

Détection d'une cible mobile en présence de fouillis à l'aide d'un radar très large bande.

Jean-Jacques FUCHS¹, François LE CHEVALIER²

¹IRISA/Université de Rennes I
Campus de Beaulieu - 35042 Rennes Cedex

²Thomson-CSF DETEXIS
78 852 Élancourt Cedex

fuchs@irisa.fr, FRANCOIS.LECHEVALIER@detexis.thomson-csf.com

Résumé – Il s'agit de détecter une cible mobile en présence de fouillis à l'aide d'un radar très large bande. On propose une nouvelle approche à ce problème. Contrairement au traitement classique où l'on teste à tour de rôle les différentes hypothèses à une cible, dans l'approche proposée toutes les cibles qui peuvent contribuer à l'observation, sont envisagées simultanément. Cette approche permet de détecter et localiser la cible mobile dans des conditions plus difficiles qu'auparavant, en particulier en présence d'échos de fouillis forts.

Abstract –

The aim is to detect a moving target in the presence of clutter using a wideband radar. In the proposed approach, rather than to test in turn and separately each single hypothesis, we test simultaneously all the potential contributors to the observations. The algorithm then decides which contributors are indeed present. It somehow handles the clutter as outliers and allows for the detection of the moving target under more severe conditions (stronger clutter) than previous techniques at a reasonable cost.

1 Introduction

La détection de cibles mobiles en présence de fouillis est une des raisons du développement des radars très large bande (typiquement 1 GHz de bande pour une porteuse à 10 GHz). Pour un radar de ce type travaillant en mode cohérent avec un train d'impulsions à basse fréquence de récurrence, l'ambiguïté vitesse a pratiquement disparu. En effet, la largeur de la bande qui réduit considérablement la résolution distance (de l'ordre de quelques longueurs d'onde), jumelée à une période de répétition grande, favorise la migration de la cible mobile qui change de cellule distance d'écho à écho ou du moins sur la durée de la rafale [1] et réduit par conséquent l'ambiguïté vitesse.

Le traitement classique, qui ne prend en compte qu'une cible à la fois, consiste à sommer dans chaque case distance-vitesse les différents échos comprimés en tenant compte explicitement de la variation de distance d'écho à écho due à la vitesse. En présence de fouillis forts il ne permet pas de détecter la cible mobile.

Nous proposons de mettre en oeuvre un traitement adapté à plusieurs cibles simultanément. Comme le nombre de cibles (et d'échos de fouillis) est a priori inconnu, il est nécessaire d'utiliser un traitement ne faisant pas d'hypothèse sur ce nombre. Le traitement haute résolution proposé dans [2] est de ce type, son adaptation à ce problème faisant intervenir des signaux complexes est examinée ici.

2 Modélisation

Pour fixer les idées, nous allons considérer un radar dont les caractéristiques sont les suivantes: fréquence de la porteuse $f_o = 10$ GHz, durée de l'impulsion comprimée $T_{imp} = 1$ ns soit une largeur de bande $B = 1$ GHz, période de répétition $T_r = 1$ ms, nombre d'impulsion par rafales $N_{imp} = 50$, période d'échantillonnage $T_e = .5$ ns.

En bande de base, la réponse d'une cible à la distance R_o évoluant à la vitesse radiale v_o est alors, en notant $e(t)$ l'enveloppe de l'impulsion comprimée:

$$r(t) \simeq \alpha e^{i\phi} \sum_{n=1}^N \exp(2i\pi f_o (\frac{2v_o}{c}) nT_r) \times e(t - \tau_o - nT_r + \frac{2v_o}{c} nT_r)$$

avec $\tau_o = \frac{2R_o}{c}$. La dimension de la case distance vaut $\delta R = \frac{c}{2B} = 15$ cm. Elle est donc très petite et l'ambiguïté vitesse habituelle disparaît. Pour $v_o = 300$ m/s, l'effet de la vitesse sur 2 échos successifs se traduit par un déphasage $\Delta\phi = 40\pi$ et une variation de retard $\Delta\tau = 2ns = 4T_e$. La cible change de cellule distance entre 2 échos successifs car la distance parcourue entre 2 impulsions est de 30 cm. Même pour des cibles à vitesse radiale faible, pour $v_o = 15$ m/s par exemple, la distance parcourue sur la durée de la rafale est de 75 cm soit 5 cases distance.

