



HAL
open science

Belief decision support and reject for textured images characterization

Arnaud Martin

► **To cite this version:**

Arnaud Martin. Belief decision support and reject for textured images characterization. International Conference on Information Fusion, Oct 2008, Lens, France. pp.131. hal-00293209

HAL Id: hal-00293209

<https://hal.science/hal-00293209v1>

Submitted on 3 Jul 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Aide la dcision crdibiliste et rejet pour la reconnaissance d'images textures

Belief decision support and reject for textured images characterization

A. Martin *

ENSIETA, E³I² EA3876

2 rue Franois Verny 29806 Brest Cedex 9, Arnaud.Martin@ensieta.fr

Résumé :

La classification d'images textures suppose considrer les images en rgnon de mme texture pour les classifier. En environnement incertain, il peut tre prfrable de prendre une dcision imprcise ou de rejeter la rgnon correspondant une classe non apprise. De plus, sur les units de classification que sont les rgnons, peut apparatre plus d'une texture. Ces considrations nous ont entran dvelopper un modle de dcision crdibiliste permettant de rejeter une rgnon comme non apprise et de dcider sur les unions et intersections de classes apprises.

L'approche propose trouve toute sa justification dans une application de caractrisation de fond marin partir d'images sonar, qui sert d'illustration.

Mots-clés :

Dcision crdibiliste, rejet, thorie des fonctions de croyance, reconnaissance, images textures.

Abstract:

The textured images' classification assumes to consider the images in terms of area with the same texture. In uncertain environment, it could be better to take an imprecise decision or to reject the area corresponding to an unlearning class. Moreover, on the areas that are the classification units, we can have more than one texture. These considerations allows us to develop a belief decision model permitting to reject an area as unlearning and to decide on unions and intersections of learning classes.

The proposed approach finds all its justification in an application of seabed characterization from sonar images, which contributes to an illustration.

Keywords:

Belief decision, reject, belief function theory, pattern recognition, textured images.

1 Introduction

La classification d'images textures en environnements incertains pose plusieurs problmes. Tout d'abord, caractriser la texture d'une image ncessite de considrer une rgnon suppose contenir une mme texture sur laquelle diffrents paramtres de texture pourront tre calculs selon de nombreuses mthodes. Gnralement le dcoupage de l'image se fait en imasettes de taille carre (par exemple 32×32 pixels) qui dpend de la texture caractriser et de la rsolution de l'image. Cette taille est donc fixe selon ces caractristiques de l'application. Le dcoupage de l'image est ralis en dplaant l'imasette ventuellement avec un pas de recouvrement sur toute l'image. Une imasette peut donc contenir deux ou plus textures diffrentes. Chercher caractriser des zones (de forme varie) de texture homogne ncessite de dterminer les contours de ces rgnons ce qui peut s'avrer trs difficile en environnement incertain lorsque ces contours sont flous [1].

Ainsi, l'unit de classification est l'imasette. Pour l'apprentissage du classifieur, il est donc ncessaire de considrer des imasettes contenant une seule texture. Chercher apprendre sur des imasettes contenant plusieurs textures (et donc considrer davantage de classes que de texture) pose problme : le nombre de textures sur une imasette peut tre important et la proportion de chaque texture prsente sur l'imasette varie de manire continue.

Nous avons montr l'intrt de la thorie des fonc-

*Ce travail a t ralis lors d'un sjour au RDDC (Recherche et Dveloppement pour la Dfence Canada) Valcatier, Qubec, Canada, et est en partie financ par la DGA (Dlgtion gnrale pour l'Armement) et BMO (Brest Mtropole Ocanne).

tions de croyance pour la prise de dcision lors de la classification d'images textures en environnement incertain [2]. L'application vise et qui servira d'illustration dans ce papier est la caractrisation de sdiments marins partir d'images sonar. Ce problme est particulirement dlicat car les images sonar sont souvent difficiles interprter, mme pour un expert [1]. Sur une mme imagerie, il peut tre prfrable de dcider qu'il y a par exemple du sable ou de la vase lorsque l'expert est peu sr ou de rejeter si l'imagerie correspond une classe non apprise (telle qu'une pave) [2]. Il faudrait galement pouvoir dcider qu'il y a du sable et de la vase lorsque l'expert est sr et que sur l'imagerie considre les deux sdiments apparaissent. Nous supposons donc possder un classifieur s'exprimant par une fonction de croyance. Nous considrerons ici la combinaison de classifieurs binaires de type SVM (Support Vector Machine) prsente dans [2], d'autres approches de combinaison de classifieurs sont possibles [3, 4, 5] ou de classifieurs crdibilistes [6, 7].

