ensembles de données [18]. Le spectre de puissance du fouillis est supposé être une superposition de composantes stationnaire et diffuse. Afin d'obtenir une compréhension détaillée des effets de chaque composante sur les réponses de fouillis ambiguës, leur influence est d'abord analysée séparément, puis l'effet conjoint est étudié.

Nous ferons les hypothèses suivantes sur le fouillis :

- le fouillis peut être modélisé dans chaque cellule distance indépendamment, car il ne migre pas. Donc, le terme de migration dans le modèle cible (1), (2) est négligeable pour les diffuseurs de fouillis et peut être ignoré ;
- dans chaque cellule distance, le fouillis est une réalisation indépendante d'un processus aléatoire gaussien multivarié stationnaire avec une moyenne nulle et une matrice de covariance M . La densité spectrale de puissance du fouillis dans chaque cellule distance est supposée avoir une densité spectrale de puissance normalisée (PSD) comprenant une composante continue (échos fixes) et des termes diffus [1], [18] :

$$P_{cl}(f) = \frac{r}{r+1} \delta(f) + \frac{1}{r+1} P_{ac}(f) \quad (3)$$

où f si la fréquence Doppler en Hz, $f_r/2 < f < f_r/2$, $f_r = 1/T_r$ (comme précédem-

ment, nous supposons la fréquence Doppler correspondant à la fréquence inférieure de la bande f_c , $\delta(f)$ est la fonction de Dirac et r est le rapport entre les puissances des composantes continue et diffuse du fouillis. Une normalisation est appliquée de façon à assurer $\int_{-\infty}^{+\infty} P_{cl}(f) df = 1$. La fonction de corrélation du fouillis normalisé prend alors la forme :

$$r_{cl}(\tau) = \frac{r}{r+1} + \frac{1}{r+1} \frac{(\beta\lambda_c)^2}{(\beta\lambda_c)^2 + (4\pi\tau)^2} \quad (4)$$

où τ représente la variable temporelle. Comme précédemment, l'estimation non ambiguë de la carte distance-vitesse peut être obtenue par la sommation cohérente de l'amplitude de la cible dans plusieurs cellules distance adjacentes, de sorte que la condition sur la vitesse cible maximale (V_{max}) soit la suivante :

$$K \geq [V_{max} M T_r / \delta R] + \Delta (Ext) \quad (2)$$

où $[x]$ représente l'arrondi vers l'opération entière et Ext définit l'étendue de la cible dans les cellules de distance. Dans cet article, le problème de la détection étendue de la cible n'est pas considéré, donc $Ext = 1$.

Par conséquent, la matrice de covariance du fouillis doit être estimée pour l'ensemble du SBR (au lieu d'une seule cellule distance dans le cas de la bande étroite). Si les suppositions ci-dessus sur le fouillis sont tenues et si son spectre de puissance est connu, la matrice de covariance $KM \times KM$ du fouillis d'un SBR est le produit de Kronecker de la matrice identité de taille K (\mathbf{I}_K) et de la matrice de covariance \mathbf{M} du fouillis $M \times M$ en temps lent avec les éléments $\mathbf{M}_{in} = r_{cl}((i-n) T_r)$:

$$\mathbf{R}_c = \mathbf{I}_K \otimes \mathbf{M} \quad (6)$$

En pratique, la matrice de covariance \mathbf{M} à temps lent devrait être estimée à partir des cellules distance de la plage de référence, comme dans le cas de la bande étroite.

Impact du fouillis sur la détection de cibles aux vitesses ambiguës

Comme mentionné précédemment, les composantes de fouillis cohérentes et diffuses devraient avoir un impact différent sur la capacité de détecter des cibles à des vitesses ambiguës par rapport au fouillis (« vitesses aveugles » dans un cas à bande étroite). L'influence peut être décrite en termes de facteur de perte du rapport signal sur interférence plus bruit (SINR), en comparant la performance du traitement par intégration cohérente (IC) limitée par les interférences à sa performance limitée par le bruit [2] :

$$L(v) = \frac{\mathbf{w}_k^H(v) \mathbf{R}_S(v) \mathbf{w}_k(v) \sigma_n^2}{\mathbf{w}_k^H(v) \mathbf{R}_C(v) \mathbf{w}_k(v) M} \quad (7)$$

où $\mathbf{R}_S(v) = \mathbf{a}(v) \mathbf{a}^H(v)$ est la matrice de covariance du signal donnée par le vecteur directeur $\mathbf{a}(v)$, défini dans la section « modèle de cible »,

$$\mathbf{w}_k(v) = \mathbf{R}_c^{-1} \mathbf{a}(v) \quad (8)$$

est le filtre adapté blanchissant, et σ_n^2 est la puissance de bruit blanc, ajoutée aux éléments diagonaux de \mathbf{R}_c dans (6).

Notons que dans le cas du fouillis gaussien, le facteur de perte ne dépend pas de la position en distance d'une cible, donc l'indice de distance est ignoré dans les notations. Pour les simulations les paramètres radar suivants sont fixés : $f_c = 10$ GHz, $T_r = 1$ ms, $V_a = 15$ m/s. Un exemple de perte de SINR en fonction de la vitesse dans le cas des formes d'onde à large bande et à bande étroite est illustré à la figure 7. L'axe horizontal représente la valeur absolue de la vitesse due à la symétrie du spectre autour du zéro.

