



HAL
open science

**Mise en oeuvre de stratégies prédictives sur les vues à
acquérir pour la classification multi-vue d'objets
immergés à partir d'images SAS**

Isabelle Leblond, Isabelle Quidu, Cécile Berron

► **To cite this version:**

Isabelle Leblond, Isabelle Quidu, Cécile Berron. Mise en oeuvre de stratégies prédictives sur les vues à acquérir pour la classification multi-vue d'objets immergés à partir d'images SAS. 17ème conférence en Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA), Jan 2010, Caen, France. hal-00504899

HAL Id: hal-00504899

<https://hal.science/hal-00504899>

Submitted on 21 Jul 2010

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.

Mise en œuvre de stratégies prédictives sur les vues à acquérir pour la classification multi-vue d'objets immergés à partir d'images SAS

Isabelle Leblond¹, Isabelle Quidu², Cécile Berron³

ENSIETA laboratoire E3I2 EA3876, 2 rue François Verny 29806 Brest Cedex 9.

Adresses e-mail :

¹ ileblond@ifremer.fr

² quiduis@ensieta.fr

³ cecile.berron@cggveritas.com

Résumé

La classification d'objets immergés a bénéficié ces dernières années du développement de systèmes sonar d'imagerie haute résolution. Malgré cela, la classification d'un objet immergé à partir d'un seul point de vue, i.e. une seule image sonar, souffre toujours d'ambiguïtés. Pour corriger ce problème, le recours à la classification sur plusieurs vues est une voie possible. Généralement, l'angle de revisite pour l'obtention de la nouvelle vue est fixé à l'avance par défaut.

Ici, nous proposons une stratégie originale, basée sur la connaissance a priori de l'évolution des paramètres discriminants en fonction de l'orientation de l'objet. Le but est alors d'avoir une prédiction sur l'angle de revisite pour la (les) vue(s) supplémentaires à choisir afin de lever au mieux l'ambiguïté sur la classification.

Dans un premier temps, nous exposons la méthodologie pour l'obtention des courbes d'évolution en fonction de l'orientation de l'objet.

Les résultats de la classification sont alors présentés sur un nombre conséquent de données simulées.

Afin de montrer l'apport de la méthode, notre démarche est comparée à des classifications obtenues sur les mêmes données, mais avec d'autres stratégies.

Ces travaux ont été réalisés à l'Ensieta au laboratoire E3I2 EA 3876 dans le cadre du projet ASEMAR labellisé par le pôle Mer Bretagne.

Mots Clefs

Classification multi-vue, paramètres discriminants, ACP, k-plus proches voisins.

Abstract

Classification of immersed objects was improved by the development of high resolution sonar systems. However, classifying an immersed object with only one aspect, i.e. one sonar image can give some ambiguities. In order to solve this problem, classifying with several aspects is one

possible way. Generally, the new angle of visit is a default angle previously given.

Here, we propose an original strategy, based on the a priori knowledge of the evolution of extracted features vs object orientation. The aim is to have a prediction of the new angle of visit for the additional view(s) in order to take off the ambiguities on the classification.

In a first time, we expose the methodology used to obtain the evolution curves vs the object orientation.

Then, results of classification are shown with a large number of simulated data.

In order to show the contribution of this method, our approach is compared with classification on the same data, but using other strategies.

This work was realised at ENSIETA school (E3I2 laboratory) as part of the ASEMAR project, labelled by the "Mer Bretagne" pole.

Keywords

Multi-aspect classification, feature extraction, PCA, k-nearest neighbours.

1 Introduction

Traditionnellement, en imagerie sonar latéral, la reconnaissance des objets immergés se fait via l'ombre portée sur le fond marin. Plusieurs étapes sont alors nécessaires pour aboutir à la classification à partir de l'ombre sur l'image sonar.

Une première phase de traitement consiste donc à extraire l'ombre sur l'image sonar. Celle-ci est classiquement réalisée par champs markoviens, contours actifs, seuillage, etc. [8] [9].

Vient ensuite le calcul d'attributs discriminants : paramètres topologiques, géométriques, invariants, etc. sont des exemples d'attributs couramment utilisés. [7]

Une dernière étape est alors celle de la classification, utilisant les outils classiques du domaine : k-means, k-plus proches voisins, SVM, etc. [1] [6]

Cependant, malgré les progrès réalisés ces dernières années dans le développement de sonars latéraux haute

résolution, ce type de classification mono-vue souffre toujours d’ambiguïtés.

Pour résoudre ces difficultés, l’approche multi-vue a été proposée [3] [7] [10] [8]. Cela consiste à utiliser les informations venant de plusieurs vues du même objet afin d’améliorer les taux de classification. Généralement, la deuxième vue est choisie de manière systématique et automatique (par exemple, on prend systématiquement 2 vues à 90° l’une de l’autre).

Ici, nous allons explorer une approche alternative, consistant à avoir une prédiction sur la vue supplémentaire à choisir, afin d’améliorer les résultats de la classification.