Nous prsentons dans la section suivante un rappel sur les fonctions de croyance et le processus de dcision utilis dans [2] permettant de dcider sur les classes et les unions de classes mais aussi de rejeter des lments. Nous tendons ensuite cette approche afin de pouvoir dcider de faon simple galement sur les intersections de classes. Ceci est illustr dans la section 4 pour dcider l'issue de la reconnaissance de la texture des images sonar.

2 Fonctions de croyance

La thorie des fonctions de croyance est de plus en plus employe pour la modlisation des incertitudes et imprcisions. Elle est fonde sur la manipulation des fonctions de masse (ou masse lmentaire de croyance). Les fonctions de masse sont dfinies sur l'ensemble de toutes les disjonctions du cadre de discernement $\Theta = \{C_1, \dots, C_n\}$ et valeurs dans $[0, 1]$, o les C_i representent les hypotheses supposes exhaustives et exclusives. Cet ensemble est not 2^Θ . Gnrale-

ment, il est ajout une condition de normalit, donne par :

$$\sum_{X \in 2^\Theta} m_j(X) = 1, \quad (1)$$

o $m_j(\cdot)$ represente la fonction de masse pour une source (ou un classifieur binaire dans cet article) S_j , $j = 1, \dots, s$. Ainsi selon les stratgies du passage plusieurs classes du classifieur binaire nous avons $s = n$ dans le cas un-contre-reste et $s = n(n-1)/2$ dans le cas un-contre-un.

À partir de ces fonctions de masse, d'autres fonctions de croyance peuvent tre dfinies, telles que les fonctions de crdibilit, representant une croyance minimale d'une source en un lment. Elles sont donnees pour tout $X \in 2^\Theta$ par :

$$\text{bel}_j(X) = \sum_{Y \in 2^\Theta, Y \subseteq X, Y \neq \emptyset} m_j(Y), \quad (2)$$

ou encore les fonctions de plausibilit, representant une croyance maximale d'une source en un lment, donnees pour tout $X \in 2^\Theta$ par :

$$\text{pl}_j(X) = \sum_{Y \in 2^\Theta, Y \cap X \neq \emptyset} m_j(Y). \quad (3)$$

Afin de conserver un maximum d'informations, il est prfrable de rester un niveau crdal (*i.e.* de manipuler des fonctions de croyance) pendant l'tape de combinaison des informations pour prendre la dcision sur les fonctions de dcision issues de la combinaison. La rgle initialement proposee par Dempster, est une rgle conjonctive normalisee dfinie pour s classifieurs, pour tout $X \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}$ par :

$$m_{\text{DS}}(X) = \frac{m_{\text{Conj}}(X)}{1 - m_{\text{Conj}}(\emptyset)}, \quad (4)$$

avec

$$m_{\text{Conj}}(X) = \sum_{Y_1 \cap \dots \cap Y_s = X} \prod_{j=1}^s m_j(Y_j), \quad (5)$$

o $Y_j \in 2^\Theta$ est la rponse du classifieur j , et $m_j(Y_j)$ la fonction de masse associe. $m_{\text{Conj}}(\emptyset)$

est gnralement interprte comme une mesure de conflit ou plus exactement comme l'inconsistance de la fusion. Cette rgle de combinaison applique des fonctions de masse pour lesquelles les seuls lments focaux sont les singletons (*i.e.* des probabilit) est quivalente l'approche baytienne. Un tat de l'art des nombreuses rgles de combinaison issues de la thorie des fonctions de croyance, ainsi que de nouvelles rgles prometteuses ont t propos par [8].