Impact de la composante de fouillis stationnaire

Typiquement, la composante continue du fouillis modélise la réflexion à partir d'objets immobiles et sa puissance est concentrée à une vitesse nulle. Du fait que les signatures cibles séparées

par une ambiguïté de vitesse sont fortement corrélées (seul le terme de migration les différencie), la composante continue de fouillis peut provoquer une perte de SINR aux vitesses ambiguës (vitesses « aveugles »). La composante continue du fouillis peut être considérée comme un ensemble de points diffuseurs, pour lesquels le niveau des lobes latéraux ambigus dépend de l'amplitude de la *migration distance* pour une cible à la vitesse ambiguë. Cet effet est démontré dans la référence [19], où il apparaît que la perte maximale à la première vitesse ambiguë due à la composante de fouillis cohérente (composante continue) est de l'ordre de quelques dB, presque indépendamment de la puissance de ce fouillis.

D'autre part, dans les cas à bande étroite montrés sur la figure 7, la perte à vitesse ambiguë est égale à la puissance de fouillis autour de zéro, qui génère l'effet de "vitesses aveugles". Par conséquent, la figure 7 considère la composante de fouillis diffus, l'effet pour la composante cohérente dans le cas du NB est similaire, par rapport à la largeur spectrale du fouillis pour un nombre différent d'impulsions dans l'IPC.

Impact de la composante diffuse de fouillis

La composante de fouillis diffus modélise le mouvement de la végétation et a typiquement une puissance plus faible que la composante cohérente, mais une largeur spectrale significative. À l'opposé de la composante continue, elle ne peut pas être représentée comme une cible ponctuelle, mais elle peut être modélisée comme un bruit blanc gaussien avec une fonction de corrélation définie (4). L'évolution du SINR avec la vitesse, en présence de fouillis diffus seulement, avec un rapport fouillis/bruit (CNR) de 20 dB est représentée sur la figure 7 en considérant les formes d'onde à large bande et à bande étroite.

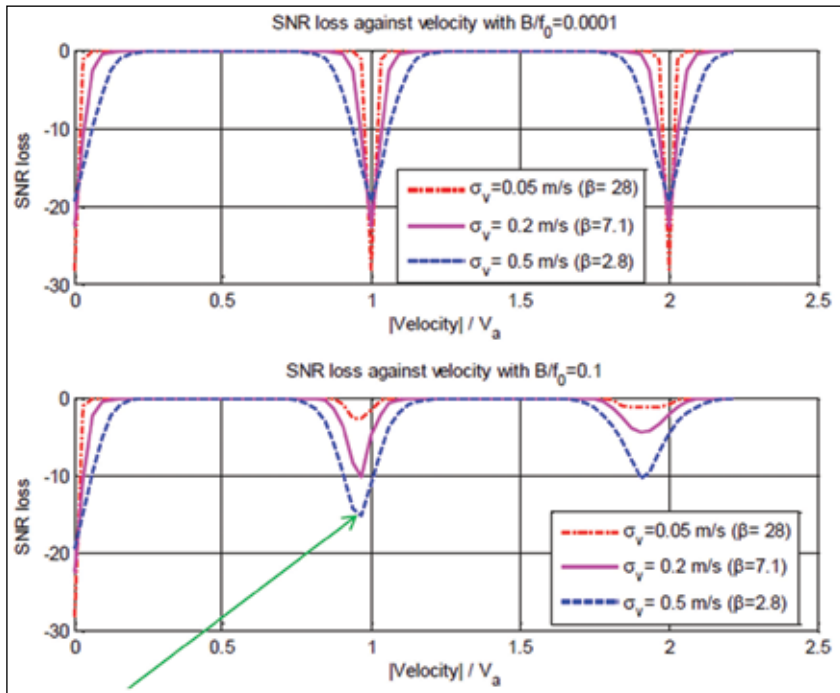


Figure 7 : Perte en SINR en fonction de la vitesse de la cible, $M=32$ impulsions ; en bas : large bande ; en haut : faible bande, cas classique.

