

Traitements des signaux radar pour la reconnaissance/identification de cibles aériennes

Abdelmalek Toumi, Brigitte Hoeltzener,
Ali Khenchaf

Laboratoire E3I2 – EA 3876
Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs des Etudes et Techniques d'Armement (ENSIETA)
2 rue François Verny 29806 Brest Cedex 9, France
{toumiab, hoeltzbr, Ali.khenchaf}@ensieta.fr

Résumé. Le domaine de la reconnaissance de formes connaît aujourd'hui une activité importante en raison de la grande panoplie d'applications qu'il permet d'aborder, ceci face à la fois à la croissance du nombre et à la complexité des demandes exprimées dans les secteurs porteurs comme les systèmes de défense et de la surveillance pour la sécurité. Dans ce papier, nous nous intéressons à l'application concernant la reconnaissance et l'identification de cibles radar. Nous nous interrogeons davantage sur les moyens nécessaires et disponibles en matière de traitements et de méthodologie d'évaluation des résultats. La problématique générale présentée dans ce papier concerne les systèmes intelligents, dédiés pour l'aide à la prise de décision dans le domaine radar. En ce sens, on se retrouve à un carrefour d'approches aussi variées que spécifiques dans le contexte du processus d'extraction de connaissances à partir de données (ECD) (Frawley et al., 1993).

1 Introduction

La reconnaissance des formes (RF) est la première étape du long processus de compréhension de l'environnement. Pour Laurent Miclet (1986) la RF est « *l'ensemble des techniques informatiques de représentation et de décision permettant aux machines de simuler un comportement sensible* ». On se retrouve dans l'optique des systèmes de l'intelligence artificielle ou encore de reconnaissance artificielle de forme qui traite la prise de décision automatique. En rejoignant cette définition, Il s'agit donc, d'une part, de doter la machine de capteurs capables de recevoir les signaux d'un environnement externe et d'autre part, de le programmer de sorte qu'il soit capable d'interpréter ces signaux reçus à travers ses capteurs (Asselin de beauville et Kettaf, 2005). C'est dans ce contexte que des travaux de recherche importants sont déployés pour permettre aux systèmes radars de réaliser des tâches liées à l'intelligence artificielle (ex. : capture d'expertise sur les données et inférence de règles pour qualifier les données – (Toumi et al., 05)), de percevoir l'environnement au-delà du système sensoriel puis de réaliser des étapes de perception de plus en plus fines. Ce papier s'insère dans le cadre général de l'identification de cibles non-coopératives à partir de la rétrodiffu-

sion d'un signal radar multi fréquentiel. Lors de cette présentation, les étapes d'analyse et de décision pour la reconnaissance de cibles aériennes sont présentées dans un cadre expérimental. Elle concerne davantage la description des traitements adoptés pour : la transformation des signaux radar en image radar, dite image ISAR (Inverse Synthetic Aperture Radar) et la phase d'extraction des primitives les mieux adaptées aux images ISAR (*signature polaire*). La dernière partie présentera l'architecture globale de traitements pour la reconnaissance ainsi que l'évaluation des résultats. La chaîne de traitements est présentée dans (Toumi et al., 2006).

Par la suite, la signature polaire issue de la transformation polaire de l'image ISAR sera présentée en section 3.1. La section suivante présentera quant à elle l'algorithme de classification implémenté à partir de la signature polaire des cibles. Puis les résultats obtenus seront exposés pour différentes conditions d'expérimentation ainsi que les améliorations possibles sous la contrainte du temps de calcul.

2 Données radar expérimentales

Dans le cadre de notre étude, nous avons eu recours à des données acquises dans la chambre anéchoïque¹ du laboratoire E3I2 de dimension finie (cf. figure 1.b) simulant un espace libre. Nous avons utilisé 11 maquettes : A10, F104, F14, F4, Mig29, Tornado, Harrier, F15, F16, F117 et F18 à l'échelle 1/48^{ème}. La figure 1.a présente la configuration radar-cible utilisée pour l'acquisition de données.

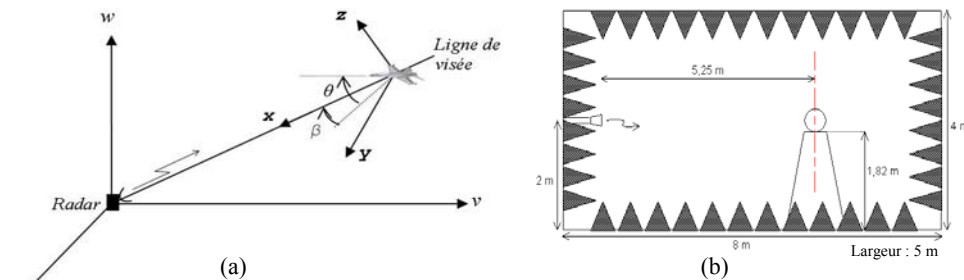


FIG. 1 – (a) – Configuration radar-cible. (b) – Chambre anéchoïque.

La phase d'acquisition des données fait partie de la première étape du processus, particulièrement importante dans le système de reconnaissance étant donné que le système d'acquisition a une influence non négligeable sur la qualité des données et donc sur les performances globales de la fonction à réaliser. Cependant, plusieurs pratiques sont indispensables pour acquérir des données radar afin de valider un système de reconnaissance radar : utiliser des logiciels pour générer des données, effectuer des campagnes de mesures réalisées sur le terrain pour les données réelles et/ou procurer des données mesurées dans la chambre anéchoïque.

¹ Anéchoïque signifie sans réverbération. Une salle anéchoïque absorbe les micro-ondes, car les parois d'une telle salle sont constituées d'une mousse pyramidale imprégnée de particules de carbone.

La position de la cible peut être décrite par les angles β et θ comme il est montré en figure 1.a. Ainsi l'angle θ est mesuré entre l'axe principal de la cible et sa projection sur le plan (x, y) , alors que l'angle β est mesuré entre cette projection et l'axe x comme il est montré en figure 1.a. Il est à noter que dans ce papier, nous admettons que le mouvement de translation de la cible est nul. Pour les expérimentations θ est *nul* c'est-à-dire que la cible est mise sur l'axe de visée du radar (l'antenne est à la même hauteur que le positionneur). Chaque cible est illuminée par une rafale d'émission d'une bande de fréquence de $[11,65-18]$ GHz avec un pas fréquentiel de 50 MHz pour un angle de rotation β donné. En effet, la cible est en mouvement autour de son centre de rotation. La simulation est répétée pour chaque angle du domaine angulaire $[-5^\circ: 95^\circ]$ avec un pas angulaire de 0.5° . La polarisation d'émission est horizontale et celle de la réception est verticale. On obtient alors 201 réponses, chacune correspond à un angle donné (cf. figure 2).

2.1 Image ISAR

Une des propriétés intéressante qui est liée à la forme intime de la cible, est sa *réflectivité*. Elle est définie comme la distribution spatiale de toute la capacité de réflexion concentrée dans quelques régions restreintes, appelées *points brillants* ou *centres de réflexion*. Cette représentation spatiale constitue le *profil distance* de la cible pour un angle β donné. Nous obtiendrons alors une série de N profils distance pour le domaine angulaire utilisé. On procède par répétition du processus d'obtention des profils distance pour chaque angle $\beta_{i+1} = \beta_i + \nabla\beta$, $\nabla\beta$ est le saut angulaire (cf. figure 2).