Cette phase de prédiction étant basée sur l’estimation de l’orientation des objets, il est nécessaire d’obtenir des courbes montrant l’évolution des attributs de ces objets en fonction de l’orientation. Dans un premier temps, nous montrerons la méthode utilisée pour les calculer. Cette partie sera également l’occasion de présenter les données, les attributs discriminants retenus pour la classification ainsi que le système de classification utilisé.

Ensuite, la chaîne de traitement sera présentée et expliquée, en se focalisant plus particulièrement sur la phase prédictive pour le choix de la vue supplémentaire.

Une dernière partie sera consacrée à l’analyse des résultats sur un grand nombre de données simulées, et ceux-ci seront comparés à plusieurs stratégies plus classiques en classification multi-vue.

2 Travaux préalables à la classification

2.1 Données utilisées

Une remarque préalable que nous pouvons faire est que les données utilisées dans le cadre de ce travail sont des mines, mais ce travail peut bien entendu s’appliquer à d’autres types d’objets immergés.

Les données d’entrée sont des masques binaires simulés correspondant à des objets mines (cylindre, Manta, sphères de 4 tailles et Rockan) et non mines (3 rochers).

Les représentations tridimensionnelles des objets simulés dans la base de données sont fournies dans la figure ci-dessous :

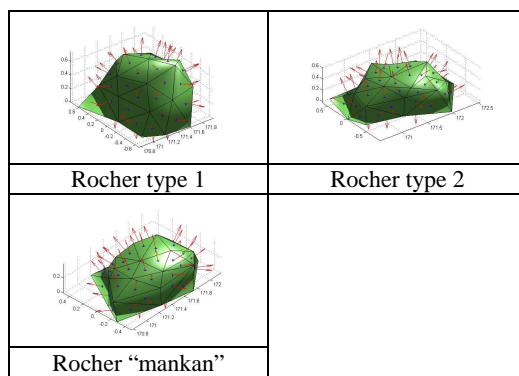
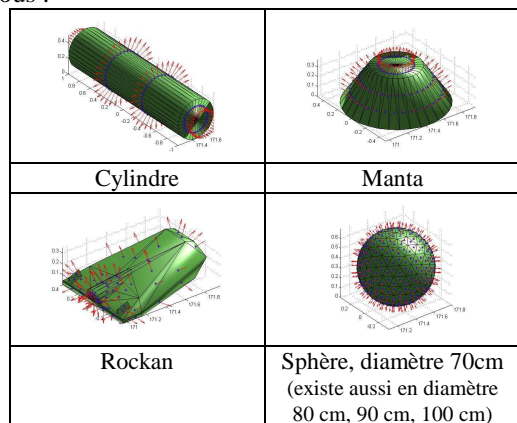


Fig. 1 : représentation tridimensionnelle des objets simulés dans la base de données.

Initialement, ces données ne sont pas bruitées, il est donc nécessaire d’ajouter un bruit par la suite. Celui retenu dans le cadre de cette étude est un bruit gaussien sur la courbure du contour, devant représenter l’extraction que l’on peut faire d’une ombre sur une image en présence de speckle, bruit multiplicatif présent sur les images sonar. La fig.2 montre quelques exemples de contours ainsi bruités.

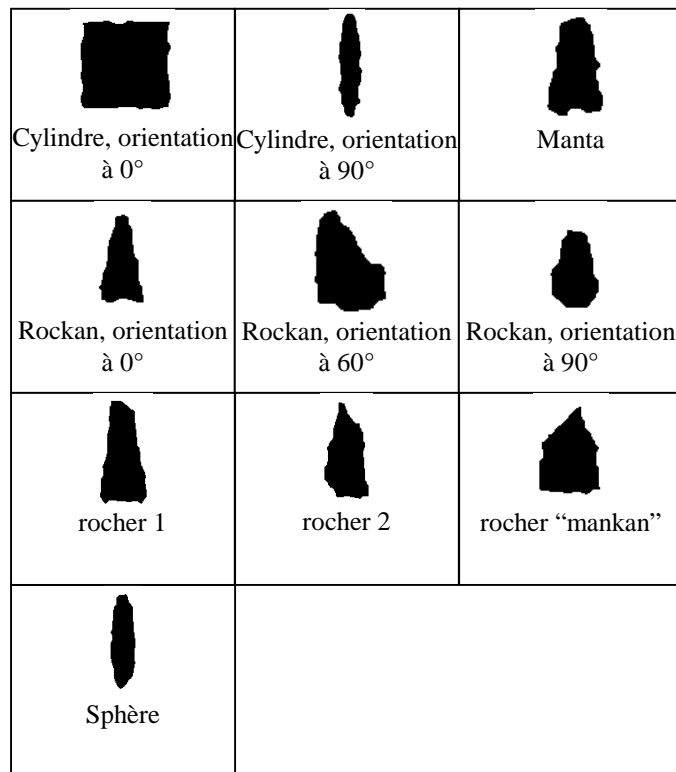


Fig. 2 : Exemples de masques binaires bruités par bruitage gaussien sur le contour.

Au final, la base de données se compose alors de 5 jeux de données contenant chacun 7200 imagerie (720 imagerie par objet avec 7 classes de mines + 3 classes de rochers). Un jeu de données servira de données d’apprentissage (en ne considérant toutefois que les

classes de mines). Une attention a été portée sur le fait d'avoir toutes les orientations possibles par jeu de données.