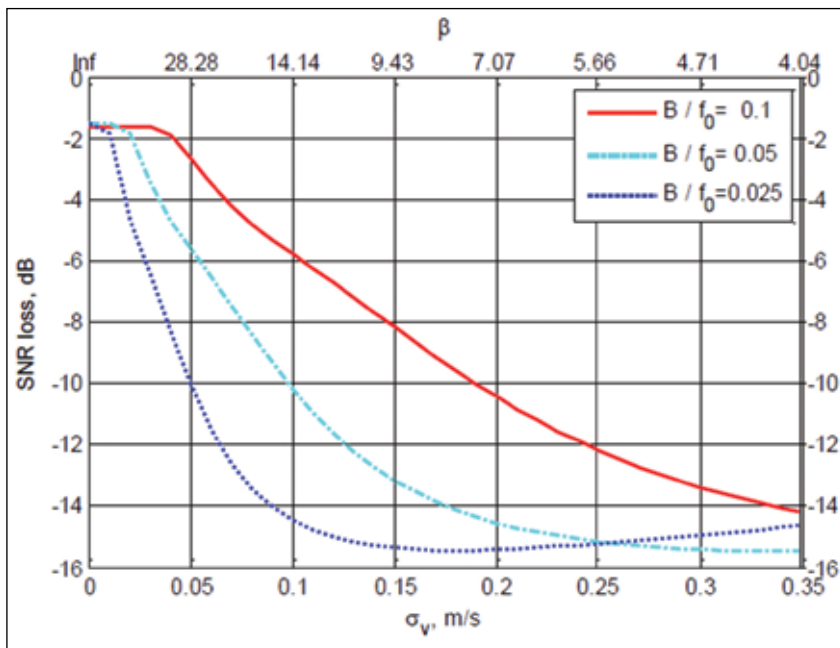


Figure 8 : Influence de la bande relative sur la perte maximale de SINR dans le premier lobe secondaire ambigu de fouillis, en fonction de la largeur spectrale σ_v du spectre de fouillis diffus, pour une rafale de 64 impulsions.

Comme prévu, dans le cas de la bande étroite, les encoches profondes du filtre de fouillis sont répétées d'une vitesse ambiguë à l'autre. Inversement, pour la forme d'onde à large bande, l'effet du fouillis diminue à mesure que le

numéro d'ambiguïté augmente, ou, en d'autres termes, lorsque l'effet de migration augmente.

Deuxièmement, lorsque la largeur spectrale du fouillis augmente, la perte maximale diminue dans le cas de la

bande étroite: comme la puissance de fouillis est fixe, plus le spectre est large, plus la puissance crête est faible et plus la perte maximale est faible. Dans le cas du large bande, l'effet est inverse: plus la largeur du fouillis est grande, plus le fouillis diffère du diffuseur ponctuel, moins il peut être supprimé par l'effet de migration sur la cible.

En tenant compte de ce phénomène, l'influence de la largeur du spectre de fouillis diffus sur la perte maximale de SINR dans le premier lobe secondaire ambigu de fouillis est analysée sur la figure 8 ($CNR = 20$ dB). Les résultats sont obtenus pour différentes bandes relatives B/f_c et pour un nombre d'impulsions $M = 64$ (le long des axes horizontaux β et σ_v sont reliés par la relation $\sigma_v = 2^{0.5}/\beta$; σ_v , défini comme l'écart-type de la distribution en vitesse du fouillis, mesure l'étalement spectral du fouillis). Comme prévu, dans les cas à large bande ($B/f_c = 5\%$ ou 10%), la perte SINR devient plus critique lorsque la largeur de fouillis augmente.

Les exemples avec les signaux à bande étroite ($B/f_c = 1\%$ ou $0,1\%$) montrent la combinaison des deux effets : pour un spectre de fouillis étroit, les résidus ambigus sont partiellement supprimés par migration (migration inférieure à une cellule par ambiguïté dans ce cas), alors que pour une largeur spectrale de fouillis significative, la diminution de la puissance crête de fouillis due à son élargissement est visible.

De même, la figure 9 présente l'analyse de l'influence du nombre d'impulsions dans la rafale sur la perte maximale de SINR à une vitesse ambiguë.

Une comparaison avec les résultats précédents montre que le doublement de la durée d'intégration ne fournit qu'un gain de 1 à 2 dB, alors que doubler la bande relative apporte une amélioration d'environ 5 dB pour la plupart des largeurs de fouillis σ_v dans le cas de la large bande.

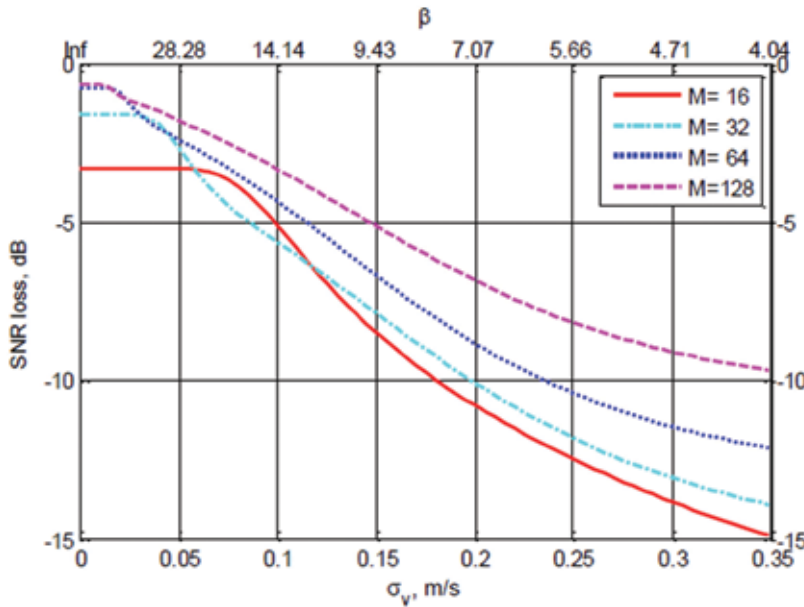


Figure 9 : Influence du nombre d'impulsions dans la rafale sur la perte maximale de SINR à une vitesse ambiguë, en fonction de la largeur du spectre σ_v de fouillis diffus.