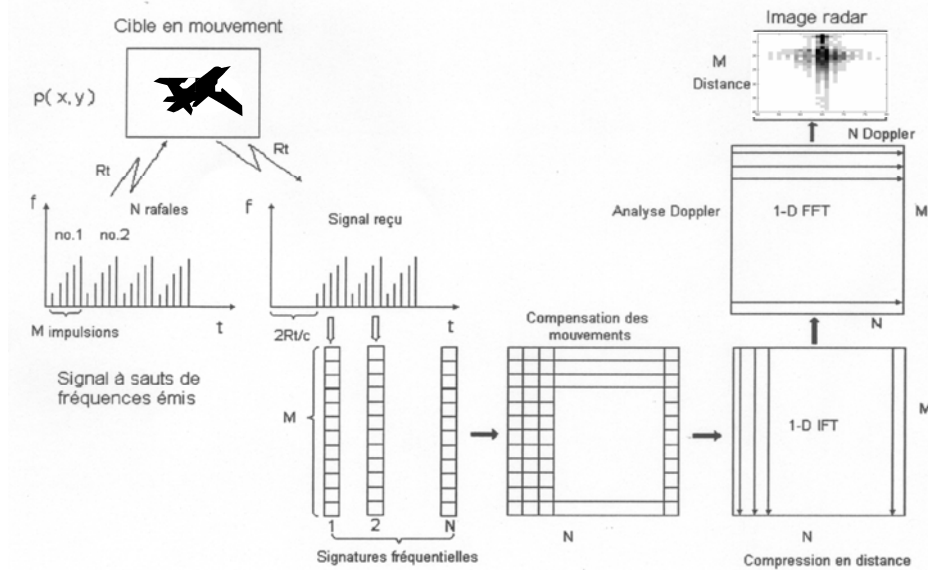


FIG. 2 – Principe de l'imagerie ISAR.

Pour l'image ISAR (bidimensionnelle), l'information transverse est préservée (l'information transverse est obtenue par l'analyse spectrale –Doppler– du signal reçu) et ceci améliore la capacité du système à faire une distinction plus fiable des cibles. Par conséquent, pour la reconstruction d'une seule image ISAR, nous avons choisi un domaine de $N=20$ (c'est-à-dire une sélection de $\Theta=10^\circ$) comme il est montré par la figure 3.

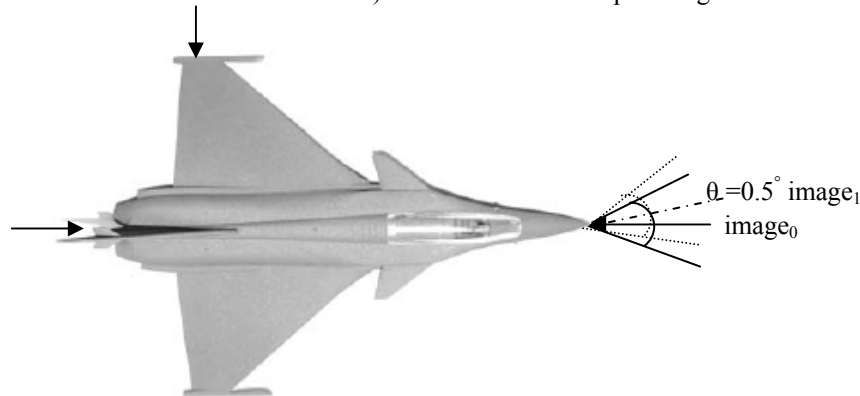


FIG. 3 – Reconstruction d'une séquence d'images ISAR pour une cible radar.

En résultat, nous obtenons 162 images ISAR pour chaque cible (d'une taille de 256×256). Le lecteur trouvera plus de détails sur la reconstruction des images ISAR dans (Nebalin, 1994) (Kok, 1998). Dans ce papier, nous ne traitons que des images reconstruites par la transformée de Fourier (TF). Ci-dessous en figure 4, un exemple d'images ISAR, d'un Rafale, reconstruites à partir des données simulées dans la chambre anéchoïque.

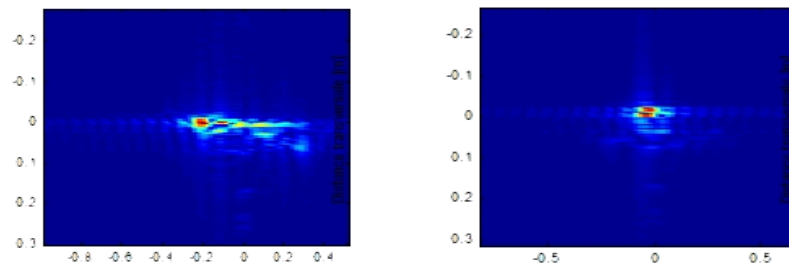


FIG. 4 – Deux images ISAR d'un rafale reconstruites par la TF.

L'extraction de l'information pertinente est la première étape de la reconnaissance. Elle est réalisée à l'aide de l'extraction des primitives qui définissent des informations élémentaires. Dans le cadre des images ISAR, les attributs couramment utilisés peuvent être regroupés en attributs de structure et en attributs de forme. Les attributs de structures consistent à présenter un codage de la distribution énergétique de l'image de la cible, alors que les autres reposent essentiellement sur la modélisation de la frontière entre la cible et son environnement. Par ailleurs, la nature des images ISAR, conduit en des traitements bien spécifiques puisque en particulier, la reconstruction des images ISAR intègre des effets incontrôlables (l'anisotropie des structures réfléchissantes, le masquage géométrique, le bruit,...) dans

celles-ci. Ces effets engendrent des variabilités et des zones floues dans les images ISAR (cf. figure 4) ce qui nécessite une adaptation des algorithmes classiques de segmentation pour l'extraction des attributs de forme ou de structure. En effet, dans l'approche contour, la difficulté réside particulièrement dans l'extraction de contours fermés ce qui rend l'utilisation directe des techniques classiques de filtrage dérivatif (Sobel, Roberts, Prewitt, Canny, etc.) inappropriées. Par conséquent, des prétraitements sur l'image ISAR deviennent nécessaires. Cette difficulté d'extraction de contours fermés à partir des images ISAR a fait l'objet d'une première étude présentée dans (Toumi et al., 2006). L'approche proposée se base sur la segmentation des images ISAR par la méthode des lignes de partage des eaux (LPE) pour l'extraction de la forme de la cible et l'analyse de Fourier pour sa modélisation. Cette approche a montré des limites en travaillant avec des données volumineuses ce qui nécessite une étude plus approfondie. Toutefois, il reste une difficulté importante, celle de l'utilisation de bases de données généralistes dans le domaine radar pour évaluer les performances (en raison de la confidentialité des données radar).

Des travaux récents sur la classification des images ISAR peuvent être trouvés dans (Musman et al., 1996) (Resenbach et Schiller, 1995) (Kim et al., 2005). Beaucoup de ces travaux sont une extension des travaux effectués sur la classification des images SAR (Synthetic Aperture Radar). Par contre, dans les images SAR, la rotation et le changement d'échelle ne posent pas un problème important puisque pour une telle plateforme, on peut toujours contrôler les paramètres de reconstruction des images SAR. En revanche, dans le cas des images ISAR, les paramètres de reconstruction sont liés au mouvement de la cible imprévisible, entraînant une variation en rotation et en changement d'échelle. Il est donc nécessaire de développer un algorithme, dans un cadre plus général, d'extraction de caractéristiques invariantes à la rotation et au changement d'échelle. Le paragraphe suivant donne plus de détails sur ces primitives et expose par la suite, l'architecture du système de reconnaissance.

3 Classification des images ISAR

3.1 Extraction des caractéristiques discriminantes – Image polaire

Le principe de la signature proposée dans cette section repose sur la transformée polaire. L'objectif est de présenter l'image initiale dans un espace polaire afin d'obtenir une nouvelle image appelée *image polaire* (IMP). Un autre plan similaire au plan polaire peut être cité, il s'agit du plan log-polaire dont l'image correspondante est l'image log-polaire (IMLP). Cette dernière a fait l'objet de plusieurs travaux en classification de texture (Pun et Lee, 2003) (Arof et Deravi, 1998). Par ailleurs, l'utilisation de l'IMLP dans la classification des images ISAR nécessite des traitements complémentaires pour garantir l'invariance à la translation. C'est pour cela que les auteurs (Milanese et al., 1999) ont utilisé la norme de la transformée de Fourier pour assurer l'invariance géométrique avant de calculer l'IMLP. En plus les coordonnées log-polaires sont non-linéaires en raison d'un échantillonnage non-linéaire du plan log-polaire (cf. figure 5). Cela engendre une perte dans la structure énergétique de la cible. Cependant le plan-polaire est un plan plus complet que le précédent et la structure énergétique de la cible est prise facilement en compte.