Pour sommer de façon cohérente la contribution de cette cible, on compense les retards en décalant le signal reçu de $\tau_o + nT_r - 2\frac{v_o}{c}nT_r$ avant échantillonnage à la période T_e de chaque écho et on corrige également les déphasages (ef-

fet Doppler habituel). Finalement pour éliminer la phase inconnue ϕ on prend le module carré.

Le signal reçu contient bien sûr également les contributions des autres cibles et du fouillis ainsi que celle du bruit thermique. En présence de beaucoup d'échos de fouillis, l'énergie de ces échos peut être prédominante et peut conduire à la non-détection d'une source mobile ou à la génération de nombreuses fausses alarmes.

3 Développement

On se place dans le cas où un prétraitement fruste détecte la présence d'une cible mobile potentielle au voisinage d'une certaine case distance-vitesse (τ_o, v_o) . L'objectif du traitement proposé est alors de confirmer ou d'infirmer cette hypothèse tout en affinant les estimées. Il s'agit d'un traitement temporel qui va modéliser les échantillons de signaux reçus aux instants d'échantillonnages concernés par la case distance-vitesse.

Au voisinage de la vitesse (v_o) considérée (à distance τ_o fixée), on prélève les échantillons utiles sur chaque écho du signal reçu et on les range dans un vecteur colonne. Dans l'exemple choisi (impulsion comprimée) il n'y a en moyenne que 2 échantillons utiles par écho mais pour traiter un voisinage de ± 20 cases vitesse, il faut prélever dix échantillons par écho pour tenir compte de la migration qui est importante pour un radar dont la case distance fait 15cm. La dimension de ce vecteur noté b est donc de quelques centaines.

Dans une deuxième étape, il faut répertorier toutes les cibles fixes ou mobiles susceptibles de contribuer à ces mêmes échantillons. En dehors des cibles ayant des vitesses voisines de v_o , il y a le fouillis fixe et éventuellement d'autres cibles qui, sur la durée d'un ou deux échos, contribuent à certains de ces échantillons. À chacune de ces cibles potentielles, on associe un vecteur (de la dimension de b) qui modélise (à une constante complexe multiplicative près) la contribution de la cible en question aux échantillons de b . On construit alors une matrice A ayant tous ces vecteurs (répliques) comme vecteurs colonnes. En fait, nous ne réalisons cette modélisation fine que pour les cibles mobiles appartenant au voisinage en vitesse de la case (τ_o, v_o) et notons A_v la sous-matrice de A associée qui possède donc 40 colonnes. La 21ème colonne de A_v correspond alors, à une constante multiplicative près, au signal que l'on recevrait si une cible était effectivement présente dans la case (τ_o, v_o) .

Suivant la valeur de v_o considérée les colonnes (répliques) associées aux autres contributeurs ont plus ou moins de composantes non nulles. Pour $v_o = 300m/s$, la cible mobile a changé de case distance à chaque impulsion et une cible fixe ne contribue donc que sur une impulsion soit sur deux échantillons successifs. Pour $v_o = 15m/s$, par contre, la migration sur l'ensemble de la rafale est de 5 cases distance et une cible fixe va donc contribuer sur un nombre beaucoup plus important de composantes.

Il est inutile de répertorier et modéliser de façon fine ces autres contributeurs sauf si cela présente un intérêt par ailleurs. Notre méthode les traite comme des nuisances,

des *outliers* [5] et pour les modéliser nous rajoutons aux colonnes de A_v une matrice notée A_f dont la structure dépend de v_o . Pour $v_o = 300 m/s$ par exemple, comme une cible fixe ne contribue à b que sur deux échantillons successifs, et nous prenons pour A_f une matrice Toeplitz bande ayant des "1" sur la diagonale et la sous-diagonale. Nous avons alors $A = [A_v \ A_f]$.