Il est donc plus intéressant d'augmenter la bande relative que la durée de la rafale ; cet effet peut être expliqué comme suit : le premier lobe secondaire ambigu d'une cible est étendu en distance sur une plage couvrant $V_a M T_r / \delta R$ cellules distance et couvrant en vitesse depuis $V_a^{min} = c/2(f_c + B)T_r$ jusqu'à $V_a^{max} = c/2(f_c - B)T_r$.

Par conséquent, l'augmentation de la bande élargit l'étalement d'une signature cible à la fois en vitesse et en distance, tandis que l'augmentation de la durée d'intégration (du nombre M d'impulsions) n'étaie la signature cible qu'en distance. En fait, elle occupe le même nombre de cellules de vitesse, tandis que la résolution en vitesse change. Le modèle de fouillis implique que le fouillis ait une puissance similaire le long de la distance et une puissance exponentiellement décroissante en fonction de la vitesse, ce qui entraîne une meilleure suppression de fouillis pour le signal avec bande plus large qu'avec le signal avec durée plus longue (notons qu'en pratique, le rapport signal/fouillis augmente également à mesure que la résolution en

distance s'améliore, au moins tant que la cible peut être assimilée à un diffuseur ponctuel).

Performance en présence des deux composantes de fouillis

Cette analyse est prolongée dans la référence [19], en combinant les influences des deux composantes du fouillis. On obtient pour principal résultat que la perte de SINR à une vitesse ambiguë dépend essentiellement des paramètres de la composante de fouillis diffus et très peu de la composante continue qui est globalement bien réduite. Ces travaux ont aussi été validés par des expérimentations sur signaux réels (PARSAX), décrits dans la même référence.

Conclusion : fouillis, bande relative et migration

Les composantes cohérentes et diffuses du fouillis de sol ont donc un impact différent sur la capacité du radar à large bande à éliminer le fouillis ambigu. La composante cohérente peut être supprimée très efficacement

indépendamment de sa puissance avec une migration modérée (migration de quelques cellules distance pour une cible à la vitesse ambiguë). La composante de fouillis diffus engendre une perte significative aux vitesses ambiguës de fouillis. La capacité à supprimer ces pertes dépend principalement de la bande passante utilisée et non du produit durée-bande passante comme dans un cas du fouillis fixe. En présence d'un fouillis diffus et stationnaire, la perte de SINR aux vitesses ambiguës à fouillis dépend uniquement des paramètres de la composante de fouillis diffus. La perte de SINR prévue correspond bien à l'analyse de données réelles à haute résolution [19].

Détection adaptative avec suppression du fouillis

Suppression du fouillis

Comme indiqué précédemment, nous modélisons le fouillis par un modèle gaussien composé, où la texture, dans chaque case distance, est une inconnue supplémentaire. En fait, cela équivaut à considérer le fouillis comme gaussien avec une puissance inconnue dans chaque cellule distance, mais constant dans la durée d'intégration cohérente des M impulsions.

Afin d'obtenir le détecteur à taux de fausse alarme constant (CFAR : *Constant False Alarm Rate*), nous effectuons le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) [9], [20] :

$$\Lambda(\mathbf{y}) = \frac{\text{Max}_{\sigma_K, \alpha} f^{(1)}(\mathbf{y}; \alpha, \sigma_K)}{\text{Max}_{\sigma_K} f^{(0)}(\mathbf{y}; \sigma_K)} \quad (9)$$

$f^{(1)}(\mathbf{y}; \alpha, \sigma_K)$ étant la vraisemblance sous l'hypothèse H_1 (cible + fouillis), et $f^{(0)}(\mathbf{y}; \sigma_K)$ la vraisemblance sous l'hypothèse H_0 (fouillis seul).

Avec les modélisations indiquées précédemment, ces vraisemblances s'écrivent :

$$f_1(\mathbf{y}, \alpha, \sigma_K) = \frac{\exp(-(\mathbf{y} - \alpha\mathbf{a})^H \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{y} - \alpha\mathbf{a}))}{\pi^{KM} |\mathbf{Q}| \prod_{k=0}^{K-1} \sigma_k^{2M}} \quad (10)$$