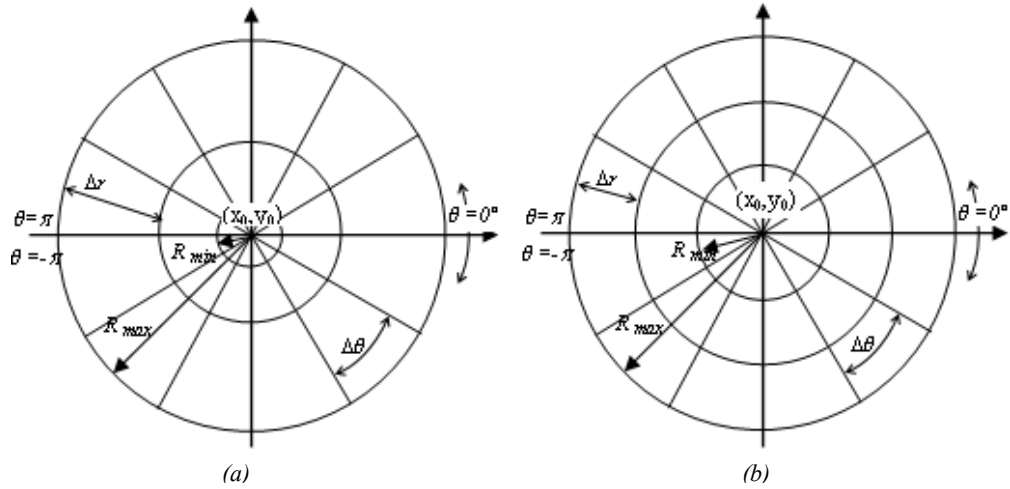


FIG. 5– (a) Plan log-polaire. (b) Plan polaire.

Un premier prétraitement peut être effectué pour débruiter l'image ISAR. Nous avons effectué le débruitage du signal en soustrayant le bruit de la chambre à vide suivi d'un simple seuillage (seuil égal à la moyenne de l'image). Notons que d'autres techniques plus avancées de prétraitement peuvent être appliquées pour séparer la réponse de la cible du bruit lié à l'environnement de mesure dans le cas des images ISAR (Musman et al., 1996).

Pour une simplification dans la suite, nous notons une image ISAR prétraitée par $I(x_i, y_j)$, avec $i=1, \dots, M, j=1, \dots, N$, où $M \times N$ représente la résolution de l'image. Nous procédons par la suite à une transformation de l'image ISAR en image polaire (IM). Celle-ci se base sur une projection dans un plan polaire selon l'axe des rayons r et l'axe des phases θ (cf. figure 5.a). Nous obtenons une image polaire notée $I_p(r_m, \theta_n)$, $m=1, \dots, N_r, n=1, \dots, M_\theta$, où N_r est le nombre

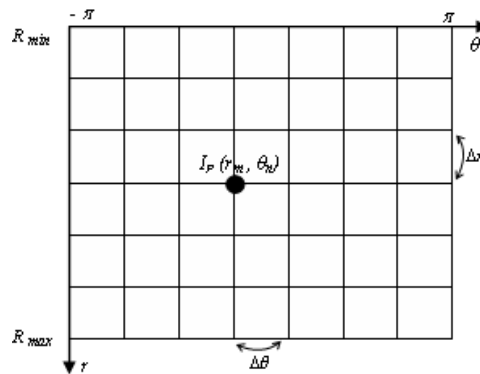


FIG. 6 – Géométrie de l'image polaire.

des points sur l'axe r et M_θ est le nombre des points sur l'axe θ . La géométrie de l'image polaire est donnée dans la figure 5.b.

La valeur de chaque pixel de l'image polaire de coordonnées (r_m, θ_n) est calculée via la valeur du pixel de l'image ISAR de coordonnées (x_k, y_k) par l'*Algorithme-polaire* suivant (Kim et al., 2005) :

$$\begin{aligned}
 & \text{Algorithme-Polaire} \\
 & I_P(r_m, \theta_n) = I(x_k, y_k) \\
 & (x_k, y_k) = (x_0, y_0) + (r_m \cos \theta_n, r_m \sin \theta_n) \\
 & m = 1, \dots, N_r \text{ et } n = 1, \dots, N_\theta \text{ et } k = 1, \dots, N_r N_\theta \\
 & \text{où } r_m = R_{\min} + (m-1)\Delta r \text{ et } \theta_n = -\pi + (n-1)\Delta \theta \\
 & \Delta r = \frac{R_{\max} - R_{\min}}{N_r - 1}; \text{ et } \Delta \theta = \frac{2\pi}{N_\theta - 1}
 \end{aligned}$$

Dans l'algorithme de transformation de l'image ISAR en image polaire, les coordonnées du centre du plan polaire (x_0, y_0) correspondent aux coordonnées du centre de l'image ISAR $I(x, y)$. Les coordonnées (x_k, y_k) ne sont pas dans tous les cas localisées au centre d'un pixel. Il est donc important d'exploiter des techniques d'interpolation pour estimer des valeurs plus précises de (x_k, y_k) . Pour un gain de temps de calcul, on a retenu l'interpolation linéaire. R_{\max} , quant à lui représente le rayon du cercle qui englobe la totalité de la cible dans l'image ISAR (cf. Figure 4). Il peut être estimé comme la distance entre le centre de l'image (x_0, y_0) et le pixel le plus distant appartenant à la cible. Par contre R_{\min} est le rayon du cercle le plus petit. Il peut être choisi arbitrairement en prenant une petite valeur. On a choisi $R_{\min} = 0$ comme la valeur par défaut.

Le choix des valeurs de $\Delta \theta$ et Δr est plus critique. En effet, si les valeurs choisies $\Delta \theta$ et Δr sont grandes, on se retrouve en sous-échantillonnage (under-sampling) et l'on perd de l'information contenue dans l'image ISAR initiale. Dans le cas contraire, on se retrouve en sur-échantillonnage c'est-à-dire que la dimensionnalité de l'image polaire obtenue est plus grande et ceci engendre un temps de traitement plus important pour traiter les données initiales. Pour cette raison, la résolution doit être adaptée aux données traitées. Notre compromis choisi est $N_r = 60$ et $N_\theta = 60$.

Pour finaliser la définition de l'ensemble des descripteurs caractérisant l'image, deux projections sont calculées et normalisées : La projection sur l'axe- r $I_r(r)$ et la projection sur l'axe- θ $I_\theta(\theta)$ données par :

$$I_r(r) = \int_{-\pi}^{\pi} I_P(r, \theta) d\theta \approx \sum_{n=1}^{N_\theta} I_P(r_m, \theta_n) \text{ et } I_\theta(\theta) = \int_{R_{\min}}^{R_{\max}} I_P(r, \theta) dr \approx \sum_{m=1}^{N_r} I_P(r_m, \theta_n) \quad (1)$$

Ces deux vecteurs sont définis comme les *spectres d'énergie* de l'image (Milanes et al., 1999). Il est en outre nécessaire de vérifier l'invariance de l'image polaire au changement d'échelle et à la rotation. Pour cela, comme il est montré en figure 6.b, nous avons effectué une rotation de $\pi/4$ et un changement d'échelle de $1/\sqrt{2}$ de l'image ISAR originale présentée dans la figure 6.a (on a choisi le changement d'échelle qui correspond à la rotation pour garder une même taille initiale de l'image après rotation). Rappelons ici, que la technique d'interpolation choisie est l'interpolation linéaire pour réduire l'échelle de l'image. Nous pouvons constater, le changement entre les deux vecteurs de projection $I_r(r)$ entre l'image originale (cf. figure 6.a) et l'image résultat (cf. figure 6.b). Ceci s'explique par l'effet produit