Il faut remarquer que ne mettre dans b que les échantillons *utiles* et ne répertorier dans les colonnes de la matrice A que les cibles pouvant contribuer à ces échantillons revient à ne considérer d'emblée que les cibles placées aux voisinages des maxima de la fonction d'ambiguïté caractéristique de la case (τ_o, v_o) . Le fait que les colonnes de A_f dépendent de v_o traduit le fait que pour un radar de ce type la fonction d'ambiguïté est fonction de la case distance-vitesse choisie comme origine.

Avec ces notations, le filtre adapté consiste à calculer le vecteur $Y = | A^* b |^2$ des modules carrés des composantes du vecteur $A^* b$ où A^* est la matrice transposée conjuguée de A . La k -ième composante de ce vecteur représente en effet la réponse du filtre adapté à la k -ième cible mobile potentielle.

Décider de l'absence ou de la présence de cette cible en comparant cette valeur à un seuil est une façon sous-optimale de procéder sauf si les cibles sont bien "séparées". Une autre façon de procéder [3] consiste à localiser le maximum de Y , à soustraire la contribution correspondante à b pour obtenir b_1 , à reconstruire un nouvel $Y_1 = | A^* b_1 |^2$ et à recommencer... On obtient ainsi peu à peu une façon de reconstruire et d'expliquer l'observation b . Dans notre contexte cela n'a cependant rien d'optimal et n'améliore que peu la démarche usuelle.

La nouvelle approche proposée [2] essaye d'expliquer l'observation b à l'aide des colonnes de A en procédant de façon globale. Elle choisit une manière parcimonieuse (utilisant un petit nombre de cibles potentielles) de reconstruire l'observation b tout en tolérant des erreurs de reconstruction pour tenir compte de la présence du bruit thermique. Formellement et en supposant pour le moment que les composantes de A et b sont toutes réelles nous proposons de résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\min_X \frac{1}{2} \| AX - b \|_2^2 + \lambda \| X \|_1 \quad (1)$$

où $\| X \|_1 = \sum |x_i|$ et $\| AX - b \|_2^2 = \sum r_i^2$ en posant $r = AX - b$ le vecteur des résidus ou erreurs de reconstructions. C'est le terme de pénalité incluant la norme ℓ_1 des pondérations qui assure la parcimonie. L'interprétation est la suivante: on cherche un vecteur X ayant peu de composantes non nulles (chacune représente une cible) qui explique l'observation b tout en minimisant l'énergie des résidus. Le paramètre λ permet de régler le compromis entre le nombre de composantes non nulles de X et l'erreur quadratique $\sum r_i^2$. Pour λ petit, l'erreur quadratique est petite mais le nombre de composantes non nulles de X important (beaucoup de cibles potentielles, Pfa élevée). Pour λ grand, l'erreur quadratique est grande, le nombre de composantes non nulles de X faible (peu de cibles, Pnd élevée).

4 Analyse

Nous avons analysé dans [2] les propriétés du critère (1) dans le cas où toutes les quantités sont réelles. Il s'agit alors d'un problème de minimisation convexe qui peut être transformé en programme quadratique pour lequel des algorithmes fiables existent dans toutes les bibliothèques de programmes scientifiques. Pour comparer l'effet de ce critère à une approche du type filtre adapté ou *matching pursuit* [3], il est intéressant d'en donner une forme duale. Minimiser (1) est équivalent à résoudre :

$$\min_X \|AX\|_2^2 \quad \text{sous} \quad \|A^T(b - AX)\|_\infty < \lambda \quad (2)$$

où $\|X\|_\infty = \max_i |x_i|$. Nous avons déjà indiqué que le module des composantes de $A^T b$ est la sortie du filtre adapté aux cibles associées aux colonnes de A et que $r = b - AX$ est le vecteur des résidus (la partie non expliquée par X des observations b). On peut alors dire que minimiser (1) est équivalent à minimiser la norme euclidienne (l'énergie) de l'explication AX sous la contrainte que la sortie du filtre adapté appliqué aux résidus $b - AX$, est inférieure à λ pour toutes les cibles potentielles.