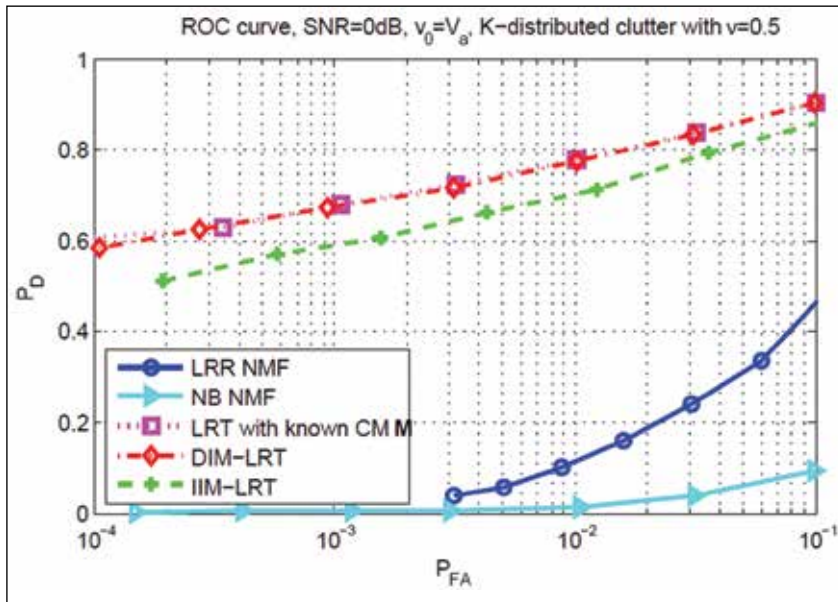


Figure 10 : Courbes de détection (P_D , P_{FA}), pour une cible à la vitesse ambiguë $v = v_a$, SCR = 0 dB, fougils de distribution K de paramètre $\nu = 0,5$.

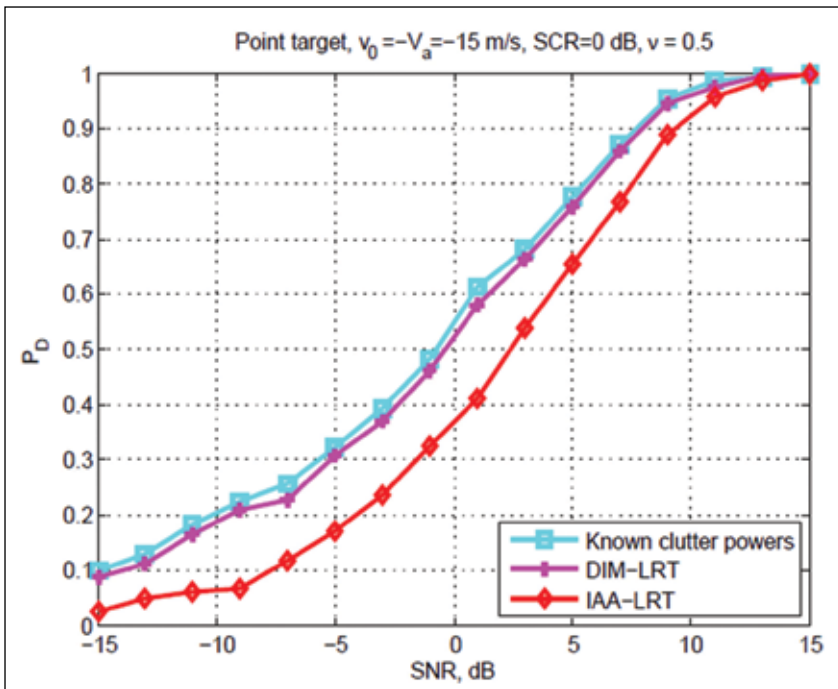


Figure 11 : Probabilité de détection P_D , pour une cible à la vitesse ambiguë $v = v_a$, SCR = 0 dB, fougils de distribution K de paramètre $\nu = 0,5$.

soit encore :

$$f_1(\mathbf{y}, \alpha, \sigma_{\mathcal{K}}) = \frac{1}{\pi^{KM} |\mathbf{Q}| \prod_{k=0}^{K-1} \sigma_k^{2M}} \left(- \sum_{i=0}^{K-1} \sum_{j=0}^{K-1} \frac{(\mathbf{y}_i - \alpha \mathbf{a}_i)^H \mathbf{Q}_{ij}^{-1} (\mathbf{y}_i - \alpha \mathbf{a}_i)}{\sigma_i \sigma_j} \right) \quad (11)$$

avec : $f_0(\mathbf{y}, \sigma_{\mathcal{K}}) = f_1(\mathbf{y}, \alpha, \sigma_{\mathcal{K}}) |_{\alpha=0}$ (12)

Sous l'hypothèse H_1 , l'estimation de chaque σ_k est obtenue par :

$$\frac{\partial \ln f_1(\mathbf{y}, \alpha, \sigma_{\mathcal{K}})}{\partial \sigma_k} = 0$$

L'amplitude α est obtenue par :

$$\hat{\alpha} = \frac{\mathbf{a}^H (\hat{\mathbf{M}}^{(1)})^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{a}^H (\hat{\mathbf{M}}^{(1)})^{-1} \mathbf{a}}, \text{ avec } \hat{\mathbf{M}}^{(1)} = \mathbf{M} |_{\sigma_{\mathcal{K}} = \sigma_{\mathcal{K}}^{(1)}} \quad (13)$$

On montre dans [21] que la résolution de ce système d'équations cou-

plées permet d'estimer $\hat{\alpha}$ et $\hat{\sigma}_k$, et d'en déduire le test de détection sous la forme :

$$\Lambda = \prod_{k=0}^{K-1} \left(\frac{\hat{\sigma}_k^{(0)}}{\hat{\sigma}_k^{(1)}} \right)^{2M} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (14)$$

Cette procédure a été testée et présentée dans [21]. La figure 10 présente un exemple de courbe de détection illustrant les performances obtenues, pratiquement identiques à celles obtenues pour une matrice de corrélation du fougil connue (cas « clairvoyant ») et très supérieures à celles obtenues par un radar adaptatif faible bande (NB NMF) ou par un radar large bande sans compensation de la migration distance (LRR NMF).