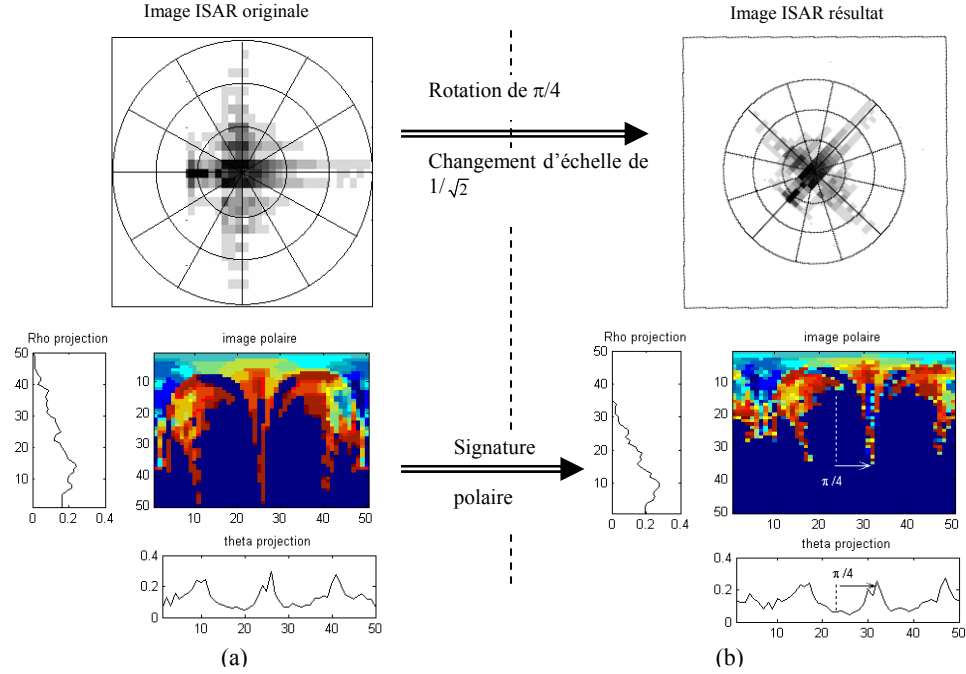


FIG. 7 – (a). Image ISAR originale et la signature polaire correspondante. (b). Image ISAR résultat et sa signature polaire correspondante.

par la méthode d'interpolation utilisée pour effectuer le changement d'échelle de l'image ISAR originale. Par contre, la rotation est représentée par un décalage bien apparent spécialement sur $I_\theta(\theta)$ et l'image polaire $I_p(r, \theta)$ (cf. figure 6.b) qui correspond à une rotation de $\pi/4$. Pour assurer une invariance par rapport à la rotation ($I_\theta(\theta)$: fonction continue périodique), les descripteurs de Fourier FD_n sont calculés par la transformée de Fourier discrète de la fonction $I_\theta(i), i=0,1,\dots,N-1$, (où $N=60$ dans notre cas). Les descripteurs de Fourier sont donnés par :

$$FD_n = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} I_\theta(i) \exp\left(\frac{-j2\pi ni}{N}\right), n = 0, \dots, N-1 \quad (2)$$

L'information de phase est ignorée et seulement la magnitude $|FD_n|$ est utilisée pour assurer l'invariance à la rotation. Ensuite, seulement la moitié des descripteurs est prise en compte, soit 30 descripteurs. Finalement on obtient un vecteur noté df de chaque I_θ telle que :

$$df = \left[\frac{|FD_1|}{|FD_0|}, \frac{|FD_2|}{|FD_0|}, \dots, \frac{|FD_{N/2}|}{|FD_0|} \right] \quad (3)$$

A ce stade, il est important de réduire l'espace de représentation de l'image polaire pour, d'une part, réduire le temps de classification et d'autre part, éviter la *sur-dimensionnalité* de l'espace de représentation. Pour cela, nous avons utilisé L'ACP (Analyse en Composantes principales) afin de compresser l'image polaire depuis son espace de 60×60 soit 3600 dimen-

sions vers un espace de seulement 30 dimensions. Au final, dans la base d'apprentissage, une image ISAR k d'une cible P est caractérisée par quatre vecteurs $V1$, $V2$, $V3$ et $V4$ qui composent la signature polaire où, $V1$ est le vecteur I_r , $V2$ est le vecteur df_θ , $V3$ est le vecteur I_θ , et $V4$ est l'image polaire compressée par l'ACP - $ACP(I(r, \theta))$. Nous obtenons alors une signature pour chaque image d'une taille $(N_r + N_\theta + l + e)$ où l est la taille du vecteur $V4$, e est la taille du vecteur $V2$. Les valeurs utilisées dans ce papier sont : $N_r = N_\theta = 60$, $l = 30$ et $e = 30$. De ce fait, la signature ne consomme que $180/3600$ soit, 5% de l'espace utile pour stocker la représentation d'une image polaire.

3.2 Architecture

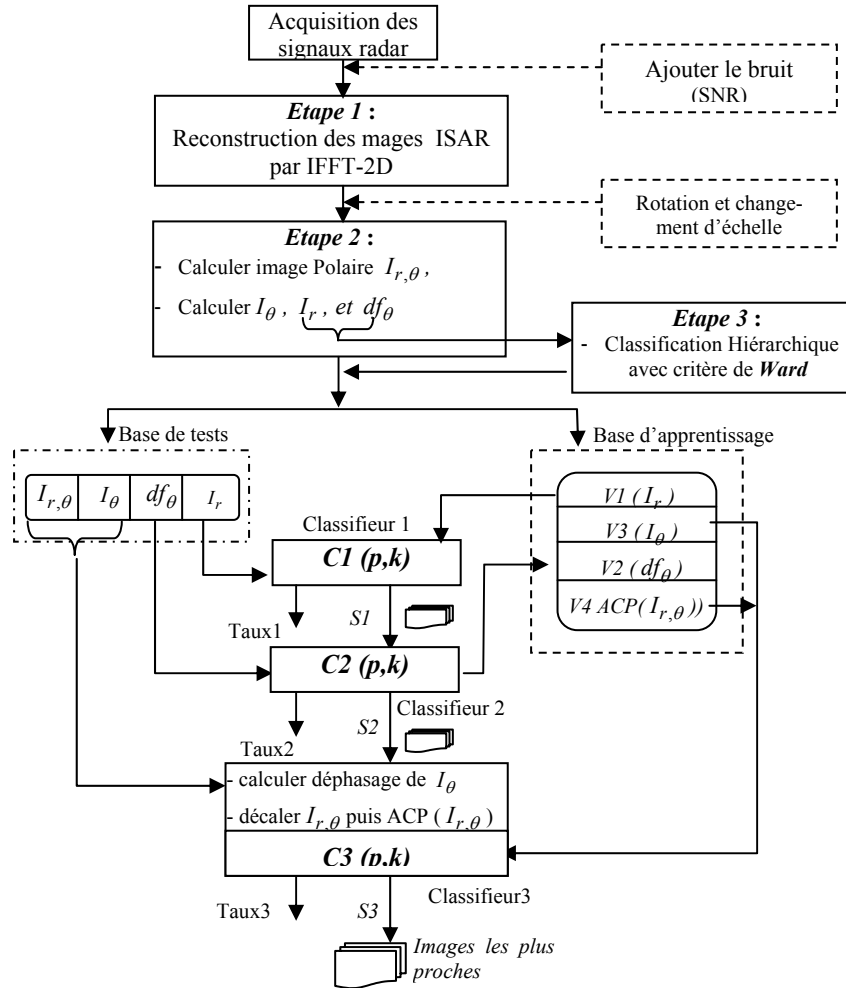


FIG. 8 – Architecture de reconnaissance.