Si la dcision prise par le maximum de crdit peut tre trop pessimiste, la dcision issue du maximum de plausibilit est bien souvent trop optimiste. Le maximum de la probabilit pignistique, introduite par [9], reste le compromis le plus employ. La probabilit pignistique est donne pour tout $X \in 2^\Theta$, avec $X \neq \emptyset$ par :

$$\text{betP}(X) = \sum_{Y \in 2^\Theta, Y \neq \emptyset} \frac{|X \cap Y|}{|Y|} m_{\text{DS}}(Y), \quad (6)$$

o $|X|$ reprsente le cardinal de X . En effet, nous avons $\text{bel}(X) \leq \text{betP}(X) \leq \text{pl}(X)$ pour tout $X \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}$. De mme qu'avec les approches bayttiennes, il n'existe pas en gnral de fonction optimale pour prendre la dcision.

Dans cette tude, nous souhaitons autoriser le rejet d'une partie des donnes comme n'appartenant pas l'ensemble des classes apprises. De nombreuses approches en reconnaissance de forme sont envisageables afin de rejeter une observation appartenant une classe non apprise (*cf.* [10]). Dans le cadre des fonctions de croyance, une dcision pessimiste est prfable. Le critre propos par [11], consiste choisir la classe C_k pour une observation si :

$$\begin{cases} \text{bel}(C_k) = \max_{1 \leq i \leq n} \text{bel}(C_i), \\ \text{bel}(C_k) \geq \text{bel}(C_k^c). \end{cases} \quad (7)$$

L'ajout de cette seconde condition par rapport au maximum de crdit, permet de ne prendre une dcision que si celle-ci est non ambigu, c'est--dire si nous croyons plus en la classe C_k qu'en son contraire.

En rgle gnrale, la dcision est prise sur les singletons du cadre de discernement [12, 13]. En effet,

les fonctions de crdit, plausibilit et probabilit pignistique sont des fonctions f_d croissantes avec l'inclusion ($A \subset B$ implique $f_d(A) \leq f_d(B)$). Il est cependant possible de prendre une dcision sur les unions de singletons en pondrant ces fonctions de dcision par une fonction d'utilit dpendant de la cardinalit des lments. Ainsi, l'approche propose par [14] considre les fonctions de plausibilit permettant de dcider n'importe quel lment de 2^Θ et non plus seulement les singletons comme prcdemment. Ainsi nous allons choisir l'lment $A \in 2^\Theta$ pour une observation si :

$$A = \arg \max_{X \in 2^\Theta} (m_d(X) \text{pl}(X)), \quad (8)$$

o m_d est une masse dfinie par :

$$m_d(X) = K_d \lambda_X \left(\frac{1}{|X|^r} \right), \quad (9)$$

r est un paramtre appartenant $[0, 1]$ permettant de choisir une dcision allant du choix d'un singleton ($r = 1$) l'indcision totale ($r = 0$). λ_X permet d'intgrer le manque de connaissance sur l'un des lments X de 2^Θ . Dans cette tude nous poserons $\lambda_X = 1$. La constante K_d est un facteur de normalisation qui garantit la condition de l'quation (1). Cette approche est envisageable galement avec les fonctions de crdit ou probabilit pignistique.

Dans [2], nous avons propos une stratgie permettant la fois prendre une dcision sur une union de classes (*i.e.* lorsque l'indcision est grande et que nous ne pouvons dcider entre deux classes particulires) et ne pas prendre de dcision lorsque notre croyance en un singleton est trop faible. Cette rgle de dcision est donc compose de deux tapes :

1. la rgle de dcision du maximum de crdit avec rejet dfinie par l'quation (7) est applique afin de dterminer les lments n'appartenant pas aux classes apprises.
2. la rgle de dcision de l'quation (8) est ensuite applique aux lments non rejets.

Une autre approche possible serait d'appliquer la rgle de dcision de l'quation (8), puis la rgle

de dcision du maximum de crdibilit avec rejet sur les lments imprcis classs sur les unions.

