## Classification des Aéronefs par Estimation de la pose

Mohamed Nabil SAIDI\*,\*\*\*, Abdelmalek Toumi\*
Ali Khenchaf\*, Driss Aboutajdine\*\*

\*E3I2-EA3678, ENSIETA,
2 rue François Verny 29806 Brest Cedex 9, France
(saidimo, hoelzbr, toumiab, Ali.Khenchaf)@ensieta.fr
\*\*GSCM-LRIT, Unité associée au CNRST,
Université Mohammed V- Agdal Faculté des sciences de Rabat, B.P.1014 Maroc
Aboutaj@fsr.ac.ma

**Résumé.** Dans le présent travail, nous proposons un outil d'aide à la reconnaissance de cibles radar basé sur la signature de forme et de la pose de la cible. La tâche principale dans le cadre de cet article consiste à établir la fonction de recherche d'images ISAR par l'exemple en exploitant l'information de pose estimée depuis les images ISAR. L'objectif est d'introduire l'information de pose dans l'indexation des images, notamment dans la phase de sélection des images candidates. Nous proposons une nouvelle méthode d'estimation de la pose basée sur l'axe le plus symétrique de la cible. La méthode proposée est ensuite comparée avec d'autres techniques connues telles que la transformée de Hough et la transformée en ondelette. Enfin, la tâche de classification est réalisée en utilisant les k-plus proches voisins incluant l'information de la pose.

### 1 Introduction

Dans les guerres modernes, l'identification des cibles est devenue indispensable pour mener à bien les batailles aériennes et maritimes. Plusieurs signatures radar peuvent être utilisées pour caractériser une cible, telles que le profil distance (dits image 1D) et les images radar 2D, etc. Dans cet article, nous traitons le problème lié à la signature de forme extraite à partir des images radar à ouverture de synthèse inverse (ISAR, pour *Inverse Synthetic Aperture Radar*) dans le cadre d'un système de reconnaissance automatique de cibles aériennes. Le contexte général de notre travail s'insère dans le cadre de l'indexation et de la recherche d'images par le contenu. En effet, nous nous intéressons à la recherche d'images ISAR par l'exemple. Cette recherche consiste à comparer la cible inconnue représentée par son image ISAR avec plusieurs cibles connues et décrites sous différentes poses dans leurs images ISAR correspondantes. Nous cherchons à estimer la pose dans l'image requête afin de cibler la recherche dans la base indexée et ainsi réduire le temps de recherche d'images. Cela revient à optimiser le temps de recherche et à améliorer le taux de bonne reconnaissance du système. L'idée est de raffiner la phase de recherche en minimisant l'ensemble des images consultées par la requête dans la base de références et donc réduire le temps d'interrogation.

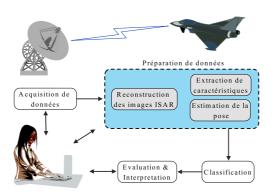


FIG. 1 – Chaîne générale de traitement pour la reconnaissance de cibles radar.

La chaîne générale du traitement dans le cadre de l'application radar pour la reconnaissance de cibles est présentée par la figure 1.

## 2 Extraction de caractéristiques

L'objectif de cette étape est la préparation des données pour la phase de reconnaissance (recherche). Le choix dans ce cadre de travail est porté sur les contours comme éléments d'analyse. Nous utilisons une variante de la méthode SUSAN (Smallest Univalue Segmented Assimilating Nucleus) (Smith et Brady, 1995) utilisée pour l'extraction de la forme dans une image ISAR. À partir de la forme extraite, la modélisation de forme est réalisée en utilisant les descripteurs de Fourier (Sarfraz, 2006) et les Moments invariants (Hu, 1962).

L'extraction de la forme de la cible à partir les images ISAR reste une tâche ardue en raison de la nature des images qui intègrent des zones floues et hétérogènes. Cette nature rend les méthodes classiques de détection de contours inadaptées pour fournir des contours fermés. C'est la raison pour laquelle, nous avons utilisé une méthode récente (Saidi et al., 2009) adaptée aux images ISAR et basée sur l'algorithme de SUSAN (Smith et Brady, 1995) et la méthode des courbes de niveaux (*Level set* en anglais) (Sethian, 1999). Son principe consiste a appliqué une variante de l'algorithme SUSAN pour segmenter l'image ISAR en deux régions et récupérer ensuite le contour final en utilisant la méthode des courbes de niveaux sur l'image segmentée.

Le problème majeur de la reconnaissance de formes est de déterminer dans quelle mesure deux formes sont similaire, indépendamment des changements géométriques. Pour cela, les descripteurs de formes doivent être précis, compacts et invariants aux transformations géométriques (translation, rotation, changement d'échelle,...). Plusieurs types de descripteurs ont été proposés dans la littérature. Nous utilisons dans cet article les descripteurs de Fourier (Sarfraz, 2006) calculés à partir de la représentation de distance centrée (Toumi, 2007) de la forme et les moments invariants de Hu (Hu, 1962).