Pour aboutir à la reconnaissance de cibles à partir de la signature extraite (cf. paragraphe 3.1) d'une image ISAR, nous avons adopté une approche de combinaison correctrice type série en utilisant trois classifieurs où chacun d'eux corrige les résultats du précédent (cf. figure 8). Cependant, d'autres combinaisons (exemple : combinaison *parallèle* ou autre) peuvent être explorées ainsi que d'autres techniques de classification (réseaux de neurones, SVM, Bayes). L'approche à multiple classifieurs consiste à assigner à chacun des éléments du système un rôle particulier correspondant à une sous-tâche de la fonction principale de reconnaissance. Dans ce type de combinaison, les fonctionnalités des classifieurs sont dépendantes les uns des autres pour accomplir la tâche principale du système (reconnaissance) et leur combinaison permet à l'ensemble de fonctionner correctement en améliorant les performances globales du système. L'intérêt de cette approche modulaire est double : elle permet l'interprétabilité et la maintenance du système (exemple : interpréter et valider les caractéristiques les plus discriminants parmi un ensemble de primitives, ne plus considérer le classifieur comme une boîte noire,...). Elle peut aussi fournir des résultats intermédiaires, ce qui permet d'optimiser le temps de calcul si ces résultats sont jugés satisfaisants (exemple : si le taux de bonne classification d'un classifieur intermédiaire atteint 100%, le processus est stoppé).

3.3 Base d'apprentissage et base de tests

Dans l'objectif de construire une base d'apprentissage la plus représentative pour chacune des cibles, il est important de la rendre optimale (c'est à dire la plus représentative avec un minimum d'images candidates). Dans (Kim et al., 2005), les auteurs sélectionnent une image ISAR pour la base d'apprentissage avec le même pas de sélection pour l'ensemble des cibles. C'est ainsi, que pour un *saut angulaire* de 1°, une image est retenue pour la base d'apprentissage toutes les dix images ISAR. Au final, la base d'apprentissage représente 10% de la base initiale. En effet, cette technique de sélection est bien adaptée au mode de reconstruction des images ISAR (cf. figure 3) et à l'architecture proposée (cf. paragraphe 3.2). Par ailleurs, pour d'autres types de classifieurs, plusieurs techniques de sélection peuvent être proposées pour construire la base d'apprentissage (respectivement la base de test) (exemple : cross-validation, bootstrap,...) bien connues en RF.

Pour les premiers tests, nous avons fait varier ce *pas de sélection* afin d'étudier son influence sur le taux de bonne classification (cf. tableau 2). En conclusion, cette technique nous est apparue non optimale du fait que les images candidates pour représenter chacune des cibles (classe), sont choisies sous l'hypothèse d'une distance intra-classe identique pour toutes les cibles. Or cette hypothèse n'est pas souvent vraie. L'idée est toutefois d'effectuer une classification non supervisée pour chaque classe (cible) pour sélectionner les images à partir desquelles la base d'apprentissage (base de référence) est construite. Nous détaillerons l'algorithme de construction de la base de référence dans le paragraphe suivant.

3.3.1 Construction de la base de référence (base d'apprentissage) par CAH

Pour la construction de la base de référence, nous avons choisi une classification hiérarchique ascendante (CAH) pour chaque classe d'images. La CAH est une méthode statistique de classification automatique (non-supervisée) qui consiste à faire une suite de regroupement en agrégeant à chaque étape les images ou les groupes d'images les plus proches selon un critère de distance (exemple : critère de Ward). Cette phase de classification des images est

réalisée à partir des deux vecteurs I_r et df_θ qui représentent chaque image (l'image polaire n'est pas utilisée pour la CAH en raison de sa grande dimensionnalité et sa variance en rotation). Le principe de la CAH est donné par l'algorithme :

Algorithme CAH

Données :

E : ensemble de n éléments (images) avec $n=162$ dans notre cas

M : matrice $n \times n$ de distances (dissimilarités) entre éléments

H : ensemble de parties de E

Variables :

C : ensemble des classes

i : indice de la classe

Début

$C \leftarrow \phi$

$i \leftarrow 1$

Pour chaque élément e de E **faire**

 Créer une classe c contenant e (i.e $C \leftarrow C \cup c$)

Fin pour

Tant que $|C| > 1$ **faire**

Pour chaque couple (C_i, C_j) de classes de C **faire**

 Calculer la distance entre C_i et C_j pour le critère d'agrégation considéré

Fin pour

 Agréger les deux classes C_p, C_q de distance minimale en nouvelle classe C_{n+i}

$C \leftarrow \{C \cup C_{n+i}\} - \{C_p, C_q\}$,

$H \leftarrow H \cup C_{i+n}$

$i \leftarrow i + 1$

Fin tant que

Fin

La hiérarchie fournie par la CAH est isomorphe à un arbre appelé aussi *dendrogramme* (cf. figure 9) dont les nœuds sont associés aux éléments de H. Les feuilles représentent les images, et la racine, l'ensemble E. La figure 9 présente un exemple de dendrogramme illustrant le principe de la CAH.

Nous pouvons signaler qu'il existe plusieurs manières de calculer les agrégations pour chaque couple d'images ou groupes d'images, d'où le nombre important de variantes de cette technique que l'on peut appliquer à un même jeu de données. Dans le cadre de notre application, la distance euclidienne et l'agrégation D de Ward (Ward, 1963) sont utilisées pour calculer la distance entre un couple d'images et entre deux groupes d'images respectivement. L'agrégation D est donnée par :

$$D(A \cup B, X) = (n_A n_X) \frac{D(A, X)}{(n_A + n_B + n_X)} + (n_B n_X) \frac{D(B, X)}{(n_A + n_B + n_X)} - n_X \frac{D(A, B)}{(n_A + n_B + n_X)} \quad (4)$$

Où n_A , n_B et n_X présentent le nombre d'images dans les groupes A , B et X respectivement. Par ailleurs, pour fournir une partition dans l'ensemble E , une *troncature* à un niveau donné dans la hiérarchie de la classification est effectuée. La *troncature* est une fonction de base de la CAH qui indique globalement la présence de *clusters*. Dans le cas où l'inertie *intra-classe* (critère de Ward) augmente brutalement ou fortement, on peut considérer que la partition en sous-ensembles dans les données est pertinente. Par conséquent, nous avons effectué des troncatures entre deux seuils a et b définis par l'utilisateur. La partition en J clusters (avec $a \leq J \leq b$) qui correspond à la troncature dont l'inertie *intra-classe* est la plus grande, est réalisée. Ce principe est schématisé en figure 9.

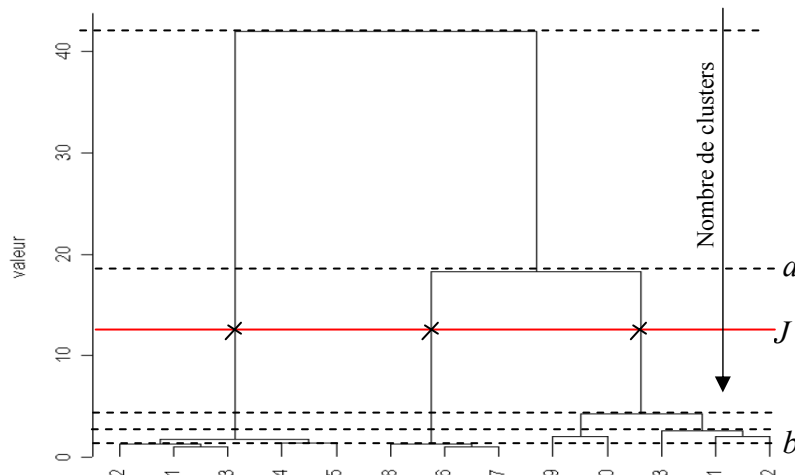


FIG. 9 – Principe de troncature dans un dendrogramme d'une CAH.

Par la suite, les J images correspondantes aux J centres de gravité (voir les images les plus proches des J centres de gravité) des J clusters sont sélectionnées pour constituer la base

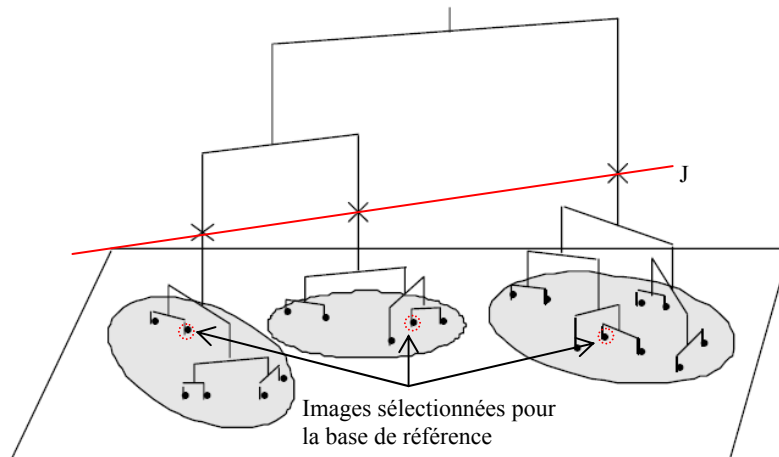


FIG. 10 – Principe de la construction de la base de référence à partir de J clusters.

de référence (base d'apprentissage). Un exemple illustratif de cette procédure est présenté en figure 10.

Cette technique nous a permis d'améliorer les résultats pour une même taille de la base de référence. D'une autre manière, ceci permet d'assurer l'obtention des mêmes résultats pour une base d'apprentissage moins volumineuse mais très représentative ce qui optimise le temps d'interrogation. A ce stade, d'autres algorithmes de classification non-supervisée peuvent aussi être utilisés (ex : k-means, carte auto-organisatrice de Kohonen,...).

Dans la suite, nous présentons la phase de classification des images ISAR dont le principe s'oriente vers les systèmes de recherche d'image par le contenu (Bouet, 1999)(Zhang et Lu, 2001).

3.4 Classification

Comme nous l'avons mentionné ci-dessus, notre système de reconnaissance se base sur trois classifieurs. Chacun d'entre eux se focalise sur une partie de la signature de chaque image. L'identification consiste alors à rechercher dans la base d'apprentissage (base indexée) une image k de la cible p la plus proche de l'image requête (base de tests).

Le premier classifieur consiste à calculer les coefficients de corrélation normalisés $Cl(p,k)$ entre I_r de l'image requête (image k' d'une cible p' avec p', k' les inconnues) et le vecteurs $V1$ de chaque image k de la cible p de la base d'apprentissage tel que :

$$Cl(p,k) = \frac{V_1^T(p,k)H_1(p',k')}{\sqrt{V_1^T(p,k)H_1(p',k')}}, p=1,...,P, k=1,...,K \quad (4)$$

Où P est le nombre total des cibles dans la base d'apprentissage, et K est le nombre total des images de la cible p dans la base d'apprentissage, qui est constituée en utilisant un pas de sélection, où $H_1(p',k')$ correspond au vecteur I_r de l'image à reconnaître. Notons qu'à ce stade, d'autres métriques classiques (Euclidienne, de puissance, Pearson, Mahalanobis) peuvent être utilisées pour mesurer la similitude entre deux vecteurs.

Ainsi, pour chaque image requête, on calcule les $P.K$ coefficients de corrélation tel que $P.K$ soit le nombre total des images de la base d'apprentissage. Ensuite, les $P.K$ coefficients sont ordonnés par ordre décroissant et l'index des images correspondant à cet ordre est récupéré. Enfin, seulement un pourcentage $\lambda\%$ de cet index sera envoyé au classifieur $C2$. Nous notons $S1$ le vecteur des index envoyé par le premier classifieur vers le second classifieur $C2$. L'idée ici, est fondée sur l'hypothèse que l'image la plus proche de l'image requête se trouve parmi les $\lambda\%$ images de la base d'apprentissage dont les coefficients de corrélation sont les plus grands. Dans la suite, la recherche au niveau de $C2$ sera focalisée seulement sur l'ensemble $S1$ et non sur la totalité de la base d'apprentissage. Pour le classifieur $C2$, on calcule les coefficients de corrélation normalisés $C2(p,k)$ sur le vecteur des descripteurs de Fourier df_θ entre une image requête et les images de vecteur d'index $S1$ (i.e. $(p,k) \in S1$). Les coefficients $C2(p,k)$ sont ensuite ordonnés par ordre *décroissant* et de la même manière que précédemment, seulement les premières $\eta\%$ images de nouvel index sont retenues. Ce vecteur d'index noté $S2$ est envoyé au classifieur $C3$. L'hypothèse est que l'image la plus proche de l'image requête se trouve parmi les $\eta\%$ images de ce nouvel index.

Le dernier classifieur quand à lui, cherche l'image la plus proche de l'image requête dans les images référencées par $S2$ en se basant sur le vecteur $V4$ de la signature (cf. figure 8). Par

contre, une compression de l'image requête avec l'ACP, est réalisée en utilisant la matrice de projection calculée par application de l'ACP sur les images de la base d'apprentissage.

Dans la figure 7, nous avons pu constater que l'image polaire ainsi que la projection sur l'axe- θ sont décalées par rapport à l'image originale. Il est donc nécessaire de calculer ce décalage afin de décaler l'image requête avant de la compresser. Une approche systématique qui estime la valeur du décalage de translation (*shifts translation*) entre deux vecteurs I_θ est le « matching score ». Cette approche est définie comme la valeur maximale des coefficients de corrélation normalisés de tous les décalages linéaires entre deux vecteurs (Li et Yang, 1993). C'est ainsi qu'il est estimé la valeur du décalage nécessaire entre les deux vecteurs I_θ et I_3 pour aligner l'image polaire (image requête) avant de la compresser. Dans (Kim et al., 2005) les auteurs ont utilisé le « matching score » au niveau du deuxième classifieur ce qui n'a pas nécessité le calcul des descripteurs de Fourier. Par contre, les valeurs de décalage correspondantes entre une image requête et chaque image référencée dans $S1$ sont ajoutées à l'index $S2$. La démarche retenue tient compte du fait que le « matching score » est coûteux en temps de calcul, pour cela il a été choisi de ne l'appliquer que sur l'ensemble $S2$ dont la taille est inférieure à la taille $S1$. Ceci nous permet d'assurer un gain en temps de calcul beaucoup plus important que la première solution (Kim et al. 2005).

En ce qui concerne la mesure de similarité entre deux images compressées, nous avons choisi la distance *Euclidienne*. Le vecteur de distance $C3(p,k)$ avec $(p,k) \in S2$ est ordonné par ordre *croissant*. Seules les premières images sont affichées (l'utilisateur peut intervenir pour changer le nombre des images à afficher). La cible à reconnaître (image requête) prend l'identification de l'image la plus proche (distance la plus petite).

Comme vue précédemment, notre approche s'oriente vers une recherche raffinée par niveau, d'où l'intérêt de sélectionner un sous ensemble ($\eta\%$, $\lambda\% < 100\%$) à chacun des niveaux sous l'hypothèse que la cible la plus proche se trouve parmi les $\lambda\%$, $\eta\%$ premières réponses de chaque classifieur. Le choix des valeurs de $\eta\%$ et $\lambda\%$ est critique pour garantir la robustesse des performances et un temps de calcul raisonnable. Cependant, le choix s'est porté sur des petites valeurs dans l'optique de minimiser l'ensemble des images consultées dans la base d'apprentissage pour le classifieurs $C2$ et $C3$ et donc réduire le temps d'interrogation. Mais en fait, choisir des valeurs trop petites engendre une perte importante de performance puisque les index $S1$ et $S2$ déterminent les images réellement les plus proches de l'image requête. Par conséquent, la détermination des valeurs $\eta\%$ et $\lambda\%$ est réalisée de manière empirique ou laissée au choix de l'utilisateur.

Par ailleurs, si les paramètres : $\lambda\%$ et $\eta\%$ sont proches de 100%, la propagation d'erreur est totalement maîtrisée et toute la base d'apprentissage est interrogée (indexée dans $S1$ et $S2$) au niveau des classifieurs $C2$ et $C3$. Par contre, le temps de calcul augmente significativement et devient un handicap majeur. En contre partie, si les valeurs de $\lambda\%$ et $\eta\%$ sont proches de 0%, la probabilité que l'erreur qui se produit au niveau du classifieur $C1$ et/ou classifieur $C2$ se propage au niveau du classifieur $C3$, devient importante malgré un temps de calcul très satisfaisant. Dès lors, les paramètres $\lambda\%$ et $\eta\%$ contrôlent directement le temps de calcul et le taux de reconnaissance. Par conséquent, nous avons choisi de manière empirique $\lambda\% = 30\%$ et $\eta\% = 10\%$ comme un meilleur compromis entre taux de reconnaissance et temps de calcul. Dans la section suivante nous donnons les résultats obtenus pour différentes configurations.