2.2 Attributs discriminants considérés

Un certain nombre d'attributs ont été successivement testés lors des études précédentes [7]. Pour déterminer lesquels étaient le plus discriminants, nous avons réalisé un certain nombre de séparation par analyse en composantes principales (ACP), qui reste un outil simple et visuel, ce qui nous intéresse dans un premier temps.

Après ACP, il s'avère que les attributs les plus discriminants (que nous conserverons donc ensuite) sont les suivants :

- ✓ Paramètres géométriques : Etendue, Elongation, Sphéricité, Rapport H/L, Ligne de profil, Extension, Excentricité, Solidité [4] [7]
- ✓ Invariants de Hu : 7 moments calculés à partir des moments centrés, invariants en échelle et en translation [5]
- ✓ Paramètres issus d'ondelettes spline (type dérivée 1^{ère} de gaussienne en 2D) : extraction de paramètres type moyenne ou écart-type sur les détails significatifs

La fig 3 montre la projection des données d'apprentissage sur les deux 1^{ers} axes donnés par l'ACP (rappel : les données d'apprentissage sont extraites du jeu 1 mais ne concernent que les objets de type mine). Pour la suite de l'étude, on conservera 3 axes discriminants.

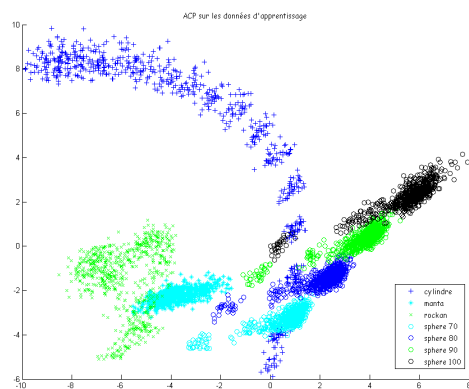


Fig. 3 : projection des données d'apprentissage sur les deux premiers axes donnés par l'ACP.

Plusieurs remarques peuvent être réalisées :

- ✓ Les clusters des sphères et de la mine Manta sont très compacts dans leur ensemble, manifestation du fait que ce sont des objets présentant une symétrie (invariance à la variation d'orientation)
- ✓ Le cluster de la mine Rockan, mais encore plus celui de la mine cylindrique s'étalent sur une large partie de l'espace réduit. Ceci est la manifestation de la variabilité d'aspect lors des changements d'orientation.

2.3 Courbes d'évolutions en fonction de l'orientation des mines

La remarque précédente va alors être utilisée pour obtenir les courbes d'évolution des attributs en fonction de leur orientation : en effet, si la position des attributs discriminants dans l'espace des paramètres est fonction de l'orientation de l'objet, alors il va être possible de déterminer l'orientation de l'objet en détectant sa position dans l'espace des paramètres. Cette proposition est vérifiée par la fig. 4, montrant l'évolution des attributs dans l'espace des paramètres en fonction de l'orientation des objets :

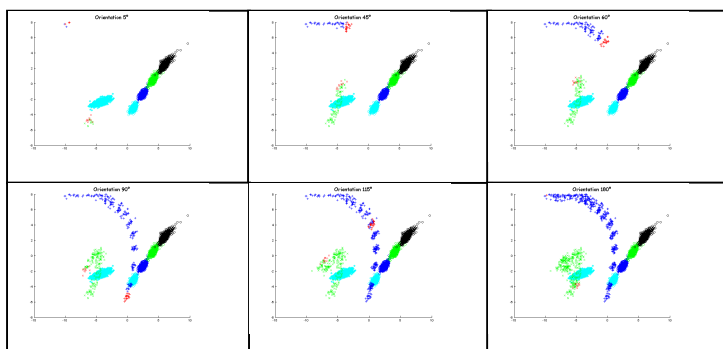


Fig. 4 : évolution des attributs discriminants dans l'espace des paramètres pour quelques orientations.

On extrait alors les courbes d'évolution pour les mines cylindrique et Rockan par rapport à leurs centres de classe respectifs :

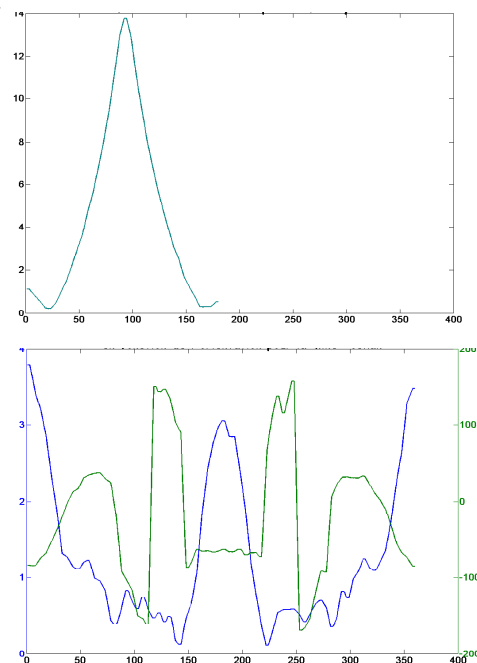


Fig. 5 : courbes d'évolution de la distance et de l'angle aux centres de classe pour les mines cylindre et Rockan en fonction de leur orientation, référence prise sur leurs centres de classe respectifs.