3 Dcision et intersections

En vue de prendre une dcision sur les intersections du cadre de discernement Θ de taille n , nous pourrions changer le cadre de discernement en un cadre de discernement largi de taille $2^n - 1$ correspondant toutes les parties disjointes (hypothse d'exclusivit) du diagramme de Venn. Le principal problme est alors combinatoire car l'ensemble des disjonctions de ce nouveau cadre de discernement est de taille $2^{2^n - 1}$. De plus dans cet espace de nombreux lments ne correspondent pas forcément une ralit physique (par exemple l'lment $C_1 \setminus \{C_2 \cup C_3\}$ trouverait difficilement un sens dans notre application). Une autre approche propose par [15] consiste fermer l'espace Θ par les oprateurs d'union et d'intersection, cet espace est not D^Θ .

3.1 Simples extensions

La cardinalit des lments de D^Θ doit tre redfinie par le nombre de parties disjointes du diagramme de Venn et la cardinalit de X est note $\mathcal{C}_M(X)$ [16]. Les fonctions de crdibilit et plausibilit sont naturellement tendues par :

$$\text{Bel}(X) = \sum_{Y \in D^\Theta, Y \subseteq X} m(Y), \quad (10)$$

$$\text{Pl}(X) = \sum_{Y \in D^\Theta, X \cap Y \neq \emptyset} m(Y). \quad (11)$$

Il est noter qu'alors la plausibilit n'a plus d'intr car dans D^Θ tous les lments contiennent l'intersection de tous les lments de Θ . Cependant la plausibilit peut avoir un sens si on ajoute des contraintes sur des intersections possiblement vides. On ne se place pas dans ce cas dans cet article.

La probabilit pignistique pour $X \in D^\Theta$, avec $X \neq \emptyset$ s'crit :

$$\text{GPT}(X) = \sum_{Y \in D^\Theta, Y \neq \emptyset} \frac{\mathcal{C}_M(X \cap Y)}{\mathcal{C}_M(Y)} m(Y). \quad (12)$$

Le critre propos par [11] peut difficilement s'tendre dans D^Θ puisque D^Θ n'est pas ferm par le passage au complmentaire. Il est toutefois possible de rejeter une partie des donnes considres sur 2^Θ (typiquement les singletons), puis de prendre une dcision sur D^Θ pour les donnes restantes. L'approche propose par [14] tendue D^Θ permet de prendre une dcision sur n'importe quel lment de D^Θ tenant compte la fois de la fonction de masse et de la cardinalit. Ainsi nous allons choisir l'lment $A \in D^\Theta$ pour une observation si :

$$A = \arg \max_{X \in D^\Theta} (m_d(X) f_d(X)), \quad (13)$$

o f_d est la fonction de dcision retenue (crdibilit, plausibilit, probabilit pignistique, ...) et m_d est la fonction de masse dfinie par :

$$m_d(X) = K_d \lambda_X \left(\frac{1}{\mathcal{C}_M(X)^r} \right), \quad (14)$$

r est toujours un paramtre dans $[0, 1]$ permettant prsent une dcision de l'intersection de tous les singletons ($r = 1$) (la place des singletons dans 2^Θ) jusqu' l'indcision totale Θ ($r = 0$). λ_X et K_d sont dfinis comme prcdemment. Sans contrainte, il ne faut donc pas choisir la plausibilit pour f_d .

3.2 Dcision selon la spcificit

La cardinalit $\mathcal{C}_M(X)$ peut tre vue comme une mesure de spcificit de X . La figure 1 montre bien le rle central jou par les singletons dans D^Θ (la cardinalit des singletons pour $|\Theta|=5$ est 16), mais aussi qu'il existe beaucoup d'autres lments (619) ayant exactement la mme cardinalit. Il peut tre intressant de prciser directement la spcificit (ou un intervalle de spcificit) des lments sur lesquels nous souhaitons prendre une dcision. C'est le rle de r dans l'approche de [14]. Ainsi, nous dcidons de l'lment A si :

$$A = \arg \max_{X \in \mathcal{S}} f_d(X), \quad (15)$$

o f_d est la fonction de dcision retenue (qui sera la fonction de dcision pondre par la masse

donne par l'équation (14) dans le cas d'un intervalle de spécificité) et

$$S = \{X \in D^\Theta; \min_S \leq \mathcal{C}_M(X) \leq \max_S\}, \quad (16)$$

avec \min_S et \max_S respectivement le minimum et maximum de la spécificité attendue.