Détection non-ambiguë

Les détecteurs mentionnés ci-dessus ont une forme du détecteur de type filtre adapté, et souffrent donc des ambiguïtés de vitesse décrites dans la section consacrée à l'IAA (approche adaptative itérative, en mode à basse fréquence de répétition des impulsions). Ces ambiguïtés apparaissent sous forme de « lobes secondaires ambigus », qui génèrent des fausses détections supplémentaires. Ces fausses détections peuvent être éliminées en appliquant une technique d'estimation, telle que l'IAA, à l'intérieur du détecteur.

Concrètement, l'estimation de $\hat{\alpha}$ (13) sera remplacée par la méthode IAA décrite à la section consacrée à l'IAA dans la figure 3 ; ensuite, le calcul du rapport de vraisemblance Λ sera conduit comme précédemment (14).

Résultats

Cette procédure a été appliquée en simulation avec les paramètres radar suivants :

Paramètres radar : $f_c = 10$ GHz, $B = 1$ GHz, $T_r = 1$ ms, $M = 32$;

La vitesse maximale attendue d'une cible est :

$|v_0| \leq v_a = c / (2 f_c T_r) = 15$ m / s, donc on retiendra $K = 5$;

Réponse impulsionnelle de la forme d'onde : $u_p(x) = \text{sinc}(\pi x)$;

Le fouillis suit une distribution K avec le paramètre de forme $\mu = 1$ et paramètre d'échelle $\nu = 0,5$;

La composante de speckle est corrélée en distance : $\mathbf{Q} = \mathbf{R} \otimes \mathbf{I}_M$, où R est une matrice symétrique de Toeplitz définie par sa première colonne : $r_k = \exp(-\gamma k)$;

La détection est assurée par seuillage au niveau $\lambda = P_{FA} \frac{M}{M-1}$

Le prix payé pour la réduction de lobes secondaires apportée par l'IAA est une restriction de la probabilité de fausse alarme d'un facteur 3 à 5 (figure 12), pour ce niveau de seuillage, et conduit ainsi à une dégradation de la probabilité de détection (perte de sensibilité d'environ 3 dB pour $P_D = 0,5$).

Cette technique est illustrée sur la figure 13, qui présentent les sorties des estimateurs et détecteurs du type intégration cohérente, IAA, filtre de réjection du fouillis (équation (13)), et sortie du détecteur combinant l'IAA avec la réjection du fouillis : le détecteur proposé permet de conserver le taux de PFA au niveau désiré et simultanément de détecter des cibles migrant en distance, sans ambiguïté.

Conclusions

Dans cet article, le problème de la détection non ambiguë des cibles mobiles par radar à large bande est examiné, en utilisant le phénomène de migration en distance pour résoudre les ambiguïtés de vitesse présentes en mode à basse fréquence de répétition des impulsions. Une estimation d'amplitude non ambiguë des cibles est obtenue avec une approche adaptative itérative à haute résolution (IAA), et cette estimation est exploitée dans la définition du détecteur rejetant les échos de fouillis (en utilisant une référence dans les cases distance adjacentes). Les gains escomptés, en comparaison avec les techniques classiques de levée d'ambiguïté par traite-

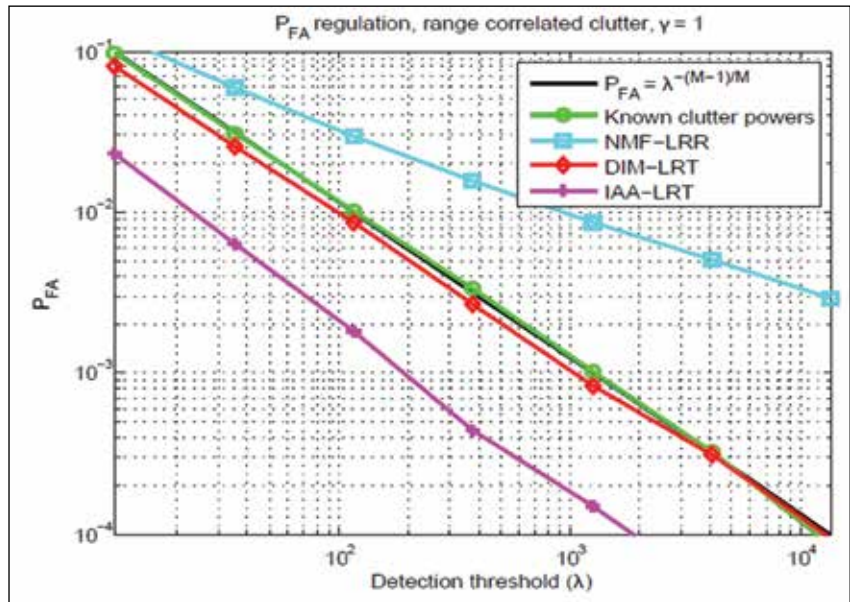


Figure 12 : Régulation de la fausse alarme, montrant une restriction de la probabilité de fausse alarme d'un facteur 3 à 5, en présence de fouillis de distribution K de paramètre $\nu = 0,5$.