Une remarque que l'on peut effectuer est que ces courbes d'évolution présentent une symétrie, soit par rapport à l'orientation 90° (mine cylindre, et dans une moindre mesure, la mine Rockan), soit par rapport à l'orientation 180° (mine Rockan)¹. Il va donc falloir, en plus de ces courbes, avoir un critère permettant de lever l'ambiguïté entre les différentes orientations possibles.

Pour la mine cylindre, on utilise alors un critère donnant l'orientation de l'ellipse englobant la forme, ainsi que nous pouvons le voir sur la fig. 6.a. Le résultat est montré en figure 6.b.

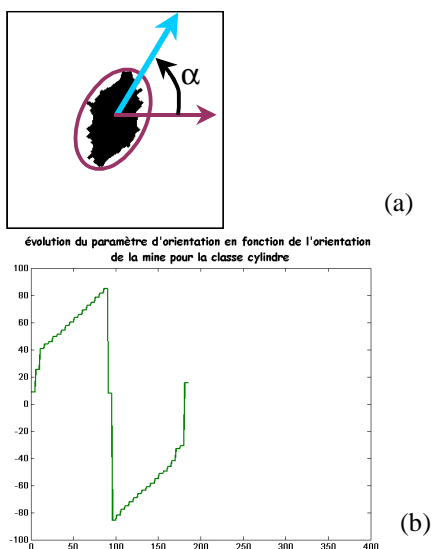


Fig. 6 principe du calcul du paramètre d'orientation supplémentaire pour la mine cylindre (a) et résultat pour les orientations 0-180° (b)

On voit donc que ce critère sera positif pour les orientations inférieures à 90° et négatif au-delà. On peut remarquer d'ailleurs que ce critère pourrait être utilisé de manière quantitative. Cependant, une sensibilité de l'outil autour de l'orientation 0° (dû au fait que l'ombre a une forme proche d'un carré, donc sans orientation) ainsi qu'un saut marqué autour de l'orientation 90° fait que nous lui préférons la courbe d'évolution présentée en figure 5 (a), et cet outil sera uniquement utilisé pour lever l'ambiguïté sur la valeur de l'angle (>90° ou <90°).

Concernant la mine Rockan, l'ambiguïté de part et d'autre de l'orientation 90° (ou 270°) est levée grâce à l'utilisation conjointe des deux courbes d'évolution disponibles (courbe d'évolution de la distance au centre de classe et courbe d'évolution de l'angle formé par l'axe reliant le centre classe à la donnée par rapport à l'axe horizontal).

¹ La courbe d'évolution de la mine cylindre présente également une symétrie par rapport à l'orientation 180° (non montrée ici), mais ceci est représentatif d'une véritable symétrie existant en réalité.

Pour lever l'ambiguïté de part et d'autre de l'orientation 180°, deux autres paramètres vont venir en complément des deux premières courbes : en supposant les ombres normalisées en rasant (ce qui est le cas ici cf. [7]) et centrées (si ce n'est pas le cas, cette opération peut être facilement réalisée), on réalise les calculs suivants :

- ✓ Pour la partie supérieure de l'image, comptabilisation de la différence entre le nombre de pixels d'ombre dans la moitié gauche et le nombre de pixels d'ombre dans la moitié droite
- ✓ Comptabilisation du nombre de pixels d'ombre dans la moitié inférieure de l'image

On obtient alors les courbes présentées en fig. 7 :

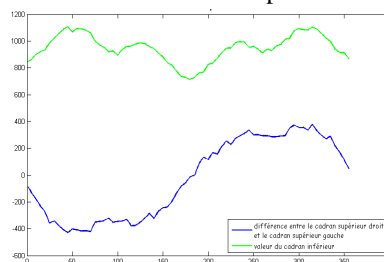


Fig. 7. paramètres supplémentaires pour le calcul de l'orientation de la mine Rockan.

Pour vérifier la justesse de l'estimation d'orientation, celle-ci a été testée sur un échantillonnage de 720 imagerie de cylindre et autant de Rockan. La fig. 8 compare l'estimation de l'orientation (courbes magenta) à l'orientation réelle des imagerie (courbes vertes) et présente également les histogrammes sur l'erreur d'estimation (en degrés). Concernant la mine cylindre, l'estimation d'orientation est très bonne dans l'ensemble, un peu moins précise pour les orientations [0 ; 30°] ou [150° ; 180°]. Quant à la mine Rockan, l'estimation est bonne pour les orientations [150° ; 210°], mais semble entachée de plus d'erreurs ailleurs. Toutefois, l'analyse de l'histogramme de l'erreur montre que 50% des erreurs sont inférieures à 7° (respectivement 4° pour la mine cylindre). L'algorithme d'estimation des orientations semble donc valide.