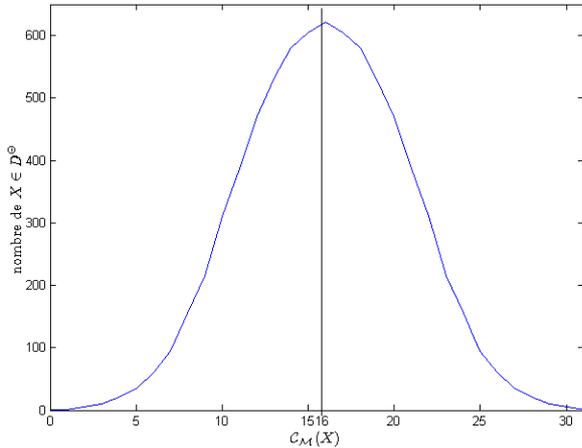


Figure 1 – Nombre d'éléments de D^Θ avec $|\Theta| = 5$, pour une cardinalité donnée.

4 Illustration

4.1 Images Sonar

Notre base de données comporte 42 images sonar fournies par le GESMA (Groupe d'Études Sous-Marines de l'Atlantique). Ces images ont été obtenues à l'aide d'un sonar latéral Klein 5400 avec une résolution longitudinale de 20–30 cm et 3 cm en distance. Le fond se situe entre 15 m et 40 m.

Des experts ont segmenté manuellement ces images donnant le type de sédiment (roche, cailloutis, sable, vase, et ride (verticales ou 45 degrés)), ainsi qu'ombre et autres qui ne seront pas pris en compte comme classe. Il est cependant très difficile pour un expert de discriminer la roche des cailloutis et le sable de la vase. Pour le sédimentologue il est cependant important de pouvoir discriminer le sable de la vase. Le type ride peut être de sable ou de vase. Ainsi, avec le point de vue du sédimentologue, nous considérons seulement trois classes de sédiments : C_1 =roche-cailloutis,

C_2 =sable et C_3 =vase. Dans le but d'évaluer notre processus de décision, nous considérons les rides comme une quatrième classe (C_4) qui ne sera pas apprise.

Chaque image est découpée en images de taille 32×32 pixels (soit environ 40 m^2). L'apprentissage est réalisé à partir de 2333 images homogènes de sable, vase et roche-cailloutis (soit 6999 images homogènes). Le sédiment ride n'est pas appris volontairement.

Afin de classifier ces images, nous devons dans un premier temps extraire des paramètres de texture sur chacune d'elles. Après avoir testé différentes approches [3], nous retenons ici les matrices de co-occurrence qui sont calculées en comptabilisant le nombre de pixels de niveau de gris identique pour une distance et un angle fixes. Six paramètres proposés par Haralick sont alors calculés, représentant : l'homogénéité, le contraste, l'entropie, la corrélation, la directionnalité et l'uniformité. La distance retenue est de 2 pixels et nous effectuons une moyenne sur les quatre directions : 0, 45, 90 et 135 degrés.

Nous utilisons la bibliothèque *libSVM* [17] pour les classificateurs binaires avec une stratégie un-contre-un. Sur la base du taux de bonne classification, nous retenons le noyau gaussien (avec $\gamma = 1/6$ ou 6 représente la dimension de l'espace de nos données) avec une pondération de l'erreur $C = 1$.

