

Classification des images ISAR des cibles 3D par signatures invariantes en rotation

André QUINQUIS¹, Emanuel RADOI²

¹Ecole Nationale Supérieure des Ingénieurs des Etudes et Techniques d'Armement

1 rue François Verny, 29806, Brest, France

²Académie Technique Militaire

81-83 Bd. G. Cosbuc, Bucarest, Roumanie

quinquis@ensieta.fr, radoiem@mta.ro

Résumé - Le problème clé pour tout système de décision consiste à pouvoir disposer d'une quantité d'information suffisamment pertinente sur l'objet ou le phénomène observé. Dans le cas des cibles radar les informations du domaine fréquentiel et spatial sont intégrées pour former une image ISAR, ayant un contenu informationnel très élevé. Une technique super-résolution (ESPRIT 2D) est utilisée dans cet article afin de reconstruire les images des cibles. Les cartes bidimensionnelles des points brillants, extraites pour leur différentes positions angulaires fournissent ensuite des classes de descripteurs de Fourier, qui caractérisent de façon invariante dans l'espace 3D les cibles analysées. Ces classes de signatures invariantes par rapport au mouvement spatial des cibles sont finalement classifiées à l'aide d'un nouveau réseau de neurones.

Abstract – *The key problem in any decision-making system is to gather as much information as possible about the object or the phenomenon under study. In the case of the radar targets the frequency and angular information is integrated to form an ISAR image, which has a high information content. A super-resolution technique (ESPRIT 2D) is used in the paper in order to reconstruct the target image. The bidimensional scattering center maps, extracted for their different angular aspects lead to classes of Fourier descriptors, which provide invariance of the considered signatures with respect to the spatial target motion. A new neural network was developed to classify the signature classes obtained in this way for several different targets.*

1. Introduction

La qualité des images ISAR [1] reste encore un facteur critique pour leur utilisation dans le processus de prise de décision. Les techniques de reconstruction basées sur la transformée de Fourier 2D sont rapides et robustes, mais elles sont limitées en résolution, ce qui fait que l'image obtenue soit difficilement exploitable à des fins de classification, surtout lorsque le nombre d'échantillons disponibles est faible.

Nous avons commencé par définir un modèle du signal écho qui prend en compte l'évolution de la cible dans un espace 3D. La présentation de ce modèle fait l'objet du paragraphe 2.

La méthode ESPRIT 2D [2] est ensuite utilisée afin d'exploiter au maximum le potentiel informationnel du signal écho et pour retrouver avec précision les positions des points brillants. Le paragraphe 3 a pour but la description de ces algorithmes.

Les composantes du vecteur des caractéristiques sont calculées sous la forme des descripteurs de Fourier correspondant au polygone qui relie les points brillants détectés. Cette procédure est détaillée au paragraphe 4.

Le classifieur que nous avons mis en oeuvre afin de classer les signatures ainsi générées combine les principes de la théorie de la résonance adaptative et de la quantification vectorielle. Il est capable d'apprendre

rapidement en utilisant le principe de l'approximation locale des densités de probabilité, alors que son fonctionnement n'est dépendant d'aucun paramètre choisi arbitrairement. Le paragraphe 5 est consacré à la présentation de la structure et de l'apprentissage du nouveau classifieur.

Enfin, le paragraphe 6 montre l'efficacité de la démarche proposée à travers les résultats des simulations réalisées sur un ensemble de 10 cibles synthétiques, alors que le paragraphe 7 présente quelques conclusions sur l'intérêt du travail de recherche mené.

2. Modèle du signal écho

Le mouvement spatial de la cible est décomposé en deux composantes, dans les plans longitudinal et transversal (tangage et roulis). A ces deux mouvements se rajoute un troisième donné par la rotation de la cible dans un plan horizontal. Les trois mouvements sont indiqués sur la figure 1. Leurs amplitudes sont mesurées par les angles \mathbf{b} (rotation), \mathbf{e} (tangage) et \mathbf{a} (roulis), par rapport aux axes du système de coordonnées \mathbf{x}_1 (distance longitudinale), \mathbf{x}_2 (distance transversale) et \mathbf{x}_3 (distance verticale).

Chaque point brillant est défini par le vecteur de ses coordonnées $P_k(\mathbf{x}_{1k}^{(0)}, \mathbf{x}_{2k}^{(0)}, \mathbf{x}_{3k}^{(0)})$, où l'index 0 indique la position de référence de la cible (amplitude nulle des

mouvements autour des trois axes nulles). Le signal écho s'obtient par la superposition des signaux réfléchis par chacun des points brillants. L'élément essentiel qui influe sur la différence de phase entre ceux-ci est représenté par la distance le long de la ligne de visée qui les sépare du radar ou, de manière équivalente, du centre de rotation.