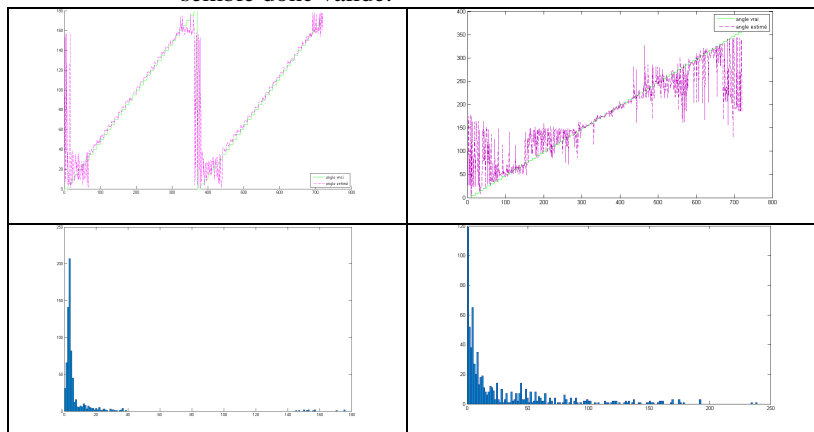


Fig. 8. en haut, comparaison entre l'orientation vraie et l'orientation estimée. En bas, histogramme sur l'erreur d'estimation en degrés. (mine cylindre à gauche, mine Rockan à droite)

3 Algorithme de classification multi-vue

3.1 Schéma de l'algorithme

L'algorithme se présente de la manière suivante :

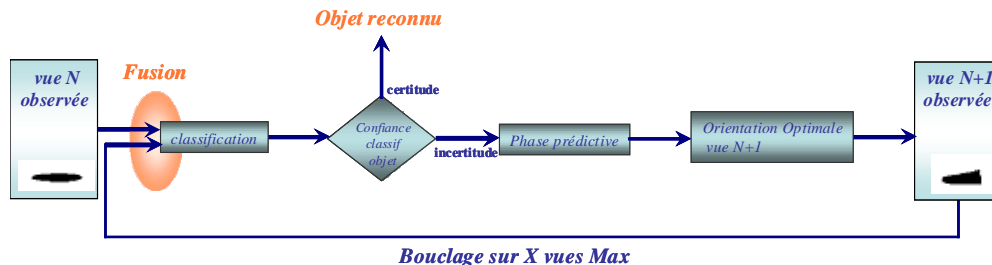


Fig. 9. présentation générale de l'algorithme de classification multi-vue

Pour une vue N observée, la première opération consiste en la classification de l'imagette. Nous ne nous étendrons pas sur la méthode, il s'agit d'une classification par les k-plus proches voisins, après projection des données sur les axes donnés par l'ACP (que nous avons présentée en figure 3) sur les données d'apprentissage. Cette classification peut sortir deux types de résultats : soit la classe la plus probable (distance de Mahalanobis la plus faible au centre classe), soit les classes possibles (distances inférieures à un certain seuil).

Une fois la classification réalisée, une phase d'analyse va attribuer un degré de confiance sur cette classification. Cette phase va donc permettre de savoir si oui ou non il faut choisir une vue supplémentaire pour la classification. Il est à noter que pour des raisons de clarté dans notre propos, cette phase n'a pas été utilisée pour le travail présenté ici, et que nous considérerons donc systématiquement 3 vues pour la classification.

L'étape suivante est alors la phase prédictive, afin de choisir au mieux l'orientation pour la vue N+1. Elle est séparée en deux parties : la première est l'estimation de l'orientation de la (les) mine(s) supposée(s), ainsi que nous l'avons présenté au paragraphe 2.3, la deuxième est la proposition d'une nouvelle orientation. Ce choix de nouvelle orientation se fera selon des règles prédéfinies que l'on nommera par la suite "stratégies". C'est sur cette étape que porterons nos efforts dans les paragraphes suivants.

Le travail suivant consiste donc à réaliser une nouvelle vue à l'orientation choisie, puis de refaire tout le travail, à savoir classification, confiance sur les résultats obtenus et choix d'une éventuelle vue supplémentaire.

A noter que les résultats sur les différentes vues pourront être fusionnés, afin d'obtenir les meilleures

classifications possibles. Là encore, pour ne pas alourdir notre propos, nous ne nous attarderons pas sur les règles de fusion utilisées. Dans l'état actuel des choses, les règles utilisées peuvent être qualifiées de règles "de bon sens" et sont alors les suivantes :

- ✓ Sélection des classes les plus probables à chaque étape via le calcul d'un seuil sur la distance dans l'espace des paramètres
- ✓ Conservation uniquement des classes apparaissant dans toutes les étapes
- ✓ Elimination des cas aberrants au sens de l'orientation des mines : par exemple, si la classe cylindre est une classe possible et qu'on espère une orientation de 45° sur la vue n°2, si on trouve une orientation de 0°, c'est qu'on n'a pas affaire à un cylindre.
- ✓ Une fois les règles précédentes appliquées, la classe retenue est celle présentant la distance de Mahalanobis la plus faible (moyenne sur toutes les vues)

Il est à noter qu'avec ces règles de fusion, il peut arriver qu'il ne reste plus une seule classe possible. Dans ce cas, l'objet sera classifié comme "non-mine" (cas des rochers par exemple).