4.2 Modèle

Le modèle de fonctions de masse employé ici pour combiner les différents classificateurs binaires issus du SVM est celui proposé dans [2]. Dans le cas un-contre-un considéré dans cet article, les $n(n-1)/2$ fonctions de décision du classificateur sont notées f_{ij} avec $i < j$ et $i, j = 1, \dots, n$, où i et j correspondent aux classes considérées C_i et C_j . Ainsi nous définissons la fonction de masse

en sortie de chaque classifieur binaire par :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{ij}(C_i)(x) = \alpha_{ij} \cdot \\ \left((1 - \exp(-\frac{1}{\lambda_{ij,p}} f_{ij}(x))) \mathbb{1}_{[0,+\infty[}(f_{ij}(x)) \right. \\ \left. + \exp(-\frac{1}{\lambda_{ij,n}} f_{ij}(x)) \mathbb{1}_{]-\infty,0[}(f_{ij}(x)) \right) \\ \\ m_{ij}(C_j)(x) = \alpha_{ij} \cdot \\ \left(\exp(-\frac{1}{\lambda_{ij,p}} f_{ij}(x)) \mathbb{1}_{[0,+\infty[}(f_{ij}(x)) \right. \\ \left. (1 - \exp(-\frac{1}{\lambda_{ij,n}} f_{ij}(x))) \mathbb{1}_{]-\infty,0[}(f_{ij}(x)) \right) \\ \\ m_{ij}(\Theta)(x) = 1 - \alpha_{ij} \end{array} \right.$$

avec

$$\left\{ \begin{array}{l} \lambda_{ij,p} = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l f_{ij}(x) \mathbb{1}_{[0,+\infty[}(f_{ij}(x)), \\ \lambda_{ij,n} = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l f_{ij}(x) \mathbb{1}_{]-\infty,0[}(f_{ij}(x)). \end{array} \right. \quad (17)$$

La rgle de combinaison conjonctive normalise (quation (4)) sera ici employe sur les $n(n-1)/2$ fonctions de masse du cas un-contre-un. Lorsque les donnees sont trs recouvertes, des rgles rpartissant le conflit plus finement doivent tre privilgis (cf. [8]).

4.3 Resultats et discussion

Dans un premier temps donnons des resultats de reconnaissance sur des imagettes homogenes. On considere 1000 imagettes pour chaque type de sdiment roche-cailloutis (C_1), sable (C_2), vase (C_3), et ride (C_4). Les tableaux 1 et 2 donnent les resultats respectivement pour la dcision pignistique et crdibilit avec rejet sur les singletons et dcision selon [2] avec rejet puis sur les unions possibles. On constate tout d'abord l'intrt du rejet, car mme si une partie des imagettes des classes apprises est rejete, la plus grande part rejete vient des rides (classe C_4 non apprise). La part d'erreur la plus importante provient de la confusion entre sable (C_2) et vase (C_3) qui sont deux sdiments de texture homogene difficile reconnatre pour l'expert [1]. Permettre de dcider sur les unions montrent bien cette difficult : une part importante de ces imagettes de

sable et vase sont classes comme sable ou vase ($C_2 \cup C_3$). De plus le sdiment ride, s'il n'est pas rejet, est class en roche ou sable ($C_1 \cup C_2$) qui correspond aux erreurs les plus commises. Les rides (de sable bien souvent) sont de texture plus ou moins htrogne (comme la roche) et d'intensit proche du sable lorsque les rides sont peu marques.

	pignistique			avec rejet			
	C_1	C_2	C_3	C_1	C_2	C_3	C_4
C_1	867	131	2	825	73	2	100
C_2	31	835	134	17	655	98	230
C_3	9	348	643	4	216	590	190
C_4	567	415	18	486	232	13	269

Tableau 1 – Resultat de la dcision pignistique et crdibilit avec rejet sur les singletons.

Les resultats du tableau 2 sont donnés pour $r = 0.5$. Sur ces donnees homogenes, cette valeur de r est un bon compromis entre singletons et unions [2].

À present si l'on prend la dcision pignistique sur les lments de cardinalit 4 dans D^\ominus , nous prenons donc la dcision sur l'un des singletons ou $I_2 = (C_1 \cap C_2) \cup (C_1 \cap C_3) \cup (C_2 \cap C_3)$. Le tableau 3 montre qu'on obtient exactement les memes resultats qu'avec la dcision du maximum de crdibilit avec rejet (tableau 1). L'hypothse de monde ferm (et donc de rejet impossible) entrane donc ici une interpretation d'une ignorance sur 2 types de sdiments sur une imagette (I_2).