Comme nous l'avons mentionné, nous proposons dans ce travail un nouveau descripteur lié à l'estimation de la pose (angle). Ce descripteur complète notre signature (*template*) utili-

sée pour indexer les images et organiser la base de références. Ce dernier intervient comme premier critère de sélection des images candidates dans la base de références. Nous détaillons le principe de cette estimation dans la section suivante.

## 3 Estimation de la pose

Généralement, la position de la cible peut être décrite par trois principaux mouvements de rotation : le roulis, le lacet et le tangage. Notant ici que nous traitons la rotation lacet qui est caractérisée par deux angles : angle d'élévation  $\theta$  et angle d'azimut  $\beta$ . L'angle d'élévation est supposé fixe ( $\theta = 0$ ) durant toute la phase de simulation. L'estimation de la pose de la cible revient alors à estimer son angle d'azimut  $\beta$ . Les travaux traitant le problème d'estimation de la pose de la cible à partir d'une image radar ne sont pas nombreux (Kaplan et Murenzi, 2003; Xin et al., 2006; Xu et al., 1998). Nous proposons ici une nouvelle méthode basée sur l'axe de symétrie estimé depuis l'image binaire obtenue en utilisant une variante de l'algorithme SUSAN (Saidi et al., 2009).

Le principe de notre technique d'estimation de la pose consiste à trouver l'axe le plus symétrique de la carte du contour. Pour chaque axe  $X_i$  passant par le centre de la forme, nous divisons l'image I en deux parties : partie gauche notée G et partie droite notée D. Ensuite, nous calculons les deux parties G et D qui représentent respectivement la symétrie de D et G par rapport à l'axe  $X_i$ . Enfin, une image  $I1_i$  est obtenue en concaténant la partie G avec D. Cette concaténation de la partie G et D forme ainsi l'image  $I2_i$ . L'axe le plus symétrique de l'image est ensuite calculé en utilisant la règle suivante :

$$Axe_{sym} = \operatorname{argmax} MI(I, I1_i) + MI(I, I2_i)$$
(1)

Où la fonction MI(I, I1) représente l'information mutuelle entre l'image I et I1.

La pose de la cible  $\hat{\beta}$  est enfin l'angle associé à l'axe le plus symétrique de l'image (cf. figure 2). Notons que la pose est ajustée par une fonction f d'ajustement (Xin et al., 2006). Cette dernière permet de compenser l'erreur d'estimation dûe à la projection d'un objet 3D dans un plan 2D.

Nous représentons dans la figure 2 un exemple d'estimation de la pose à partir des images ISAR en cherchant l'axe le plus symétrique de la forme. Nous remarquons que les poses estimées sont proches des angles réelles. Cependant, cette technique nécessite un grand temps de calcul en raison du grand nombre de test effectué pour l'ensemble des axes possible dans l'image.

# 4 Résultats et expérimentations

Pour réaliser nos simulations, nous avons eu recours à des données synthétiques simulées dans la chambre anéchoïque de l'ENSIETA (Toumi, 2007). La base des images utilisées dans nos expérimentations contient 7 cibles (A10, F16, F4, Mig29, Rafale, Harrier et Tornado) où chacune des cibles est représentée par 162 images ISAR ( $7 \times 162 = 1134$  images) reconstruites par l'analyse de Fourier (Toumi, 2007). Ces images représentent la cible à des poses entre  $5^{\circ}$  et  $85^{\circ}$  et avec un pas angulaire de  $0.5^{\circ}$ .

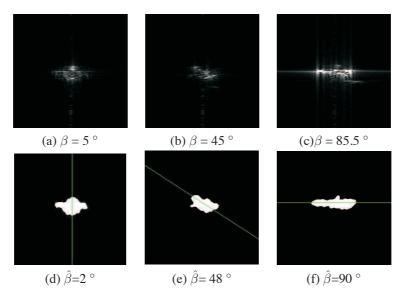


FIG. 2 – Estimation d'angle d'azimut à partir des images ISAR en cherchant l'axe le plus symétrique

Après l'extraction des formes, les descripteurs de formes (les 31 descripteurs de Fourier et les 7 moments invariants) sont calculés pour caractériser une forme. Par conséquence, chaque image est représentée par une signature contenant la concaténation des deux types de descripteurs.

A partir des images binaires obtenues par la méthode de SUSAN modifiée, l'estimation de la pose est réalisée. Le tableau 4 présente une comparaison entre la méthode proposée dans cet article et l'estimation de la pose par la transformée en ondelette proposée par (Kaplan et Murenzi, 2003) et la transformée de Hough proposée par (Xin et al., 2006) en terme d'erreur moyenne  $\mu$ , écart type  $\sigma$  et du temps de calcul. Bien que la méthode des axes de symétrie présente des bonnes performances d'estimation par rapport aux deux autres méthodes, elle nécessite un grand temps de calcul. Signalons aussi que la transformée de Hough est la moins performante entre les méthodes d'estimation étudiées malgré sa rapidité de calcul.