3.2 Stratégies pour le choix des vues supplémentaires

Rappelons que cette phase se sépare en deux parties, une concernant l'estimation d'orientation de l'objet et une autre concernant la proposition d'angle de revisite. La première partie a été présentée au paragraphe 2.3, nous nous focalisons donc sur la proposition d'angle de revisite.

Concernant cette dernière, les "lois" qui régissent le choix de la nouvelle vue vont être spécifiques à chaque type de mine non symétrique. Celles-ci ne sont activées que si elles sont jugées possibles par l'algorithme de classification. Sinon, c'est le cas "général" qui est appliqué.

3.2.1 Proposition pour la mine cylindre

On distingue deux cas :

- ✓ Le cas autour de l'orientation 0° (et 180°), à savoir les orientations [0° ; 30°] et [150° ; 180°]. Cette partie de cluster est intéressante car éloignée des autres clusters de mines (notamment des sphères). Néanmoins, l'estimation de l'orientation est relativement floue dans ces intervalles. On prend alors une orientation à +75° pour les angles [0° ; 30°] et -75° pour les angles [150° ; 180°], ce qui va permettre, en moyenne, de se retrouver dans des orientations à estimation fiable et néanmoins hors des clusters de sphère.
- ✓ Les autres orientations : on sait alors que l'estimation de l'orientation est fiable mais par contre, on peut avoir confusion avec d'autres clusters. On va alors chercher à se rapprocher de l'orientation 0° qui permet de s'éloigner au plus des autres clusters de mines (et probablement de la plupart des objets naturels, l'ombre ayant alors une forme très "manufacturée").

3.2.2 Proposition pour la mine Rockan

Là encore, on distingue deux cas : celui où l'orientation donne des paramètres "au nord" de la mine Manta dans l'espace des paramètres et celui où l'orientation donne des paramètres "au sud".

- ✓ Le premier cas est celui des orientations [30° ; 150°] et [210° ; 330°]. Dans ce cas, on essaie de se rapprocher de l'orientation 0°.
- ✓ Le deuxième est celui des orientations [0° ; 29°], [151° ; 209°], [331° ; 360°] et [30° ; 150°]. Dans l'espace des paramètres, ces orientations donnent des paramètres proches et pour éviter toute confusion, on prend des orientations à +90° pour maximiser la probabilité de se rapprocher de la partie "nord" du cluster.

3.2.3. Cas général

Cette "surcouche" sert à gérer les autres cas et le conflit :

- ✓ Cas où ni la mine cylindre, ni la mine Rockan n'est jugée possible : on prend des orientations à 90° les unes des autres
- ✓ Cas où la mine cylindre et Rockan sont possibles. Ce cas est improbable a priori car les clusters de ces deux mines sont très éloignés dans l'espace des paramètres. Pour le cas où, il est néanmoins prévu d'adopter par défaut la stratégie de cylindre entre la vue 1 et la vue 2 et la stratégie de Rockan entre les vues 2 et 3.
- ✓ Cas où l'orientation proposée a déjà été testée : dans ce cas, on prend l'orientation maximisant l'écart entre les vues déjà testées.

4. Analyse des résultats

Comme indiqué dans la partie 2.1, nous avons réalisé 5 jeux de données contenant toutes les orientations possibles, à raison de 720 images par objet considéré, soit 7200 images par jeu de données. Le jeu n° 1 sert de base d'apprentissage (pour les classes de mines seulement) mais peut bien évidemment servir également de données test. Ici toutefois, afin de mieux montrer la validité de l'algorithme, nous présentons les résultats de la classification d'un autre jeu de 7200 données.

Les résultats obtenus sur les autres jeux de données donnent des résultats similaires, nous ne les montrerons donc pas.

Le but de cette partie est non seulement de montrer les résultats obtenus, mais également de comparer l'apport de la phase prédictive dans le choix de la nouvelle vue. C'est pourquoi nous comparerons ces résultats avec des classifications multi-vue utilisant des stratégies plus classiques et systématiques.

4.1. Résultats obtenus avec la stratégie utilisant la phase prédictive présentée dans cette étude

Les résultats que nous obtenons sont résumés dans la matrice de confusion suivante :

Trouvé vrai	Cylindre	Manta	Rockan	Sphère 70	Sphère 80	Sphère 90	Sphère 100	Non-mine
Cylindre	679	0	0	0	0	0	0	41
Manta	0	719	0	0	0	0	0	1
Rockan	0	0	716	0	0	0	0	4
Sphère 70	0	0	0	719	0	0	0	1
Sphère 80	0	0	0	0	720	0	0	0
Sphère 90	0	0	0	0	0	717	0	3
Sphère 100	0	0	0	0	0	0	720	0
Rock 1	0	0	0	0	0	0	0	720
Rock 2	7	0	0	0	0	0	0	713
Mankan	0	0	309	0	0	0	0	411

Tableau 1 : matrice de confusion pour la classification multi-vue utilisant la stratégie prédictive

Pour chaque résultat que nous présenterons, nous pouvons calculer les taux de bonne identification et de fausse alarme :²

Ici, cela donne alors les taux de bonne identification et de fausse alarme suivants :