	C_1	C_2	C_3	I_2
C_1	825	73	2	100
C_2	17	655	98	230
C_3	4	216	590	190
C_4	486	232	13	269

Tableau 3 – Resultat de la dcision pignistique sur les lments de cardinalit 4 dans D^\ominus .

Considrons maintenant des imagettes ne contenant plus un seul sdiment, mais deux. Choisissons deux classes S_1 et S_2 , correspondant des types de sdiments appris (S_1 =sable et roche-cailloutis et S_2 =sable et vase). Prenons de

	C_1	C_2	C_3	$C_1 \cup C_2$	$C_1 \cup C_3$	$C_2 \cup C_3$	$C_1 \cup C_2 \cup C_3$	C_4
C_1	504	30	2	352	0	11	1	100
C_2	0	211	24	89	0	432	14	230
C_3	0	52	431	22	0	291	14	190
C_4	131	104	6	420	0	49	21	269

Tableau 2 – Résultats avec rejet puis sur 2^Θ .

plus deux classes S_3 et S_4 contenant des rides (non apprises), S_3 =vase et ride et S_4 =sable et ride. Nous testons chaque S_i sur 299 imagerie hétérogènes.

Si de nouveau nous comparons les résultats de la décision avec le maximum de crédibilité avec rejet et la décision pignistique sur les éléments de cardinalité 4, nous obtenons des résultats identiques donnés dans le tableau 4.

Le tableau 5 montre les résultats avec et sans rejet pour la fonction de décision pignistique sur les éléments de cardinalité 2 (*i.e.* ici les intersections de 2 classes). Rappelons que $S_1 = C_1 \cap C_2$ et $S_2 = C_2 \cap C_3$. Nous n'obtenons aucun élément classé dans $C_1 \cap C_3$ ne correspondant à aucun S_i (en trop faible nombre sur notre base). Ce résultat est plus dû à l'apprentissage des SVM et au choix de la fonction de masse que de l'approche de décision. Nous observons que S_2 est très bien classifié en $C_2 \cap C_3$, tandis que c'est moins clair pour S_1 . Ceci peut s'expliquer par le fait que les paramètres de texture sont calculés sur l'imagerie entière. Une imagerie comprenant une partie de texture homogène et une autre hétérogène ne correspond à aucune texture apprise. Les images de S_4 contenant des rides non apprises et de la vase, présentent une texture hétérogène et une lu-

	C_1	C_2	C_3	I_2
S_1	44	166	10	79
S_2	0	55	145	99
S_3	71	71	54	103
S_4	69	150	3	77

Tableau 4 – Résultats sur les images hétérogènes de la décision pignistique sur les éléments de cardinalité 4 dans D^Θ .

minosit moyenne proche du sable, ce qui peut expliquer les résultats.

	pignistique		avec rejet		
	$C_1 \cap C_2$	$C_2 \cap C_3$	$C_1 \cap C_2$	$C_2 \cap C_3$	C_4
S_1	162	137	103	117	79
S_2	45	254	26	174	99
S_3	172	127	101	95	103
S_4	202	97	130	92	77

Tableau 5 – Résultats sur les images hétérogènes de la décision pignistique (avec et sans rejet) sur les éléments de cardinalité 2 dans D^Θ .

Si l'on souhaite prendre une décision sur un intervalle de cardinalité, il est nécessaire de pondérer la fonction de décision par exemple avec la masse définie dans l'équation (14) en évitant de choisir la fonction de décision de plausibilité.

Le tableau 6 donne les résultats obtenus sur les images hétérogènes avec la décision du maximum de crédibilité pondérée par la masse de l'équation (14) sur les éléments de cardinalité comprise entre 2 et 6, ce qui correspond aux intersections de 2 classes jusqu'aux unions de 2 classes, avec $r = 0.7$. On constate que la décision porte plus ici sur les singletons que sur les intersections, et aucune union n'est trouvée. Le type S_1 (roche et sable) est plus reconnu comme du sable, alors que S_2 (sable et vase) est reconnu pour moitié comme du sable et pour moitié comme de la vase. Les types S_3 (vase et ride) et S_4 (sable et ride) sont davantage reconnus comme du sable.