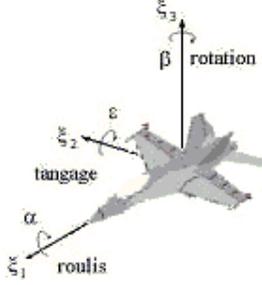


FIG. 1 : Composantes du mouvement d'une cible : rotation, roulis et tangage

Pour un angle de rotation \mathbf{b} et un angle de tangage \mathbf{e} donnés, cette distance peut être calculée par la relation suivante :

$$d_k = \mathbf{x}_{1k}^{(0)} \cos \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \mathbf{x}_{2k}^{(0)} \sin \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \mathbf{x}_{3k}^{(0)} \sin \mathbf{e} \quad (1)$$

Pour $\mathbf{e} = 0$ on obtient la relation classique du cas 2D, qui nous permet d'exprimer cette distance lorsque la cible tourne dans un plan horizontal. La relation (1) modélise ainsi les composantes en rotation et en tangage du mouvement de la cible.

Pour le calcul de la distance d_k lorsque la cible est entraînée par un mouvement de roulis il suffit de remarquer que dans ce cas les points brillants subissent une rotation angulaire \mathbf{a} dans le plan vertical $(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3)$. Les nouvelles coordonnées du point P_k sont obtenues par la transformation :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1k}^{(r)} \\ \mathbf{x}_{2k}^{(r)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \mathbf{a} & \sin \mathbf{a} \\ -\sin \mathbf{a} & \cos \mathbf{a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1k}^{(0)} \\ \mathbf{x}_{2k}^{(0)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Si les trois mouvements potentiels sont considérés, alors par l'association des relations (1) et (2) et sachant que $\mathbf{x}_{1k}^{(r)} = \mathbf{x}_{1k}^{(0)}$ nous obtenons :

$$\begin{aligned} d_k &= \mathbf{x}_{1k}^{(r)} \cos \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \mathbf{x}_{2k}^{(r)} \sin \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \mathbf{x}_{3k}^{(r)} \sin \mathbf{e} \\ &= \mathbf{x}_{1k}^{(0)} \cos \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \mathbf{x}_{2k}^{(0)} (\cos \mathbf{a} \sin \mathbf{b} \cos \mathbf{e} - \sin \mathbf{a} \sin \mathbf{e}) \\ &\quad + \mathbf{x}_{3k}^{(0)} (\sin \mathbf{a} \sin \mathbf{b} \cos \mathbf{e} + \cos \mathbf{a} \sin \mathbf{e}) \end{aligned} \quad (3)$$

La cible est vue comme un ensemble de N_{pb} points brillants, illuminée sous une position angulaire $(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{e})$ donnée, avec un signal dont la bande de fréquence est échantillonnée en N_F échantillons f_m ($m=0,1,\dots,N_F-1$).

Le signal écho peut alors être exprimé par :

$$s(m) = \sum_{k=1}^{N_{pb}} \mathbf{g} \exp \left[j \frac{4\mathbf{P}}{c} f_m d_k \right] + u(m) \quad (4)$$

où $\{\mathbf{g}\}_{k=1..N_{pb}}$ désignent les coefficients de réflexion associés aux points brillants et $u(m)$ représente le bruit.

Pour un ensemble discret de valeurs $\{\mathbf{b}_n\}_{n=1..N_b}$, \mathbf{e} et \mathbf{a} étant fixées, le signal (4) devient bidimensionnel.

$$s(m, n) = \sum_{k=1}^{N_{sc}} \mathbf{g} \exp \left[j \frac{4\mathbf{P}}{c} f_m (x_k \cos \mathbf{b}_n + y_k \sin \mathbf{b}_n) \right] + u(m, n) \quad (5)$$

Une procédure d'interpolation qui réalise un échantillonnage uniforme des données dans un repère cartésien rend ce signal adéquat pour l'application des algorithmes à haute résolution 2D. Les nouvelles variables seront :

$$\begin{cases} f^x = f \cos \mathbf{b} \\ f^y = f \sin \mathbf{b} \end{cases} \quad (6)$$

alors que le signal interpolé est donné par :

$$s(m, n) = \sum_{k=1}^{N_{sc}} \mathbf{g} \exp \left[j \frac{4\mathbf{P}}{c} (f_m^x x_k + f_m^y y_k) \right] + u(m, n) \quad (7)$$

où $u(m, n)$ est un échantillon 2D du bruit, supposé blanc, de moyenne nulle et de variance \mathbf{s}^2 .