Il s'agit d'une manière relativement naturelle de procéder surtout en ce qui concerne la contrainte. D'une certaine façon on applique simultanément le filtre adapté à toutes les cibles potentielles et on garde l'explication d'énergie minimale qui vérifie la contrainte indiquée.

Pour résoudre (2), on peut aussi, dans un premier temps, chercher la solution Y^* de $\min_Y \|Y\|_2^2$ sous $\|A^T(b - Y)\|_\infty < \lambda$ pour ensuite déduire X^* de Y^* dans un deuxième temps.

Dans notre cas, les signaux sont complexes et il faut modifier le critère précédent pour l'adapter au cas de variables complexes. La méthode la plus simple consiste à décomposer en parties réelles et imaginaires et à pénaliser la somme des normes ℓ_1 des parties réelles et imaginaires de X .

On pose $A = A_r + i A_i$ et $X = X_r + i X_i$, on remplace A par $\tilde{A} = \begin{bmatrix} A_r & -A_i \\ A_i & A_r \end{bmatrix}$, X par $\tilde{X} = \begin{bmatrix} X_r \\ X_i \end{bmatrix}$ et on minimise :

$$\min_{\tilde{X}} \frac{1}{2} \|\tilde{A}\tilde{X} - \tilde{b}\|_2^2 + \lambda \|\tilde{X}\|_1$$

Il s'agit d'une adaptation ad hoc permettant de garder le caractère convexe mais sans vraie justification. En minimisant la somme des normes ℓ_1 des parties réelles et imaginaires de X , on risque en effet de biaiser les composantes petites et il vaudrait par exemple mieux remplacer $\|\tilde{X}\|_1$ par une pénalité de la forme $\sum_k \sqrt{X_r(k)^2 + X_i(k)^2}$ plus proche de la norme ℓ_1 pour un nombre complexe. Mais cela fait perdre le caractère convexe et paraît difficilement réalisable. Il apparaît cependant qu'en procédant différemment on peut sans doute contourner cette difficulté. Ces modifications sont à l'étude actuellement.

L'analyse des performances de cette approche est difficile à réaliser [2],[4]. Sa mise en oeuvre par contre est facile. Il y a un seul paramètre à régler λ . Son réglage est délicat pour des scénarios difficiles mais aisé dans les autres cas où l'approche s'avère tout à fait robuste.

Il y a différentes façons de trouver la valeur à lui donner. Nous allons en présenter une. Pour commencer, nous

normalisons à la norme euclidienne de toutes les colonnes de \tilde{A} . Il faut remarquer que ne pas donner la même norme aux différentes colonnes de \tilde{A} est une façon d'introduire des préférences entre les colonnes. Nous n'utilisons pas cette flexibilité ici. Considérons la contrainte de la forme duale (2) : $\|\tilde{A}^T \tilde{r}\|_\infty \leq \lambda$ avec \tilde{r} le vecteur des résidus. À l'optimum, \tilde{r} est voisin du vecteur bruit \tilde{e} et la j -ème contrainte s'écrit $|\tilde{a}_j^T \tilde{r}| \leq \lambda$ mais la variance de $\tilde{a}_j^T \tilde{e}$ vaut σ_e^2 ce qui suggère de prendre λ de l'ordre de σ_e , l'écart-type du bruit thermique. Nous proposons donc de prendre λ égal à 2 ou 3 σ_e . Sur la forme duale (2) l'effet de λ apparaît ainsi clairement, il permet de gommer l'effet du bruit thermique, de ne pas avoir à recourir à des cibles factices pour modéliser le bruit. On imagine que pour des cibles utiles à 10 ou 20 dB au-dessus du bruit, le réglage de λ soit aisé.

5 Simulations

Pour le radar TLB défini plus haut, nous allons présenter des résultats de simulations obtenus dans le cas où un mobile est détecté en présence de fouillis fixe au voisinage d'une vitesse radiale de 300m/s d'une part et 15m/s d'autre part.