	Axe de symétrie	2D-CWT	Transformée de Hough
Erreur moyenne	2.21	5.47	10.66
Écart type	1.40	2.87	5.75
Temps CPU (s)	53.1934	48.0865	2.0997

TAB. 1 – Comparaison des méthodes d'estimation de la pose.

Afin d'établir la fonction de reconnaissance, la base de données initiale est divisée en deux bases : une pour la phase d'apprentissage et la deuxième pour la phase de test. La base d'ap-

prentissage contient 60% de la base initiale, et le reste (40%) est utilisé pour la base de test. Le taux de bonne reconnaissance calculé correpond à la moyenne de 20 tests de classification. Chaque image de la base d'apprentissage est représentée par l'ensemble des descripteurs regroupant les descripteurs de formes et de la pose.

La phase de classification (recherche) est réalisée via le classifieur k-ppv sur deux niveaux. Le premier consiste à sélectionner dans la base d'apprentissage les images candidates pour la recherche en utilisant seulement l'information de la pose. En effet, pour chaque image (vecteur) requête, nous sélectionnons à partir de la base d'apprentissage les k-images ayant des angles d'azimut plus proches de l'angle de l'image requête. La deuxième étape consiste à sélectionner les images les plus proches parmi les k-images indexées dans le premier niveau en utilisant les descripteurs de formes.

La figure 3 présente les résultats de classification en utilisant les k-ppv classiques (sans intégration de l'information de la pose) et le k-ppv en intégrant l'information d'angle pour la pré-sélection des images dans la base de référence.

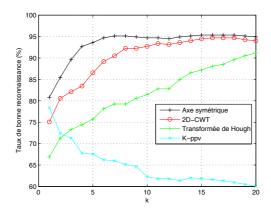


FIG. 3 – Résultats de classification intégrants l'information de la pose.

D'après la figure 3, nous constatons que l'intégration de la pose de la cible au sein du système de reconnaissance permet d'améliorer de manière significative les taux de bonne reconnaissance et cela quelque soit la méthode d'estimation utilisée. Nous remarquons aussi que les taux de classification varient selon la méthode d'estimation des angles d'azimut. Les meilleures performances sont obtenues par la méthode *des axes symétriques*.

### 5 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article un système de reconnaissance qui permet d'intégrer l'information de la pose de la cible afin de réduire le temps de recherche et d'améliorer les performances de classification. Cependant, l'estimation de la pose de la cible à partir des images ISAR nécessite des améliorations à effectuer. Nous avons proposé une méthode d'estimation basée sur le principe de l'axe le plus symétrique de la cible. Les résultats d'estimation sur

toute la base d'images ISAR ont montré que cette méthode d'estimation fournit des angles plus précis que les deux autres techniques basées sur la transformée en ondelette et la transformée de Hough. Il est à noter que l'intégration de l'angle (pose) dans le processus de recherche d'images ISAR améliore de manière significative le taux de bonne reconnaissance.

#### Références

- Hu, M. K. (1962). Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions Information Theory* 32, 179 187.
- Kaplan, L. M. et R. Murenzi (2003). Pose estimation of sar imagery using the two dimensional wavelet transform. *Pattern recognition letters* 24, 2269–2280.
- Saidi, M. N., A. Toumi, B. Hoeltzener, A. Khenchaf, et D. Aboutajdine (2009). Aircraft target recognition: a novel approach for features extraction from isar images. *IEEE International Radar Conference, Bordeaux, France*.
- Sarfraz, M. (2006). Object recognition using fourier descriptors: Some experiments and observations. *International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation*.
- Sethian, J. (1999). Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science. Cambridge University Press.
- Smith, S. M. et J. M. Brady (1995). Susan a new approach to low level image processing. *Technical Report TR95SMS1c*.
- Toumi, A. (2007). *Intégration des bases de connaissances dans les systèmes d'aide à la décision : Application à l'aide à la reconnaissance de cibles radar non-coopératives*. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale UFR Science de la Matière, de l'information et de la Santé.
- Xin, N., G. H. Wang, et J. Zhang (2006). A synthetical pose estimation of sar imagery using hough transform and 2-d continuous wavelet transform. *International Conference on Radar*.
- Xu, D. X., J. W. F. III, et J. C. Principe (1998). Pose estimation in sar using an information theoretic criterion. *Proceeding of SPIE*.

## **Summary**

This paper presents aircraft target recognition (ATR) system using Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) images. Knowing the pose of the target can improve the ATR performance (recognition rate and computational time). So, we propose in this paper a new pose estimator from ISAR images, based on the axis of symmetry. The method proposed is compared with several approaches proposed recently in the literature, such as 2-D Continuous wavelet Transform and Hough transform. Once the pose of target is estimated, the classification is finally performed by K-Nearest Angle (KNA) classifier which inserts the pose information into image retrieval task.