Afin de prendre en compte toutes les valeurs de m et n il est plus convenable d'exprimer la relation ci-dessus sous la forme matricielle suivante :

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}\mathbf{g} + \mathbf{u} \quad (8)$$

où :

$$\mathbf{s} = [s(0,0) \quad s(1,0) \quad \dots \quad s(M-1,0) \quad s(0,1) \quad \dots \quad s(M-1,N-1)]^T$$

$$\mathbf{g} = [\mathbf{g} \quad \mathbf{g} \quad \dots \quad \mathbf{g}_{N_{sc}}]^T$$

$$\mathbf{u} = [u(0,0) \quad u(1,0) \quad \dots \quad u(M-1,0) \quad u(0,1) \quad \dots \quad u(M-1,N-1)]^T$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(x_1, y_1) \quad \mathbf{a}(x_2, y_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(x_{N_{sc}}, y_{N_{sc}})]$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(x_k, y_k) &= \begin{bmatrix} \exp \left(j \frac{4\mathbf{P}}{c} (f_0^x x_k + f_0^y y_k) \right) \\ \dots \quad \exp \left(j \frac{4\mathbf{P}}{c} (f_{M-1}^x x_k + f_0^y y_k) \right) \quad \dots \\ \dots \quad \exp \left(j \frac{4\mathbf{P}}{c} (f_{M-1}^x x_k + f_{N-1}^y y_k) \right) \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (9)$$

\mathbf{A} est une matrice $MN \times N_{sc}$ liée aux retards correspondants aux points brillants, tandis que $\mathbf{a}(x, y)$ est le vecteur de mode, qui permet l'exploration de l'espace des observations.

3. Algorithme ESPRIT 2D

L'algorithme ESPRIT-2D permet l'extraction des positions des points brillants à travers les étapes suivantes [3] :

- Acquérir les données dans le domaine fréquence-angle, et les interpoler 2D afin d'obtenir la matrice des données uniformément échantillonnées.
- Estimer la matrice d'autocorrélation des données utilisant la méthode du lissage spatial 2D.
- Réaliser l'analyse propre de la matrice d'autocorrélation estimée et former les matrices E_{cs} et E_{rs} contenant les vecteurs propres correspondant au sous-espace signal, lorsque la lecture des données

est réalisée colonne par colonne et respectivement ligne par ligne.

d) Calculer les matrices $F_y = (\bar{E}_{cs})^H \underline{E}_{cs}$ et

$F_x = (\bar{E}_{rs})^H \underline{E}_{rs}$, où \underline{E}_s et \bar{E}_s sont obtenues à partir de la matrice E_s par l'élimination de sa dernière et respectivement de sa première ligne.

e) Déterminer la matrice T qui diagonalise simultanément les matrices F_x et F_y , à savoir :

$$\mathbf{a}F_x + (1-\mathbf{a})F_y = T^{-1}DT \quad (10)$$

où \mathbf{a} est un paramètre constant.

f) Appliquer la transformation T aux matrices F_1 et F_2 afin d'estimer Φ_x et Φ_y :

$$\Phi_x = T^{-1}F_x^{-1}T \quad \Phi_y = T^{-1}F_y^{-1}T \quad (11)$$

g) Estimer les positions des points brillants (x_k, y_k) au moyen des relations :

$$\Phi_x = \text{diag} \left(\exp \left(j \frac{4P}{c} \Delta f^x x_1 \right) \dots \exp \left(j \frac{4P}{c} \Delta f^x x_{N_{sc}} \right) \right) \quad (14)$$

$$\Phi_y = \text{diag} \left(\exp \left(j \frac{4P}{c} \Delta f^y y_1 \right) \dots \exp \left(j \frac{4P}{c} \Delta f^y y_{N_{sc}} \right) \right) \quad (15)$$

4. Descripteurs de Fourier

Soit $\Gamma(l) = (x(l), y(l))$ une courbe fermée, où $0 \leq l < L$ est la longueur de la courbe mesurée du point courant jusqu'à l'origine et L la longueur totale de la courbe. Un point le long de cette courbe génère la fonction complexe $\mathbf{g}(l) = x(l) + jy(l)$, périodique, de période L .

Les descripteurs de Fourier peuvent être obtenus à partir de contours fermés ou de polygones. Ceci correspond bien au cas des images radar générées utilisant la méthode ESPRIT-2D. Dans ce cas les composantes du vecteur des caractéristiques sont calculées sous la forme des descripteurs de Fourier correspondant au polygone qui relie les points brillants détectés.