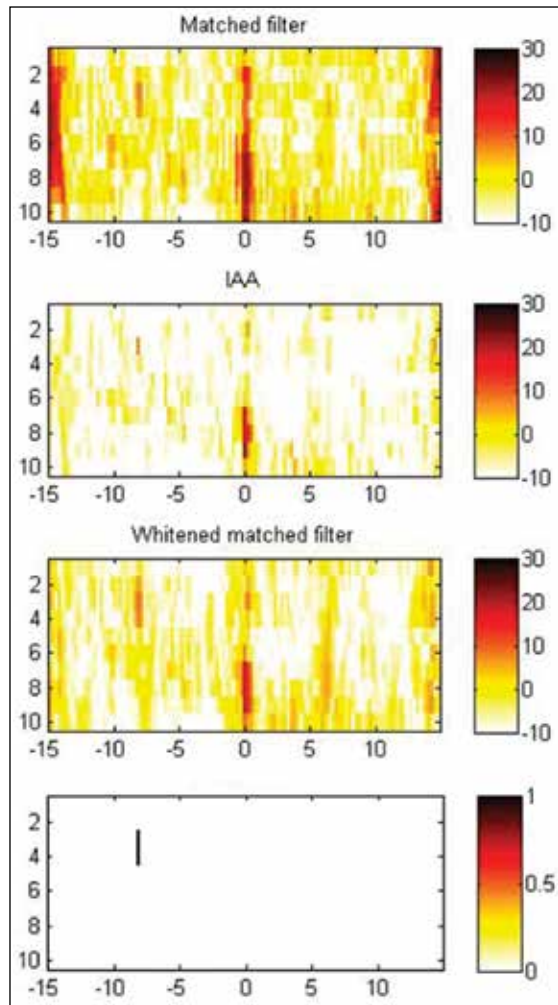


Figure 13 : Elimination conjointe du fouillis et des ambiguïtés : sortie des estimateurs et détecteurs du type intégration cohérente, IAA, filtre de réjection du fouillis (équation DDD) et sortie du détecteur combinant l'IAA avec la réjection du fouillis.

ment de plusieurs rafales d'impulsions, sont de deux types :

- gain d'intégration cohérente plus élevé, puisque le train d'impulsions cohérentes est plus long (typiquement 5 à 7 dB de gain) ;
- résolution en vitesse améliorée d'un facteur 3 à 5, puisque la durée d'analyse cohérente est trois à cinq fois plus élevée ;

Ces gains viennent s'ajouter aux gains démontrés par ailleurs [7], [20] :

- capacité d'analyse des cibles apportée par la haute résolution distance-Doppler [7] ;
- meilleure détection des cibles rapides, grâce à la migration des cibles sur les différents réflecteurs du fouillis (moyennage des échos de fouillis sur la rafale) (gain allant jusqu'à 8 dB pour un fouillis très fluctuant, [20]).

Ces techniques, rendues possibles grâce à l'évolution rapide des capacités de calcul, ouvrent la voie vers des modes de surveillance/classification simultanés très adaptés à la surveillance basse-altitude des petites cibles en environnement difficile (par exemple en milieu urbain), ou à la surveillance des cibles hyper-véloces de faible signature.

Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier Oleg Krasnov, Etienne Goossens et Fred van der Zwan, de l'Université de Technologie de Delft (Pays-Bas), pour leur aide concernant les données expérimentales PARSAX.

Par ailleurs, Stéphanie Bidon et Marie Lasserre de l'ISAE (Université de Toulouse), sont remerciées pour leurs suggestions et pour de fructueuses discussions.

Bibliographie

- [1] F. Le Chevalier: *Principles of Radar and Sonar Signal Processing*. Norwood, MA, USA: Artech House, 2002.
- [2] M. A. Richards, J. A. Scheer, W. A. Holm, and W. L. Melvin: *Principles*

LES AUTEURS

FRANÇOIS LE CHEVALIER est Ingénieur civil des télécommunications, Telecom Paris-techn. Il est professeur émérite à l'Université de technologie de Delft, aux Pays-Bas, et directeur scientifique (retraité) de Thales, Land & Air Systems. Pionnier en France dans la formation de faisceaux numériques adaptatifs et les démonstrations de systèmes de radar adaptatifs, ses activités de recherche actuelles comprennent le codage spatio-temporel des systèmes d'antennes actives et les systèmes radars non ambigus à large bande.

François Le Chevalier a présidé les comités du programme technique de la plupart des conférences internationales de Radars de l'IEEE depuis Brest, 1999. Il a récemment présidé le Comité du programme technique de EURAD 2012, Amsterdam, il a été président honoraire de la conférence internationale Radar SEE/IEEE en France, 2014, et Vice General Chair de l'International Conference on Radar, CIE-IEEE, Radar 2016, Hangzhou, PRChina.