- ✓ Cylindre
 - taux de bonne identification : 94.31%
 - taux de fausse alarme : 1.02%

² Nous rappelons le calcul de ces taux sur 3 classes, à titre d'exemple :

Trouvé	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Vrai	a	b	c
Classe 1	d	e	f
Classe 2	g	h	i

Taux de bonne identification (nommé taux de bonne classification dans le cas mine/non-mine) : $\% CI = \frac{a}{a+b+c} \times 100$

Taux de fausse alarme : $\% fa = \frac{d+g}{a+d+g} \times 100$

- ✓ Manta
 - taux de bonne identification : 99.86%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Rockan
 - taux de bonne identification : 99.44%
 - taux de fausse alarme : 30.15%
- ✓ Sphère 70 cm
 - taux de bonne identification : 99.86%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 80 cm
 - taux de bonne identification : 100%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 90 cm
 - taux de bonne identification : 99.58%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 100 cm
 - taux de bonne identification : 100%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ mine :
 - taux de bonne classification : 99%
 - taux de fausse alarme : 5.96%
- ✓ non-mine :
 - taux de bonne classification : 85.37%
 - taux de fausse alarme : 2.64%

Dans l'ensemble, les résultats obtenus sont très bons, que ce soit concernant les taux de bonne identification, classification ou fausse alarme. Seule la classification en non-mine reste légèrement en retrait, de même que le taux de fausse alarme de la mine Rockan. Cela vient probablement de la difficulté à classer le rocher nommé "mankan". Il est vrai que ce rocher, un peu particulier, a la particularité de ressembler tantôt à une mine Manta, tantôt à une mine Rockan. Il s'agit donc d'un cas limite, et en l'absence de données réelles, nous ne pouvons pas conclure quant à la rareté de ce type d'objets dans la milieu naturel, et donc à la capacité de notre algorithme à discriminer les objets non-mine et les objets de type Rockan en conditions opérationnelles.

Néanmoins, afin de montrer l'apport de la phase prédictive dans le choix de la vue supplémentaire pour la classification, nous pouvons comparer ces résultats avec d'autres stratégies de classification multi-vue.

Nous avons testé diverses stratégies : orientations de 90° en 90°, des vues à -30°, 0°, +30°, orientations prises au hasard, etc.

Nous allons ici comparer les résultats obtenus avec la stratégie classique consistant à prendre des vues à 90° les unes des autres.

4.2. Résultats obtenus avec la stratégie "classique"

La stratégie consistant à prendre systématiquement un angle de revisite à 90° du précédent est assez courante et a montré de bonnes performances [2]. Sur le jeu de données précédent, les résultats sont les suivants :

Trouvé vrai	Cylindre	Manta	Rockan	Sphère 70	Sphère 80	Sphère 90	Sphère 100	Non-mine
Cylindre	685	0	0	0	0	0	0	35
Manta	0	717	0	0	0	0	0	3
Rockan	0	0	623	0	0	0	0	97
Sphère 70	0	0	0	720	0	0	0	0
Sphère 80	0	0	0	0	719	0	0	1
Sphère 90	0	0	0	0	0	717	0	3
Sphère 100	0	0	0	0	0	0	718	2
Rock 1	0	0	0	0	0	0	0	720
Rock 2	124	0	0	0	0	0	0	596
Mankan	0	0	302	0	0	0	0	418

Tableau 2 : matrice de confusion pour la classification multi-vue utilisant la stratégie classique (angles à 90° les uns des autres)

Ce qui donne les taux d'identification, classification et de fausse alarme suivants :

- ✓ Cylindre
 - taux de bonne identification : 95.14%
 - taux de fausse alarme : 15.33%
- ✓ Manta
 - taux de bonne identification : 99.58%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Rockan
 - taux de bonne identification : 86.53%
 - taux de fausse alarme : 32.65%
- ✓ Sphère 70 cm
 - taux de bonne identification : 100%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 80 cm
 - taux de bonne identification : 99.86%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 90 cm
 - taux de bonne identification : 99.58%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ Sphère 100 cm
 - taux de bonne identification : 99.72%
 - taux de fausse alarme : 0%
- ✓ mine :
 - taux de bonne classification : 97.2%
 - taux de fausse alarme : 8%
- ✓ non-mine :
 - taux de bonne classification : 80.28%
 - taux de fausse alarme : 7.52%

En utilisant cette stratégie, on se rend compte que les taux sont eux aussi très bons, que ce soit concernant l'identification ou la fausse alarme. On note malgré tout des taux de bonne identification en léger retrait pour certains objets (mine Rockan par exemple) ou pour la classification en non-mine. Surtout, il apparaît qu'en utilisant cette stratégie, les taux de fausse alarme sont plus élevés qu'avec la stratégie que nous proposons (cas particulièrement visible pour la mine cylindre).

Les travaux menés en testant d'autres stratégies, mais que nous ne présenterons pas dans le détail tendent à montrer le même phénomène, à savoir des taux de bonne identification légèrement en retrait, mais surtout des taux de fausse alarme franchement moins bons qu'avec la stratégie prédictive que nous proposons.

