



HAL
open science

Segmentation d'images sonar par matrice de co-occurrence

Mbark Iggane, Driss Mammass, Ali Khenchaf, Jean-Christophe Cexus

► **To cite this version:**

Mbark Iggane, Driss Mammass, Ali Khenchaf, Jean-Christophe Cexus. Segmentation d'images sonar par matrice de co-occurrence. 5th International Conference: Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunication, Mar 2009, Hammamet, Tunisie. 5 p. hal-00839586

HAL Id: hal-00839586

<https://ensta-bretagne.hal.science/hal-00839586v1>

Submitted on 28 Jun 2013

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.

Segmentation d'images sonar par matrice de co-occurrence

Mbark IGGANE^{*}, Driss MAMMASS^{*}, Ali KHENCHAF^{**} and Jean-Christophe CEXUS^{**}

^{*} IRF – SIC, Faculté des Sciences, Université Ibn Zohr, Agadir

iggane@hotmail.fr

mammass@univ-ibnzohr.ac.ma

^{**} ENSIETA-E312-EA3876, 2, rue François Verny 29806 Brest cedex 9,

Ali.Khenchaf@ensieta.fr

Jean-Christophe.Cexus@ensieta.fr

Résumé: L'automatisation de la détection et de l'identification des objets reposant sur les fonds marin est réalisée grâce à une analyse de la forme de l'ombre acoustique que produisent ces objets sur les images sonar. Par conséquent, une première étape de segmentation s'avère indispensable car elle conditionne la qualité de l'interprétation qui va suivre. A cette fin, nous proposons dans ce papier d'effectuer une segmentation de l'image sonar en 2 classes : le fond et l'ombre de l'objet.

La méthode adoptée pour segmenter ce type d'image repose sur l'analyse statistique de la texture couplée à une classification par la méthode de k-means. Ceci consiste, dans un premier temps, à faire parcourir l'image sonar par une fenêtre glissante, et à calculer les paramètres de texture en chaque pixel, en utilisant une méthode d'extraction des caractéristiques comme les matrices de co-occurrence, afin d'obtenir les vecteurs caractéristiques de l'image. La répartition de ces vecteurs en utilisant l'algorithme de k-means en 2 classes permet de classer les pixels de l'image comme faisant partie ou non de l'ombre produit par l'objet.

Mots clés: *Texture, matrice de co-occurrence, K-means.*

INTRODUCTION

La segmentation est une étape de base du traitement d'une image qui précède toutes autres opérations d'identification ou classification. Cette étape dépend du type d'image qui diffère à la fois par le système d'acquisition et par le processus de formation de l'image [Qui 01] .

Dans le cas des images sonar, nous nous sommes intéressés à l'exploitation des ombres produits par les différents objets reposant sur le fond marin. Cela permet l'identification et la classification de ces objets en analysant la forme de leurs ombres correspondants. