

# Fusion de données appliquée à la classification de cibles observées à l'aide d'un système optronique passif

Stéphane MOMPRIVÉ<sup>1</sup>, Gérard FAVIER<sup>2</sup>

<sup>1</sup>7, rue Maison-Dieu

75014 PARIS

<sup>2</sup>Laboratoire I3S / CNRS / UNSA

Les Algorithmes – Bâtiment Euclide – 2000 route des Lucioles – B.P. 121

06903 Sophia Antipolis Cedex

favier@i3s.unice.fr

**Résumé** - Cet article propose une méthode de classification basée sur le formalisme de Dempster-Shafer (DS). Elle est appliquée à la classification d'aéronefs observés à l'aide d'un système optronique passif, donc sans mesure de la distance. L'originalité de l'approche repose sur l'exploitation du formalisme de DS de façon à compenser une absence d'information, ici la distance de la cible, par une décomposition de chaque hypothèse en sous-hypothèses. Dans l'application traitée, cela revient à évaluer la vraisemblance d'hypothèses constituées à la fois de la classe de la cible et de son orientation par rapport au capteur. Les performances de la méthode proposée sont illustrées à l'aide de résultats de simulation.

**Abstract** – This paper describes a classification method based on the Dempster-Shafer (DS) theory. It's applied to the classification of aircrafts observed with a passive electro-optical system, and so without measurement of the range from the target. The DS theory is used to make up for the lack of an information, here the range from the target, by decomposing each hypothesis. In the considered application, that amounts to assessing the likelihood of hypothesis consisting of both a target class and an aspect angle. Performances of the proposed method are illustrated by means of simulations results.

## 1. Introduction

L'exploitation d'un système optronique passif pour la reconnaissance de cibles aériennes évoluant dans l'environnement d'un navire, est rendue difficile du fait de l'absence d'une mesure de la distance de la cible. Celle-ci permet en effet d'évaluer la trajectoire de la cible, et donc son orientation au cours du temps par rapport au capteur. Les attributs caractéristiques d'une cible étant en général fonction de cette orientation, ils deviennent beaucoup moins discriminants en l'absence d'une mesure de distance, certains d'entre eux, liés par exemple à la cinématique, pouvant même devenir inexploitable.

Cet article présente une approche originale [1] qui pallie à cette difficulté en définissant un processus de classification, basé sur la théorie de Dempster-Shafer (TDS) [2][3], et sur l'évaluation de la vraisemblance d'hypothèses complexes faisant intervenir à la fois le type de la cible et son orientation vis-à-vis du capteur.

Dans un premier temps, on décrit la méthode de classification proposée en faisant appel au formalisme de DS. Les performances de cette méthode sont ensuite illustrées à l'aide de résultats de simulation.

## 2. Description de l' approche proposée

Le processus de classification envisagé vise à reconnaître simultanément la classe de l'objet observé et son orientation sur une période de temps donnée.

### 2.1 Modélisation

Dans la TDS, la démarche consiste à réaliser un raffinement du cadre de discernement  $\Omega$  composé des classes de cibles  $\omega_i$  à reconnaître ( $i \in [1, M]$ ), en utilisant les différentes orientations  $\theta^{i-k-p}$  ( $p \in [0, P]$ ) de la cible par rapport au capteur, sur l'intervalle de temps  $[t_{k-p}, t_k]$ . Les hypothèses sont donc de la forme  $(\omega_i, O_m)$  avec  $O_m = (\theta^{i-k}, \theta^{i-k-1}, \theta^{i-k-2}, \dots, \theta^{i-k-p})$ .

Dans un premier temps, on traite chaque classe  $\omega$  séparément. On utilise les observations acquises au cours de  $[t_{k-p}, t_k]$  pour évaluer la vraisemblance de la classe  $\omega$  et celle des différentes successions d'orientations  $O_m \in \mathcal{O}^P$  associées à cette classe. Ainsi, ne cherchant à ce stade qu'à caractériser les hypothèses de type  $(\omega, O_m)$ , il est inutile de réaliser un raffinement complet de  $\Omega$ . On effectue un raffinement partiel qui consiste à ne décomposer que la classe  $\omega$ , en sous classes précisant les orientations de  $\omega$  au cours du temps. Ce raffinement peut s'écrire :

$$R_\omega : \begin{cases} R_\omega(\{\omega_1\}) = \{\omega_1\} \\ R_\omega(\{\omega_2\}) = \{\omega_2\} \\ \vdots \\ R_\omega(\{\omega\}) = \{(\omega, O_1), (\omega, O_2), \dots\} \\ \vdots \end{cases} \quad (1)$$

Le cadre de discernement obtenu par cette opération est :

$$\{\omega_1, \omega_2, \dots, (\omega, O_1), (\omega, O_2), \dots, \omega_M\}, \omega \in \Omega, O_m \in \mathcal{O}^P \quad (2)$$

Dans la suite, l'évaluation spécifique des hypothèses de type  $(\omega, O_m)$  est effectuée en créant et en fusionnant des jeux de masses centrés sur ces hypothèses ou sur des disjonctions composées de plusieurs de ces hypothèses. Un jeu de masses centré sur une disjonction A ne confère une masse non nulle qu'aux seules disjonctions qui sont : la disjonction centrée (A), la disjonction représentant l'hypothèse contraire ( $\bar{A}$ ) et enfin le cadre de discernement. Ainsi la fusion de tels jeux n'affecte aucune masse aux classes  $\omega_i \neq \omega$ , ni aux disjonctions composées de plusieurs d'entre elles, à l'exception de la disjonction les réunissant toutes. Dans le cadre de discernement, l'énumération détaillée des classes autres que  $\omega$  est donc inutile. Aussi peut-on accomplir le grossissement (3) du cadre défini en (2). Le grossissement est l'opération inverse au raffinement. Il permet d'obtenir une description des vraisemblances sur un cadre de discernement moins précis.

$$G_\omega : \begin{cases} G_\omega(\{\omega_1, \omega_2, \dots\}) &= \{\bar{\omega}\} \\ G_\omega(\{(\omega, O_1)\}) &= \{(\omega, O_1)\} \\ G_\omega(\{(\omega, O_2)\}) &= \{(\omega, O_2)\} \\ &\vdots \end{cases} \quad (3)$$

Le cadre de discernement sur lequel sont définis les jeux de masses utilisés pour évaluer la vraisemblance de la classe  $\omega$  et des différentes successions d'orientations pour cette classe, est donc le suivant :

$$\Omega_\omega = \{(\omega, O_1), (\omega, O_2), \dots, \bar{\omega}\} \quad (4)$$

L'utilisation du cadre  $\Omega_\omega$  défini en (4) qui est obtenu par les opérations de raffinement (1) puis de grossissement (3), plutôt que du cadre qui serait obtenu par un raffinement complet consistant à décomposer toutes les classes  $\omega$ , ne modifie pas le résultat de l'évaluation de la vraisemblance des hypothèses  $(\omega, O_m)$  et donc les résultats de classification. Elle est toutefois essentielle pour des raisons pratiques. En effet, on sait que créer un jeu de masses sur un cadre composé de K hypothèses élémentaires, conduit à manipuler  $2^K$  disjonctions, et la diminution très importante du nombre de classes entraînée par l'utilisation de  $\Omega_\omega$  facilite l'application pratique de la méthode (parfois impossible sinon).

De par la définition des hypothèses élémentaires envisagées, plusieurs disjonctions de  $2^{\Omega_\omega}$  possèdent une interprétation spécifique.

En particulier, l'hypothèse que l'on peut énoncer par "on observe la classe  $\omega$  positionnée selon l'orientation  $\theta_n$  à l'instant  $t_{k-i}$ " est représentée par la disjonction notée :

$$(\theta_n^{t_{k-i}}) = \left\{ \bigcup_{\theta^{t_k} \in \mathcal{O}} \dots \bigcup_{\theta^{t_{k+i}} \in \mathcal{O}} \bigcup_{\theta^{t_{k-i}} \in \mathcal{O}} \dots \right. \\ \left. \dots \bigcup_{\theta^{t_{k-p}} \in \mathcal{O}} (\omega, (\theta^{t_k}, \dots, \theta^{t_{k+i}}, \theta_n, \theta^{t_{k-i}}, \dots, \theta^{t_{k-p}})) \right\} \quad (5)$$

## 2.2 Calcul des jeux de masses

Dans la TDS, la vraisemblance de l'ensemble des disjonctions d'hypothèses est représentée sous la forme de

jeux de masses. Les informations apportées par les différents attributs sont utilisées pour construire ces jeux de masses.

On évalue indépendamment chaque classe  $\omega$  en utilisant le cadre de discernement  $\Omega_\omega$  spécifique à cette classe. On cherche à caractériser les hypothèses  $(\omega, O_m) \in \Omega_\omega$  constituées de la classe  $\omega$  et des successions d'orientations  $O_m \in \mathcal{O}^P$  à partir de chaque information disponible entre  $[t_{k-p}, t_k]$ . On distingue deux types d'informations.

### 2.2.1 Vraisemblance d'une orientation

Le premier type concerne les informations pouvant être utilisées pour évaluer la vraisemblance d'une orientation  $\theta_n \in \mathcal{O}$  de la classe  $\omega$  à l'instant  $t_{k-i}$ , c'est-à-dire pour évaluer la vraisemblance de l'hypothèse  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ . Parmi ces informations, on peut citer la forme, le rapport des extensions horizontale et verticale, ... Les vraisemblances sont déduites de la comparaison des données mesurées avec les valeurs théoriques obtenues en positionnant le modèle 3D de la classe  $\omega$  selon l'orientation  $\theta_n$ . De plus, pour l'hypothèse  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ , on dispose des valeurs des extensions (métriques) prédites grâce au modèle 3D de la classe  $\omega$ . En utilisant les mesures des extensions angulaires de l'objet segmenté, on peut estimer la distance à laquelle se trouve l'objet, conditionnellement à l'hypothèse  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ . Cette distance permet d'exploiter d'autres attributs, comme par exemple le rayonnement infrarouge émis par la cible, calculé à partir du rayonnement reçu et en tenant compte de l'affaiblissement par l'atmosphère (qui dépend de la distance). Ces attributs calculés à partir de la distance estimée servent à évaluer la vraisemblance de l'hypothèse  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ .

Pour chaque information, on élabore à chaque instant  $t_{k-i}$  et pour chaque orientation possible  $\theta_n$ , un jeu de masses, centré sur la disjonction  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ , qui permet d'évaluer cette hypothèse. La façon de construire un jeu de masses est illustrée avec l'attribut forme. Cette construction s'effectue de façon analogue pour les autres attributs.

On analyse la forme de l'objet à classifier à l'aide des descripteurs de Fourier [4]. Afin de constituer le jeu de masses centré sur la disjonction  $(\theta_n^{t_{k-i}})$ , on calcule le vecteur de descripteurs à partir de la silhouette de l'objet segmenté à l'instant  $t_{k-i}$ . On oriente ensuite le modèle 3D de la classe  $\omega$  selon la direction  $\theta_n$ . On calcule le vecteur de descripteurs pour la silhouette correspondante. La comparaison de ce vecteur avec le vecteur de descripteurs de l'objet segmenté permet de déduire un indice de vraisemblance pour l'orientation  $\theta_n$ , à l'aide de la formule :

$$\varepsilon^{forme} = p_1 \cdot \exp\left(-p_2 \cdot \|F_{K_F}^{objet} - F_{K_F}^{(\omega, \theta)}\|^2\right) \quad (6)$$

avec  $F_{K_F}^{objet}$ , vecteur des  $K_F$  premiers descripteurs de Fourier de la cible,  $F_{K_F}^{(\omega, \theta)}$ , vecteur des  $K_F$  premiers descripteurs de Fourier de la classe  $\omega$  orientée selon  $\theta_n$ ,  $p_1$  et  $p_2$  sont deux paramètres de réglage déterminés expérimentalement.

L'échantillonnage des positions  $\theta_n$  de la cible est nécessairement limité à un pas relativement grossier afin de ne pas aboutir à un trop grand nombre d'hypothèses. Pour

compenser cela, on évalue également les indices de vraisemblance de la cible  $\omega$  pour les orientations contenues dans un angle solide autour de l'orientation  $\theta_n$ . On note  $\varepsilon_{\max}^{\text{forme}(\omega, \theta_n)}$  la valeur maximale obtenue.

Finalement le jeu de masses  $m_{\theta_n^{k-i}}^{\text{forme}}(\cdot)$  véhiculant l'information apportée par la forme relativement à l'hypothèse  $(\theta_n^{k-i})$  est un jeu dont les seuls éléments focaux sont les disjonctions  $(\theta_n^{k-i})$ ,  $(\overline{\theta_n^{k-i}})$  et  $\Omega_\omega$ . On le définit de la façon suivante :

$$\begin{cases} m_{\theta_n^{k-i}}^{\text{forme}}(\theta_n^{k-i}) = \varepsilon_{\max}^{\text{forme}(\omega, \theta_n)} \\ m_{\theta_n^{k-i}}^{\text{forme}}(\overline{\theta_n^{k-i}}) = 1 - \varepsilon_{\max}^{\text{forme}(\omega, \theta_n)} \\ m_{\theta_n^{k-i}}^{\text{forme}}(\Omega_\omega) = \varepsilon_{\max}^{\text{forme}(\omega, \theta_n)} - \varepsilon_{\max}^{\text{forme}(\omega, \theta_n)} \end{cases} \quad (7)$$

### 2.2.2 Vraisemblance d'une succession d'orientations

Le second type d'informations exploitées correspond aux variations de certains attributs qui permettent d'évaluer globalement la vraisemblance d'une succession d'orientations  $(\theta_{n_0}, \theta_{n_1}, \theta_{n_2}, \dots, \theta_{n_p}) \in \mathcal{V}^p$  de la classe  $\omega$  aux instants  $t_k, t_{k-1}, \dots$  (et non plus comme précédemment uniquement une orientation  $\theta_n \in \mathcal{V}$  à un instant donné  $t_{k-i}$ ). Ces informations sont la vitesse transversale, la variation temporelle du rayonnement reçu ou des extensions, ... Elles sont utilisées pour évaluer les disjonctions que l'on note  $(\theta_{n_0}^{t_k}, \theta_{n_1}^{t_{k-1}}, \theta_{n_2}^{t_{k-2}}, \dots, \theta_{n_p}^{t_{k-p}})$ , correspondant à chacune des successions  $(\theta_{n_0}, \theta_{n_1}, \theta_{n_2}, \dots, \theta_{n_p})$  possibles pour la classe  $\omega$  aux instants  $t_k, t_{k-1}, \dots$ .

Pour chaque information, on utilise conjointement les observations obtenues entre  $t_{k-p}$  et  $t_k$  afin d'élaborer un jeu de masses centré sur chacune des disjonctions  $(\theta_{n_0}^{t_k}, \theta_{n_1}^{t_{k-1}}, \theta_{n_2}^{t_{k-2}}, \dots, \theta_{n_p}^{t_{k-p}})$  en utilisant une démarche similaire à celle présentée ci-dessus pour la forme.

### 2.3 Prise de décision

Le paragraphe précédent a permis de créer à partir des observations faites entre  $[t_{k-p}, t_k]$  des jeux de masses, définis sur le cadre de discernement raffiné  $\Omega_\omega$ .

La forme et les autres attributs permettent de créer des jeux centrés sur les disjonctions correspondant à des orientations spécifiques  $(\theta_n^{k-i})$  ou des successions d'orientations. On les fusionne entre eux afin d'obtenir une nouvelle fonction de masse représentant la vraisemblance relative de la classe  $\omega$  et des successions d'orientations sur  $[t_{k-p}, t_k]$  conditionnellement à la présence de la classe  $\omega$ .

Ce calcul est effectué pour chaque classe  $\omega_i$  du cadre de discernement de décision  $\Omega$ , fournissant ainsi un jeu de masse  $m_{\Omega_{\omega_i}}(\cdot)$ . Pour comparer la vraisemblance des différentes hypothèses  $\omega_i$ , il est nécessaire de fusionner les jeux  $m_{\Omega_{\omega_i}}(\cdot)$ . Cette fusion nécessite de ramener ces jeux

(définis sur des cadres de discernement  $\Omega_{\omega_i}$  différents) sur un cadre commun qui est le cadre de discernement de décision  $\Omega$ .

Pour une classe  $\omega$ , on peut déterminer la succession d'orientations  $O_m^\omega$  la plus vraisemblable en cherchant l'hypothèse  $(\omega, O_m)$  qui satisfait la règle du maximum de plausibilité pour le jeu  $m_{\Omega_\omega}(\cdot)$ . La vraisemblance de  $(\omega, O_m^\omega)$  peut être assimilée à celle de  $\omega$ , ce qui implique que les informations soutenant les hypothèses d'orientations autres que  $O_m^\omega$ , soutiennent en fait  $\overline{\omega}$ . On utilise donc le jeu  $m_{\Omega_\omega}(\cdot)$  pour définir un nouveau jeu de masses sur  $\Omega$ , noté  $m_\omega(\cdot)$ , à l'aide des deux opérations successives de grossissement et de raffinement décrites ci-dessous :

$$G_{(\omega, O_m^\omega)} : \begin{cases} G_{(\omega, O_m^\omega)}(\{\overline{\omega}, (\omega, O_1), \dots, (\omega, O_m), \dots\}) = \{\overline{\omega}\} \\ G_{(\omega, O_m^\omega)}(\{\omega, O_m^\omega\}) = \{\omega\} \end{cases}, \forall O_m \neq O_m^\omega \quad (8)$$

$$R_{(\omega, O_m^\omega)} : \begin{cases} R_{(\omega, O_m^\omega)}(\{\omega\}) = \{\omega\} \\ R_{(\omega, O_m^\omega)}(\{\overline{\omega}\}) = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots\}, \forall \omega_i \neq \omega \end{cases} \quad (9)$$

Le jeu  $m_\omega(\cdot)$  est un jeu défini sur le cadre de discernement de décision  $\Omega$ .  $m_\omega(\cdot)$  est centré sur la classe  $\omega$ . L'ensemble des jeux  $m_{\omega_i}(\cdot)$  obtenus pour les différentes classes  $\omega_i$  sont fusionnés. Le résultat est un jeu de masses décrivant la vraisemblance relative des hypothèses de  $\Omega$  au regard des informations disponibles entre  $t_{k-p}$  et  $t_k$ . Ce dernier jeu peut alors être fusionné avec ceux obtenus respectivement grâce aux observations faites entre  $[t_{k-2,p}, t_{k-p-1}]$ ,  $[t_{k-3,p}, t_{k-2,p-1}]$ , etc. Le jeu finalement obtenu est utilisé pour prendre la décision à l'aide d'une des règles telle que le maximum de plausibilité.

## 3. Résultats de simulation

La méthode de classification proposée a été testée tant sur données synthétiques que sur données réelles. Les cibles à reconnaître sont constituées d'un avion de chasse, un avion de ligne, un hélicoptère et un missile. Les attributs utilisés sont la forme, le rapport des extensions, la vitesse transversale, la variation des extensions et la variation d'éclairement dans le cas de cibles réelles. En pratique, l'ensemble des orientations possibles est limité à un nombre restreint d'hypothèses. On cherche à définir si la cible est en rapprochement (hypothèse notée  $\theta_1$ ), en éloignement ( $\theta_3$ ), ou en déplacement transversal (vue de droite  $\theta_2$  ou de gauche  $\theta_4$ ). Pour chaque attribut, l'utilisation de l'orientation de la cible permet de diminuer fortement le recouvrement des intervalles des valeurs associés à chacune des classes, et d'améliorer ainsi la discrimination.

L'expérimentation a permis de mettre en évidence que certains attributs, comme la forme par exemple, jouent un rôle fondamental dans la discrimination des classes entre elles, tandis que d'autres attributs, comme le rapport des extensions, sont plus efficaces pour discriminer les orientations. On peut donc conclure que les attributs jouent un rôle complémentaire dans le processus de classification. La figure 1 illustre le fait

que l'orientation est mieux estimée pour la classe de la cible effectivement présente (il s'agit d'un mirage dans le cas des figures 1, 2 et 3). Pour les autres classes de cibles, l'orientation estimée varie davantage au cours du temps. De façon générale, on constate également que lorsque la cible est éloignée, les erreurs d'orientation sont plus fréquentes.

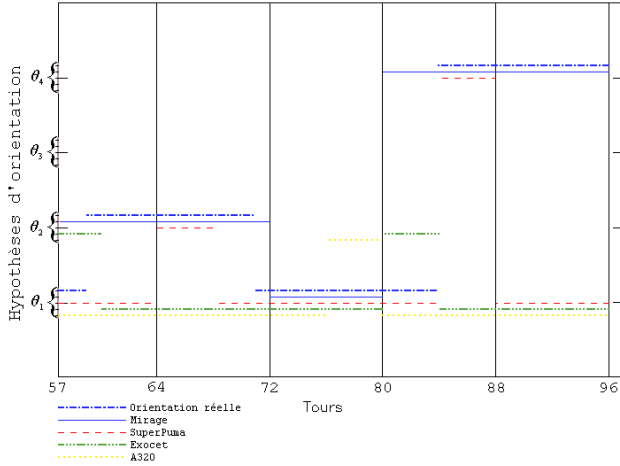


FIG. 1 : Exemple d'orientations retenues à chaque tour

De plus, comme l'illustre la figure 2, on constate qu'une estimation correcte de l'orientation pour une classe erronée conduit à une estimation imprécise de la distance, ce qui montre que les observations et les attributs utilisés permettent de discriminer les différentes classes de cibles.

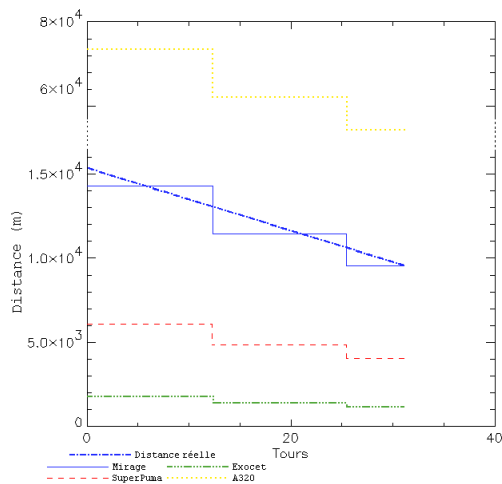


FIG. 2 : Distances associées aux orientations retenues

La figure 3 fournit l'évolution temporelle de la masse (i.e. la vraisemblance) de chaque hypothèse (celle de l'A320, nulle, n'est pas tracée). Elle est fournie pour les périodes de temps  $[t_0, t_{p-1}]$  (période 0),  $[t_p, t_{2p-1}]$  (période 1), ... Cette figure illustre le fait que l'accumulation des observations au cours du temps permet d'augmenter en général la vraisemblance de la classe à reconnaître.

Le tableau 1 fournit les pourcentages de bonne classification pour deux types de cibles observées, correspondant à des données réelles ou synthétiques (moins

bruitées), et pour deux plages différentes de distances. Ces résultats permettent de valider l'approche proposée.

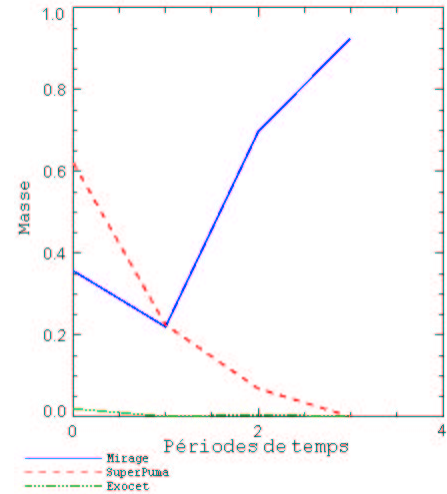


FIG. 3 : Évolution temporelle de la masse des disjonctions

TAB. 1 : Taux de classification

		D < 5	5 < D < 10
Mirage	Synthétique	90	84
	Réelle	72	62
Puma	Synthétique	75	69
	Réelle	65	57

## 4. Conclusion

Une méthode de classification de cibles observées à l'aide d'un système optronique passif, a été développée en faisant appel à la théorie de Dempster-Shafer. Cette méthode permet de compenser l'absence d'une mesure de la distance de la cible, en décomposant chaque hypothèse en sous-hypothèses constituées à la fois de la classe de la cible et de son orientation par rapport au capteur. L'approche proposée a été validée expérimentalement. Cette approche pourrait être enrichie en utilisant de nouveaux attributs pour la détermination des jeux de masses à l'aide de méthodes qui restent à définir.

## Références

- [1] S. Momprivé, *Classification Automatique de Cibles Observées par un Système Optronique*, Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2000.
- [2] Dempster A.P., *A Generalization of Bayesian Inference*, Journal of the Royal Statistical Society, vol. 30, serie B, 1968.
- [3] Shafer G., *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, Princeton, 1976.
- [4] Zahn C. T., Roskies R. Z., *Fourier Descriptor For Plane Closed Curves*, IEEE Trans. Comput., Vol. C-21, pp. 269-281, Mar 1972.