Puisqu'ils ne sont pas uniformément espacés, autrement dit la courbe qui les relie n'est pas parcourue à vitesse constante, la relation suivante a été utilisée afin de calculer les descripteurs de Fourier [4] :

$$FD(n) = \frac{1}{L \left(\frac{2Pn}{L} \right)^2} \sum_{k=1}^m b(k-1) \left[\exp \left(-j \frac{2P}{L} l(k) \right) - \exp \left(-j \frac{2P}{L} l(k-1) \right) \right], \quad n = 1..N_{FD} \quad (16)$$

où $l(k) = \sum_{i=1}^k |\mathbf{g}(i) - \mathbf{g}(i-1)|$, pour $k > 0$, $l(0) = 0$, alors que :

$$b(k) = \frac{\mathbf{g}(k+1) - \mathbf{g}(k)}{|\mathbf{g}(k+1) - \mathbf{g}(k)|} \quad (17)$$

Les vecteurs obtenus sont transformés ensuite par l'ACP afin de décorrélérer leurs composantes et de réduire la dimension de l'espace des paramètres.

5. Classification

Le nouveau classifieur développé peut être mis en relation avec les réseaux de neurones ART, car on y retrouve le principe de génération de nouveaux prototypes, à la différence près que dans ce cas les prototypes sont générés de manière supervisée, d'où son nom, SART (Supervised ART) [5]. Sa structure est représentée sur la figure 2.

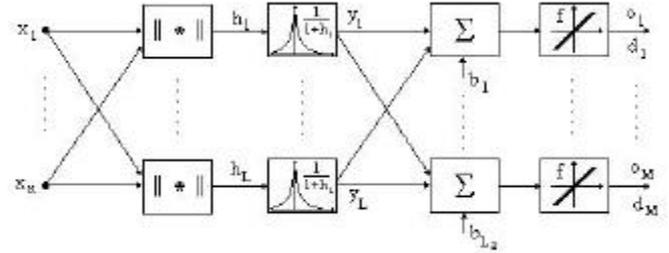


FIG. 2 : Structure du classifieur SART

L'algorithme complet que nous avons utilisé pour la mise en œuvre du classifieur est décrit ci-dessous.

1. Initialisation :
 - Pour chaque classe, choisir aléatoirement un vecteur comme prototype.
 - Initialiser la liste de vecteurs associés à chaque prototype.
2. Apprentissage :
 - Tant qu'il y a des prototypes qui changent et le taux moyen d'erreur est plus important que celui admissible :
 - Pour chaque vecteur de chaque classe :
 - Classifier le vecteur par rapport aux prototypes existants.
 - Si le vecteur est bien classifié :
 - Ajouter le vecteur sur la liste associée à ce prototype.
 - Si le vecteur est mal classifié :
 - Déclarer le vecteur comme nouveau prototype et initialiser la liste des vecteurs associés.
 - Mettre à jour les prototypes de chaque classe :
 - Recalculer les prototypes comme les moyennes des vecteurs qui se trouvent sur les listes qui leur sont associées.
 - Vérifier s'il y a des prototypes qui changent
 - Eliminer les prototypes dont la liste des vecteurs associés contient un seul vecteur.
 - Sortir de la boucle si le nombre maximal d'itérations ou le nombre maximal de prototypes est atteint.
 - Déterminer les poids des neurones sur la couche de sortie par la méthode de la pseudoinverse ou par l'algorithme de Widrow-Hoff.

6. Résultats des simulations

Puisque la signature définie à l'aide des descripteurs de Fourier est invariante uniquement par rapport aux variations de l'angle \mathbf{b} le classifieur a été entraîné en utilisant les signatures calculées pour un ensemble de valeurs angulaires $\{\mathbf{e}_k, \mathbf{a}_l\}_{k=1..N_e, l=1..N_l}$. A la fin du processus d'apprentissage, il peut être ainsi capable de classifier correctement les cibles, indépendamment de leur position en 3D.

Les figures 3, 4 et 5 montrent quelques résultats des simulation réalisées sur un ensemble de 10 cibles, dont les positions des points brillants ont été aléatoirement générés, tout en respectant les symétries géométriques de toute cible réelle. La distribution des prototypes (fig. 3) traduit la façon dont le nombre et les positions des prototypes s'adaptent à la structure de chaque classe.