4 Résultats

Les tests sont effectués sur une machine Intel CPU 3,06GHz avec 1Go de mémoire vive. Pour le temps de calcul, les autres charges de la machine ne sont pas prises en compte. On a utilisé 11 maquettes chacune correspond à une cible. Pour chaque cible on a reconstruit 162 images ISAR. Par conséquent, la base d'images globale contient 1782 images ISAR en niveau de gris. Chaque image est de 256*256 pixels. La base d'apprentissage (respectivement la base de test) est complémentaire à la base de test (respectivement la base d'apprentissage). L'ensemble des résultats présentés dans ce papier sont obtenus avec $\lambda = 30\%$ et $\eta = 10\%$.

Les premières simulations sont réalisées pour les différentes bases de test construites à partir de la base de données globale (1782 images) en fonction des différents *pas de sélection*. La base d'apprentissage est toujours complémentaire à la base de test correspondante. Le tableau 1 donne, en nombre d'images, la taille de la base d'apprentissage et de test correspondantes aux différents *pas de sélection*.

Pas de sélection	Taille de la base d'apprentissage	Taille de la base de test
8	231 images (21 images/cible)	1551 images (141 images/cible)
12	143 images (13 images/cible)	1639 images (149 images/cible)
20	88 images (8 images/cible)	1694 images (154 images/cible)
30	55 images (5 images/cible)	1727 images (157 images/cible)

TAB. 1– Taille de la base d'apprentissage (respectivement la base de test) en fonction des *pas de sélection*.

Les taux moyens de bonne classification² sur l'ensemble de 11 classes de la base de test sont présentés, pour chacun des classifieurs considérés *C1*, *C2* et *C3*, par le tableau 2. Les taux de bonne classification sont calculés à partir de la matrice de confusion de chaque classifieurs selon l'architecture de classification présentée auparavant (cf. paragraphe 3.2) en fonction des différents *pas de sélection* (cf. tableau 1).

Pas de sélection	<i>C1 (taux)</i>		<i>C2 (taux)</i>		<i>C3 (taux)</i>	
	Classif	Erreur	Classif	Erreur	Taux 3	Erreur
8	96,13%	3,87%	99,29%	0,71%	99,68%	0,71%
12	91,03%	8,97%	95,88%	4,12%	97,42%	4,12%
20	78,91%	21,09%	86,63%	13,37%	90,20%	13,37%
30	67,31%	32,69%	78,44%	21,56%	83,45%	21,56%

TAB. 2 – Taux de reconnaissance/erreur des différents classifieurs en fonction du *pas de sélection*.

D'après les résultats obtenus (cf. tableau 2), La combinaison en série des trois classifieurs fournit des performances globales satisfaisantes du système. En effet, chacun des deux derniers classifieurs améliore les performances de l'étape précédente. Cela est expliqué par l'amélioration de taux de bonne classification (respectivement l'élimination des erreurs de

² Taux moyen d'erreur = 100% - taux moyen de bonne classification.

classement) d'un classifieur à un autre. Toutefois, le *pas de sélection* joue un rôle important puisque il détermine le nombre d'images candidates, pour représenter chaque cible, dans la base de référence. En effet, les performances peuvent être améliorées en augmentant la taille de la base de référence. Par ailleurs, le temps de calcul augmente et les données risquent d'être redondantes ou ambiguës. C'est la raison pour laquelle nous avons eu recours à la CAH pour constituer la base de référence à partir des seuils [a,b] définis par l'utilisateur. A partir de ces seuils, la meilleure partition pour chaque classe est réalisée séparément selon le critère de Ward. Par conséquent, chaque classe peut être représentée par un nombre différent d'images dans la base de référence (cf. tableau 3).

[a, b]	Taille de la base d'apprentissage	Taille de la base de test
[12, 25]	157 images pour les 11 cibles	1625 images
[15, 21]	189 images pour les 11 cibles	1593 images
[17, 20]	201 images pour les 11 cibles	1581 images
[20, 21]	226 images pour les 11 cibles	1556 images
[20, 23]	241 images pour les 11 cibles	1541 images

TAB. 3– Taille de la base d'apprentissage (respectivement la base de test) sélectionnée par CAH en fonction des seuils [a, b].

Le tableau 4 indique les taux moyens de bonne classification sur l'ensemble des 11 classes de la base de test pour chacun des classifieurs considérés *C1*, *C2* et *C3* après une CAH. De la même manière que dans le tableau 2, les taux moyens de bonne classification sont calculés à partir des matrices de confusion selon l'architecture de classification présentée en figure 8.

Classifieurs [a, b]	<i>C1(Taux)</i>		<i>C2(Taux)</i>		<i>C3(Taux)</i>	
	Classif	Erreur	Classif	Erreur	Classif	Erreur
[12, 25]	90,32%	9,68%	96,34%	3,66%	98,60%	1,40%
[15, 21]	92,62%	7,38%	98,07%	1,93%	99,63%	0,37%
[17, 20]	93,12%	6,88%	98,99%	1,01%	99,69%	0,31%
[20, 21]	95,24%	4,76%	99,55%	0,45%	99,74%	0,26%
[20, 23]	96,96%	3,04%	99,68%	0,32%	99,87%	0,13%

TAB. 4– Taux de reconnaissance/erreur après l'application de la CHA pour sélectionner la base d'apprentissage.

Nous constatons bien que le taux moyen de bonne classification finale (au niveau du classifieur *C3*) est préservé lors de la diminution de la taille de la base d'apprentissage. En se référant au tableau 2, nous avons obtenu un taux moyen de bonne classification de 99,68%, calculé à partir de la base de test, avec une base de référence de 231 images ceci sans classification hiérarchique. Le résultat obtenu pour le cas de la classification hiérarchique donne quant à lui, un taux moyen final (au niveau du classifieur *C3*) de bonne reconnaissance de 99,69%, calculé à partir de la base de test et pour seulement 201 images dans la base de référence.

L'interrogation de la base de référence est optimisée par la réduction du nombre d'images qu'elle contient sans autant perdre les performances globales du système. Par conséquent, le

gain de l'utilisation de la CAH est double : un gain en taille et en temps de calcul qui est de 13%. Aussi, l'utilisation de la CAH permet de prendre en compte la complexité due à la furtivité de chaque cible séparément, c'est-à-dire que le nombre d'images candidates dans la base d'apprentissage sera plus important pour le cas de cibles dont la variation de l'énergie réfléchie est plus importante pour les différents angles de rotation (exemple : cibles furtives, effet de masquage, etc.).

Une remarque importante à signaler à ce niveau concernant l'utilisation du vecteur $V2$ (descripteurs de Fourier) puisque il dépend fortement de la valeur du paramètre $\eta\%$. En effet, $card(S2) = T * \lambda\% * \eta\% = card(S1) * \eta\%$ avec T la taille de la base d'apprentissage en nombre d'images, alors si $\eta\% = 100\%$, alors $card(S1) = card(S2)$, donc le calcul des descripteurs de Fourier n'est pas utile puisque on peut utiliser le « matching-score » entre I_θ et $V3$ au niveau du classifieur $C2$ pour calculer $C2(p,k)$ au lieu d'utiliser les vecteurs de descripteurs de Fourier. Par la suite, seulement le nombre de décalages est envoyé au classifieur $C3$.

Notre approche s'oriente vers une recherche raffinée par niveau, d'où l'intérêt de sélectionner un sous ensemble ($\eta\%, \lambda\% < 100\%$) à chacun des niveaux sous l'hypothèse que la cible la plus proche se trouve parmi les $\lambda\%$ ou $\eta\%$ premières réponses de chaque classifieurs. Nous avons pu réduire le temps de calcul de 80% avec, $\lambda\% = 30\%$ et $\eta\% = 10\%$, par rapport à la version où l'on utilise le « matching-score » au deuxième niveau.