Il est l'auteur de nombreuses publications, tutoriels et brevets dans le domaine du radar et de la guerre électronique.

NIKITA PETROV est titulaire d'un diplôme d'ingénieur en systèmes de commande radio-électroniques de l'Université technique d'État balte «VOENMEH», Saint-Petersbourg, Russie, en 2012. Il est actuellement doctorant en techniques de traitement du signal pour la détection de cibles mobiles avec des systèmes radar à large bande à l'Université de technologie de Delft, Delft, Pays-Bas.

Son projet de fin d'études et ses autres activités de recherche au centre scientifique « Leninetz » de Saint-Petersbourg se sont concentrés sur l'imagerie radar avec des systèmes SAR aéroportés à haute résolution. En 2013, il a rejoint le groupe Microwave Sensing, Signals and Systems de l'Université de technologie de Delft.

- of *Modern Radar*. Raleigh, NC, USA: SciTech Pub., 2010.
- [3] J. Xu, J. Yu, Y.-N. Peng, and X.-G. Xia: "Radon-Fourier transform for radar target detection, I: Generalized Doppler filter bank", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 47, no. 2, pp. 1186–1202, Apr. 2011.
- [4] F. Deudon, S. Bidon, O. Besson, and J. Tournet *Velocity dealiased spectral estimators of range migrating targets using a single low-PRF wideband waveform*, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 49, no. 1, pp. 244–265, Jan. 2013.
- [5] S. Bidon, J.-Y. Tournet, L. Savy, and F. Le Chevalier: *Bayesian sparse estimation of migrating targets for wideband radar*, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 50, no. 2, pp. 871–886, Apr. 2014.
- [6] F. Le Chevalier, O. Krasnov, F. Deudon, and S. Bidon: *Clutter suppression for moving targets detection with wideband radar*, In *Proc. 2011 Eur. Signal Process. Conf.*, 2011, pp. 427–430.
- [7] F. Le Chevalier: "Wideband Wide Beam Motion Sensing", Chapter 12 in: *Advanced Ultrawideband Radar: Targets, Signals and Applications*, Ed. J. Taylor, CRC Press, 2016.
- [8] K. D. Ward, S. Watts, and R. J. Tough: *Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance*, vol. 20. London, U.K.: IET, 2006.
- [9] A. De Maio and M. Greco: *Modern Radar Detection Theory*. Raleigh, NC, USA: SciTech Pub., 2016.
- [10] L. Du, T. Yardibi, J. Li, and P. Stoica, "Review of user parameter-free robust adaptive beamforming algorithms", in *Signals, Systems and Computers, 2008 42nd Asilomar Conference on*. IEEE, 2008, pp. 363–367.
- [11] T. Yardibi, J. Li, P. Stoica, M. Xue, and A. Baggeroer, "Source localization and sensing: A nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 46, no. 1, pp. 425–443, Jan 2010.
- [12] N. Petrov and F. Le Chevalier: "Iterative adaptive approach for unambiguous wideband radar target detection", In *Proc. 2015 Eur. Radar Conf.*, Sep. 2015, pp. 45–48.
- [13] S. Bidon, M. Lasserre, and F. Le Chevalier, "Bayesian sparse estimation of radar targets in the compressed sensing framework" , in *Compressive Sensing of Earth Observations*, C. Chen, Ed. CRC Press, 2017, ch. 7, 2017.
- [14] J. Capon, "High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis", *Proceedings of the IEEE*, vol. 57, no. 8, pp. 1408–1418, 1969.
- [15] N. Petrov, F. Le Chevalier, and A. Yarovoy, "Unambiguous detection of migrating targets with wideband radar in gaussian clutter," in *CIE International Radar Conference*, 2016. CIE, 2016.
- [16] O. A. Krasnov, L. P. Ligthart, Z. Li, P. Lys, and F. Van der Zwan, "The parsax-full polarimetric fmcw radar with dual-orthogonal signals", in *2008 European Radar Conference*, 2008.
- [17] J. B. Billingsley, *Low-angle radar land clutter: measurements and empirical models*. IET, 2002.
- [18] P. Lombardo, M. Greco, F. Gini, A. Farina, and B. Billingsley, "Impact of clutter spectra on radar performance prediction", *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 37, no. 3, pp. 1022–1038, 2001.
- [19] Nikita Petrov, Francois Le Chevalier and Alexander Yarovoy: "Performance Prediction of Wideband Unambiguous Target Detection in Diffuse Ground Clutter" ; *EURAD 2016*, London, UK – October 2016.
- [20] Nikita Petrov, Francois Le Chevalier and Alexander Yarovoy, "Detection of range migrating targets in compound-Gaussian clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, July 2017.
- [21] Nikita Petrov, Francois Le Chevalier, Nikola Bogdanovic and Alexander Yarovoy: "Range Migrating Target Detection in Correlated Compound-Gaussian Clutter"; *Proc. EUSIPCO 2017*, Kos, Greece, September 2017.