5 Conclusions et perspectives

Ce travail avait pour objet d'étudier la classification multi-vue sur des objets immergés à partir d'images SAS et plus particulièrement l'apport de stratégies prédictives concernant le(s) angle(s) de revisite. Ces stratégies reposent d'une part sur l'estimation de l'orientation des objets et d'autre part sur la prédiction de l'angle de revisite le plus adapté en fonction de l'angle estimé. Cela suppose donc d'avoir une connaissance *a priori* de l'évolution des attributs en fonction de l'orientation, et permettant son estimation.

Ainsi, dans un premier temps, nous avons présenté les données étudiées, masques binaires bruités formés à partir d'objets simulés. Puis, nous avons brièvement rappelé les attributs discriminants utilisés et montré l'ACP associée. Celle-ci sert alors de base pour la classification par les *k*-plus proches voisins, mais également pour l'estimation de l'orientation des mines.

Nous avons ensuite présenté la stratégie pour le choix de la vue supplémentaire. D'une manière générale, celle-ci repose sur l'observation du comportement des paramètres dans l'espace des paramètres en fonction de l'orientation des objets et tend à proposer les vues permettant de maximiser l'écart entre clusters.

Une présentation des résultats de l'algorithme multi-vue a ensuite été réalisée sur un jeu de données de 7200 images, afin de montrer la validité des résultats. Une comparaison a ensuite été effectuée avec le même jeu de données, mais en prenant la stratégie classique consistant à systématiquement considérer des angles de revisite de 90°. Dans l'ensemble, en utilisant la stratégie prédictive, les taux d'identification et de fausse alarme sont très bons et restent meilleurs que ceux utilisant des stratégies automatiques telle celle de l'angle de revisite à 90°.

Néanmoins, ces résultats sont perfectibles. Nous l'avons dit, les stratégies prédictives reposent sur deux parties, l'estimation d'orientation d'une part et la proposition de nouvelle orientation d'autre part.

Concernant l'estimation d'orientation, si nos résultats sont très bons concernant la mine cylindrique, ils sont en retrait pour la mine Rockan. L'estimation d'orientation étant à la base de la stratégie, améliorer les résultats sur ce point aboutirait à d'encore meilleurs résultats de classification.

De même, concernant la proposition de nouvelle orientation, nous l'avons pour l'instant choisie par observation des clusters dans l'espace des paramètres, de façon à augmenter l'écart de la donnée aux autres clusters. Un travail d'optimisation serait à entreprendre afin de choisir la (les) vue(s) idéale(s) à choisir.

En conclusion, utiliser une stratégie prédictive semble donc être une voie d'amélioration de la classification multi-vue. Les résultats présentés ici sont perfectibles, mais ces essais sur données simulées montrent déjà une amélioration par rapport aux stratégies plus systématiques

utilisées jusqu'à présent. Il paraît donc logique de dire qu'en gagnant en maturité, cette technique permettra d'obtenir des résultats encore meilleurs.

Toutefois, il faut garder à l'esprit le cadre opérationnel. Dans l'optique de réduire les coûts et le temps des missions, tenter d'optimiser l'angle de revisite est une voie possible, mais implémenter un critère de confiance sur la classification effectuée ("boîte" n°3 de notre algorithme) pourrait permettre, dans certains cas, de réduire le nombre de vues nécessaires et par là-même de diminuer les coûts de mission.

Remerciements

Les auteurs remercient la société Thales Underwater Systems pour leur collaboration scientifique dans le cadre de ce projet ASEMAR et pour la fourniture des données simulées.

Bibliographie

- [1] M.G. Bello, G. J. Dobeck. "The Use of Texture Measures in Improving Mine Classification Performance", *Ocean 2003 Proc.*, p1103-1109, 2003.
- [2] M. Couillard, J.A. Fawcett, M. Davison, V.L. Myers. "Optimising time-limited multi-aspect classification", *Proceedings of the Institute of Acoustics*, Vol. 29, Pt.6, 2007.
- [3] S. Daniel "Fusion multisource appliquée à la reconnaissance d'objets dans le milieu sous-marin", thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 1998.
- [4] P. Galerne "Détection et classification de cibles posées sur le fond marin par réseaux de neurones en imagerie sonar", thèse de l'Université de Bretagne Occidentale avril 1998
- [5] M-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants *IRE Trans. on Information Theory*, IT-8:pp. 179-187, 1962.
- [6] V. Myers, M. Couillard. "Analysis of model-based automatic target recognition using the statistical theory of shape.", rapport d'étude du NURC, La Spézia, Italie, 2007.
- [7] I. Quidu. "Classification multi-vues d'un objet immergé à partir d'images sonar et de son ombre portée sur le fond", thèse de l'Université de Bretagne Occidentale, 2001.
- [8] S. Reed, Y. Petillot, J. Bell. "An automatic approach to the detection and extraction of mine features in sidescan sonar", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 28, n° 1, 2003
- [9] S. Reed, Y. Petillot, J. Bell. "Model-based approach to the detection and classification of mines in sidescan sonar", *Applied Optics*, Vol.43, N°. 2, 2004.
- [10] B. Stage, B. Zerr. "Application of the Dempster-Shafer theory to combination of multiple view sonar image", *UDT 96 Proc.*, 1996.