Le tableau 5 nous donne le temps de calcul pour la classification à chacun des niveaux du système de reconnaissance, pour le cas de 121 images dans la base d'apprentissage et de 705 images dans la base de test (5 cibles). Une comparaison du temps de calcul entre la version 1 où l'on effectue le « matching-score » sur I_θ au niveau du classifieur $C2$ (sans utiliser les descripteurs de Fourier) et la version 2 proposée (cf. figure 8) est présentée dans le tableau 5.

Classifieurs		$C1$	$C2$	ACP	$C3$
Temps de calcul (seconde)	Version1	8,010348	1041,328	115,674321	2,822
	Version 2		15,050		98,283

TAB. 5– Temp de calculs.

A ce stade, il nous est apparu important de tester la robustesse de la classification vis-à-vis de la présence du bruit au niveau du signal. Dans cette optique, nous avons ajouté un bruit blanc au signal en fonction du rapport Signal/Bruit (SNR) dans la première phase de l'étape 1 de la figure 8. Ensuite une rotation aléatoire entre 0° et 360° avec un changement d'échelle compris entre 1 et $\sqrt{2}$ sont effectués (cf. figure 8). En moyennant les résultats de 10 simulations, nous avons obtenu les taux moyens de bonne classification sur l'ensemble des 11 cibles, calculés à partir des matrices de confusion correspondantes aux trois classifieurs. Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau 6.

Pas de sélection	SNR	C1 (taux)		C2 (taux)		C3 (taux)	
		Classif	Erreur	Classif	Erreur	Classif	Erreur
12	-5	55,53%	44,47%	58,41%	41,59%	68,31%	31,69%
	-1	62,84%	37,16%	69,04%	30,96%	77,15%	22,85%
	5	65,54%	34,46%	77,21%	22,79%	82,00%	18,00%
8	-5	60,61%	39,39%	62,86%	37,14%	71,95%	28,05%
	-1	73,05%	26,95%	74,59%	25,41%	83,04%	16,96%
	5	72,02%	27,98%	80,72%	19,28%	85,88%	14,12%
6	-5	64,31%	35,69%	63,37%	36,63%	74,14%	25,86%
	-1	72,73%	27,27%	76,43%	23,57%	84,92%	15,08%
	5	77,44%	22,56%	83,43%	16,57%	88,96%	11,04%

TAB. 6 – Taux de reconnaissance/erreur pour différents SNR et avec rotation et changement d'échelle.

En revanche, l'ajout du bruit et de la rotation et changement d'échelle sur toute la base de données engendrent une perte dans les performances du système (cf. tableau 6). Néanmoins, pour compenser cette faiblesse, deux solutions sont proposées :

- Augmenter la taille de la base d'apprentissage en diminuant le *pas de sélection*. En effet, avec un *pas de sélection* = 6 (la base de test correspondante contient 1474 images et les 308 images restantes représentent la base de référence), les performances sont relativement améliorées (cf. tableau 6).
- Utiliser d'autres types de classifieurs plus sophistiqués (exemple : SVM, réseaux de neurones,...). Pour l'exemple des SVM, les résultats correspondants peuvent être trouvés dans (Toumi et al., 2006a).

5 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté les différents traitements relatifs aux transformations réalisées depuis le signal brut rétrodiffusé par une cible radar jusqu'aux classes identifiées. Une première transformation concerne la reconstruction des images ISAR à partir des profils distance par la transformée de Fourier. L'image ISAR préserve non seulement l'information transverse mais elle fournit aussi une information visuelle plus significative que la représentation du signal brut.

Tout système de reconnaissance de forme est fortement corrélé aux primitives caractérisant les objets présents à l'entrée du système. Dans ce sens, nous avons proposé la projection de l'image ISAR dans le plan polaire afin de reconstruire une nouvelle image appelée *image polaire*. A partir de cette dernière et afin de réduire la dimensionnalité de l'espace représentatif de l'image polaire, la projection sur l'axe- θ et l'axe- r ainsi qu'une compression via l'ACP ont été réalisées. L'architecture hiérarchique a permis une classification raffinée sur trois niveaux avec le souci de réduire les temps calcul du système.

D'autres techniques de classification peuvent être comparées à ce stade. Dans (Toumi et al., 2006a), les SVM sont testés sur une signature plus réduite (signature polaire basée seulement sur les deux vecteurs $V1$ et $V2$). Ces derniers ont donné des résultats satisfaisants pour une taille de la base d'apprentissage bien plus élevée (ex : cross-validation- 4).

Pour tenir compte des conditions réelles d'application, nos futurs travaux s'orientent vers l'intégration d'indicateurs voire de modèles environnementaux (ex. : fouillis terrestre, de mer) afin d'étudier la robustesse et de prévoir des modes d'adaptation du système à l'environnement.

Références

- Arof, H. and F. Deravi (1998). Circular neighborhood and 1-d dft features for texture classification and segmentation. *VISP*, N° 145, Vol 03 : pp :167-172, June.
- Asselin de beauville, J. P. et F.Z. Kettaf (2005). *Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes*. Cépaduès.2005.
- Bouet, M., A. Khenchaf and H. Briand (1999). Shape representation for Image Retrieval. International Multimedia Conference, pp : 1-4, Florida, United States.
- Frawley, W. J., G. Piatetsky-Shapiro, C. J. Matheus (1991). Knowledge Discovery in Databases: An Overview. *Knowledge Discovery in Databases* . 1-30.
- Kim, K-T., D-K. Seo and H-T. Kim (2005). Efficient Classification of ISAR Images. *IEEE trans on Antennas and Propagation*, vol. 53, no. 5, pp.1611-1621. May.
- Kok Hui Ng (1998). *Radar Imaging Using ISAR*. Phd Thesis, Barchelor of Electrical Engineering of the University of Queensland.
- Li, H. J., and S. H. Yang (1993). Using range profiles as features vectors in identify aerospace objects. *IEEE tans. Antennas propagation.*, vol 41, no°3, pp 261-268, Mars.
- Miclet, L. (1986). *Structural methods in pattern recognition*. Springer-Verlag, New York.
- Milanese, R., and M. Cherbuliez (1999). A rotation, translation, and scale-invariant approach to content-based image retrieval. *Journal of Visual Communication and Image Représentation*.
- Musman, S., D. Kerr, and C. Bachmann (1996). Automatic recognition of ISAR ship images. *IEEE Trans.Aerospace Electron. Syst.*, vol 32, n° 4, pp 1392-1404. October.
- Nebalin, V.G.(1994), *Methods and techniques of radar recognition*, Artech House, London.
- Pun, C-M. and M-C. Lee (2003). Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, N° 25, vol : 5, pp:590-603.
- Resenbach, K. and J. Schiller (1995). Identification of aircraft on the basis of 2-D radar images. *IEEE int, Radar Conf. Record*,pp 405-409, May.
- Toumi, A., B. Hoeltzener, and A. Khenchaf (2005). Multi-level radar automatic target. recognition. *European conference propagation and systems*, CEPS05.
- Toumi, A., B. Hoeltzener et A. Khenchaf (2006). Préparation des données Radar pour la reconnaissance/identification de cibles aériennes. EGC06, Lille. *Revue Nouvelle Technologie de l'Information*. Vol 2 , pp 675-680.

- Toumi, A., B. Hoeltzener, and A. Khenchaf (2006a). Information system for automatic target recognition. In *International Marine Science and Technology Week*, volume 2, pages 16-19, Brest, France., 2006.
- Ward, J. H. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of American Statistical Association*, n°64, pp 236-244.
- Zhang, D. and G. Lu (2001). Content-Based Shape Retrieval Using Different Shape Descriptors: A Comparative Study. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME2001)*, pp 317-320.

Summary

In this paper, we present one approach to classify radar signal for target recognition in radar experimentation field. This leads to transform signal to inverse synthetic aperture radar images. Then, we propose efficient features for classification by combined use of a polar mapping procedure, to make a polar signature, and well-designed classifiers. So, the polar signature had invariance to meet the rotation and scale, as well as highly discriminative information. So, in all the steps of our process, the processing time was reduced to make an efficient classification. In the last part, some results are given to prove our approach and some parameters and results are discussed.