Dans le cas où $v_o \simeq 300$ m/s, nous avons vu qu'une cible fixe ne contribuait que sur deux échantillons successifs de l'ensemble des 500 d'échantillons prélevés. Dans les deux cas, nous avons simulé le vecteur des observations b de la façon suivante :

$$b = e^{i\phi_o} A_v(10) + \sum_{k=1}^{10} 10e^{i\phi_k} A_f(j_k) + e \quad (3)$$

où les ϕ_j sont des phases tirées aléatoirement de même que les indices j_k des colonnes de $A_f(j_k)$ de A_f modélisant le fouillis fixe. Comme les colonnes de A sont normalisées à un, l'énergie de la cible mobile vaut un, les 10 cibles fixes sont à 20 dB au dessus et nous ajoutons un bruit gaussien complexe circulaire de variance $\sigma_e^2 = 0,01$ ce qui donne un rapport signal utile à bruit de 20 dB. Pour une réalisation, la figure 1 présente d'une part la sortie du filtre adapté (le module de $A_v^* b$) pour les 40 hypothèses de vitesse et d'autre part les 40 composantes de X associées à ces mêmes hypothèses. Rien n'indique la présence de la cible mobile sur la 10ème composante dans la réponse du filtre adapté. Elle est par contre clairement détecté par notre algorithme dont la sortie est donnée dans la figure 2 avec une échelle différente. Nos résultats ne sont quasiment pas affectés par la présence de fouillis fort car il est détecté et modélisé par une dizaine de composantes de X (non représentées) qui pondèrent les colonnes de A_f .

La seconde simulation correspond au cas où la cible à laquelle on s'intéresse, évolue à une vitesse faible de l'ordre de $v_o \simeq 15$ m/s. Dans ce cas une cible fixe peut être présente sur une grande partie des échantillons prélevés et la situation est donc très différente. Un scénario identique est simulé (3). Les résultats d'une réalisation sont présentés dans la figure 3.

Le comportement du filtre adapté est facilement compréhensible et il est clair qu'il a d'autant plus de mal à

détecter la cible mobile que le fouillis est fort. Pour notre approche la conclusion est quasiment inverse. Comme le fouillis est modélisé et identifié plus il est fort et moins notre algorithme va le confondre avec la cible mobile. La dissociation est par ailleurs plus aisée quand chaque cible fixe ne contribue que sur un nombre très restreint de composantes. D'une certaine façon, on est alors dans le cas où il faut détecter des données aberrantes [5] et des approches robustes permettraient peut être au filtre adapté d'améliorer ses performances.

Dans les deux cas, nous avons réglé λ à une valeur égale à $2\sigma_e$ en supposant connaître la *vraie* valeur. Mais clairement pour les simulations présentées ce choix n'est pas critique. Cela signifie aussi que pour la méthode proposée, les deux scénarios simulés ne sont pas spécialement difficiles.

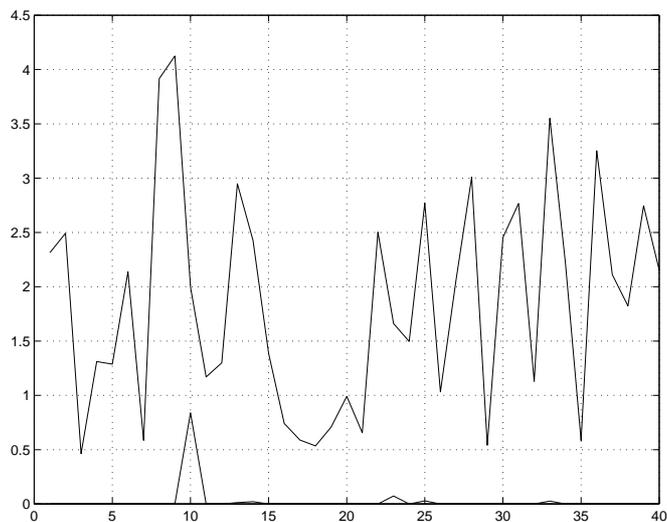


FIG. 1: La sortie du filtre adapté et celle de l'algorithme proposé dans le cas où la cible mobile évolue à 296,7m/s