5 Conclusion

La décision pour la reconnaissance d'images textures en environnement incertain et parti-

	C_1	C_2	C_3	$C_1 \cap C_2$	$C_2 \cap C_3$
S_1	55	227	12	3	2
S_2	0	137	160	0	2
S_3	93	143	61	0	2
S_4	88	207	3	1	0

Tableau 6 – Résultats sur les images hétérogènes de la décision avec la crédibilité pondérée sur les éléments de cardinalité comprise entre 2 et 6 dans D^θ .

culièrement pour la reconnaissance de texture des fonds marins partir d'images sonar est très délicate. Pour ce type d'applications, nous avons montré la possibilité et l'intérêt de pouvoir rejeter et décider sur les unions et intersections de classes apprises. L'approche proposée repose sur une extension d'approches existantes permettant d'une part de rejeter des données et d'autre part de décider sur des unions, tendues pour décider sur des intersections. Nous avons également fait ressortir l'intérêt de pouvoir spécifier la spécificité des éléments sur lesquelles on souhaite décider.

Ce type d'approche peut également avoir des intérêts pour découvrir des événements rares, comme par exemple des pavés ou des mines non connues pour la chasse aux mines.

Références

- [1] A. Martin. Fusion for Evaluation of Image Classification in Uncertain Environments. *International Conference on Information Fusion, Florence, Italy, 10-13 July 2006*.
- [2] A. Martin, I. Quidu. Decision Support with Belief Functions Theory for Seabed Characterization. *International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, 30 June-3 July 2008*.
- [3] A. Martin. Comparative study of information fusion methods for sonar images classification. *International Conference on Information Fusion, Philadelphia, USA, 25-29 July 2005*.
- [4] B. Quost, T. Denœux, M. Masson. Pairwise classifier combination using belief functions. *Pattern Recognition Letters*, 28 : 644-653, 2007.
- [5] A. Aregui, T. Denœux. Fusion of one-class classifier in the belief function framework. *International Conference on Information Fusion, Québec, Canada, 2007*.
- [6] T. Denœux, A k -Nearest Neighbor Classification Rule Based on Dempster-Shafer Theory, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, 25(5) : 804-813, 1995.
- [7] H. Laanaya, A. Martin, A. Khenchaf, D. Aboutajdine. Classification par régression floue et crédibiliste base de machines à vecteurs de support, *Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA)*, pp 77-84, Toulouse, 19-20 Octobre 2006.
- [8] A. Martin, C. Osswald. Toward a combination rule to deal with partial conflict and specificity in belief functions theory. *International Conference on Information Fusion, Québec, Canada, 2007*.
- [9] Ph. Smets. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, 5 : 29-39, 1990.
- [10] C. Fricot, L. Mascarilla. Stratégie de rejet en classification supervisée : une synthèse par opérateur de De Morgan. *Traitement du Signal*, 21(2) : 71-87, 2004.
- [11] S. Le Hgarat-Masclé, I. Bloch, D. Vidal-Madjar. Application of Dempster-Shafer Evidence Theory to Unsupervised Classification in Multisource Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4) : 1018-1031, 1997.
- [12] T. Denœux. Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern Recognition*, 30(7) : 1095-1107, 1997.
- [13] Ph. Smets. Decision making in the TBM : the necessity of the pignistic transformation. *International Journal of Approximate Reasoning*, 38 : 133-147, 2005.
- [14] A. Appriou. Approche générale de la gestion de l'incertain dans les processus de fusion multisenseur. *Traitement du Signal*, 22 : 307-319, 2005.
- [15] J. Dezert. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning. *Information & Security : An International Journal*, 9, 2002.
- [16] F. Smarandache, J. Dezert. *Applications and Advances of DSmT for Information Fusion*. American Research Press Rehoboth, 2004.
- [17] C.C. Chang, C.J. Lin. Software disponible sur <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>. *LIB-SVM : a library for support vector machines*, 2001.