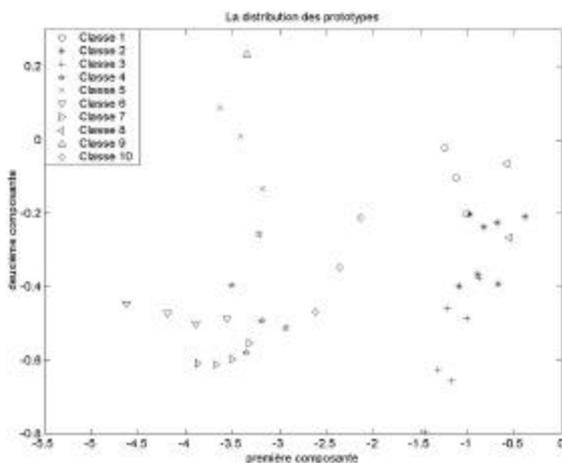


FIG. 3 : Distribution des prototypes

La figure 4 indique l'effet des erreurs de localisation des points brillants sur les performances du classifieur.

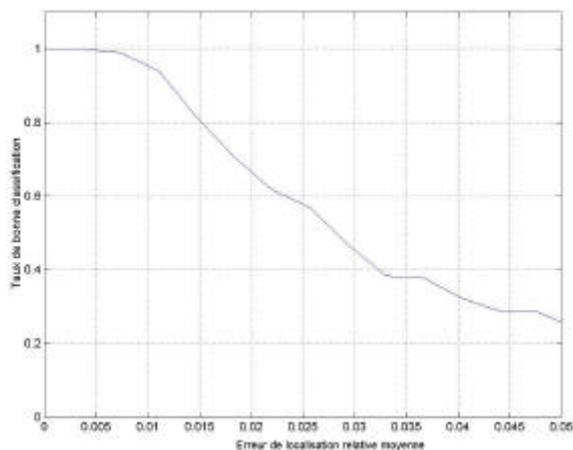


FIG. 4 : Influence de l'erreur de localisation des points brillants sur les performances du classifieur

Le paramètre «erreur de localisation relative» désigne le rapport entre l'écart type du bruit qui perturbe les positions exactes des points brillants et la dimension maximale de la cible. Ce résultat justifie l'utilisation des méthodes à haute résolution pour l'extraction des points brillants, car elles sont

les seules en mesure à assurer la précision nécessaire pour obtenir de bons résultats en classification.

Enfin, la figure 5 présente les résultats de la classification sur un ensemble de 1210 vecteurs de test, en utilisant comme classifieur les réseaux de neurones RBF (Radial Basis Functions) et SART. Il est à noter la capacité de généralisation supérieure de ce dernier due au fait que l'entraînement de sa couche cachée est réalisé de façon supervisée.

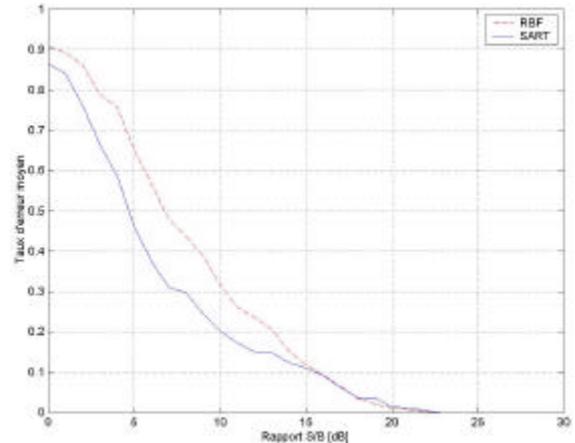


FIG. 5 : Résultats de la classification sur l'ensemble des vecteurs de test

7. Conclusions

La méthode proposée s'avère efficace et adaptée à la classification des cibles radar à partir de leurs images ISAR à haute résolution. Elle est caractérisée par :

- précision, donnée par l'utilisation d'un algorithme à haute résolution (ESPRIT-2D) pour reconstruire l'image ISAR;
- robustesse, conséquence de l'utilisation des descripteurs de Fourier couplée avec l'ACP.
- efficacité, assurée par le nouveau classifieur auto-organisant (SART);

Références

- [1] R. Wehner. *High Resolution Radar*. Artech House, Boston, 1987.
- [2] S. Marcos. *Méthodes haute résolution*. Hermes, Paris, 1998.
- [3] E. Radoi, F. Totir. *On the application of the 2D superresolution methods for the radar target image reconstruction*, International Symposium of METRA, Bucharest, 2001.
- [4] V. Neagoe, O. Stanasila. *Pattern recognition and neural networks*, Matrix Rom, Bucharest, 1999.
- [5] E. Radoi. *Contribution à la reconnaissance des objets aériens 3D à partir de leurs signatures électromagnétiques*, Ph. D. Thesis, Université de Bretagne Occidentale, Brest, 1999.