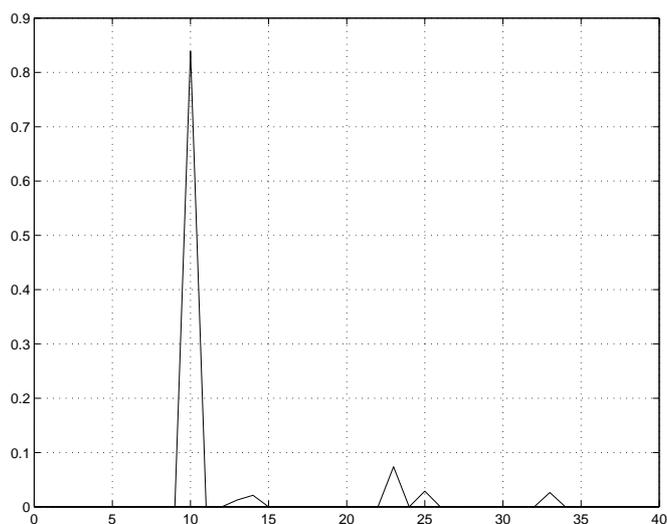


FIG. 2: La sortie de l'algorithme proposé à une échelle plus adaptée

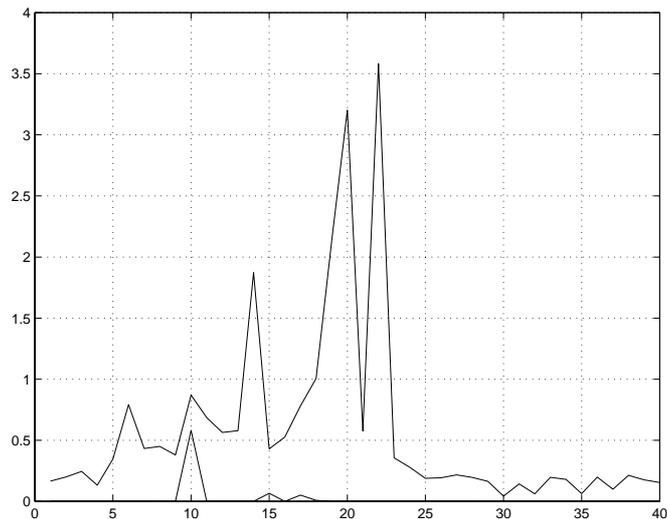


FIG. 3: La sortie du filtre adapté et celle de l'algorithme proposé dans le cas où la cible mobile évolue à 11,7m/s

6 Conclusions

L'approche proposée donne de bons résultats. Il est vrai que la simulation utilisée est un peu fruste mais il nous semble que l'approche est suffisamment robuste pour que les résultats obtenus soient significatifs et donc tout à fait encourageants. La charge de calcul est importante mais il ne s'agit sans doute là que d'une difficulté passagère. Ce type de mode de fonctionnement pourrait en particulier être utilisé en mode poursuite, pour assurer la continuité de la poursuite (sans vitesse aveugle) de cibles détectées dans un mode à basse résolution, tout en bénéficiant de l'analyse haute résolution apportée par la très large bande.

Références

- [1] F. LE CHEVALIER. Demande de brevet N. 9 608 509 : "Radar non ambigu à large bande" 9 juillet 1996
- [2] J.J. FUCHS, Une approche à l'estimation et l'identification simultanées. Actes du Seizième Colloque GRETSI, Grenoble, vol. 2, pp. 1273-1276, sept. 1997
- [3] S. MALLAT and Z. ZHANG , Matching Pursuit using a time-frequency dictionary. *IEEE Trans. S.P.*, 41, 12, pp. 3397-3415, dec. 1993.
- [4] J.J. FUCHS, Multipath time-delay detection and estimation. *IEEE Trans. S.P.*, 47, 1, 45, 1, pp. 237-243 jan. 1999.
- [5] J.J. FUCHS, A new approach to robust linear regression. 14ème Congrès mondial IFAC, juillet 99, Beijing.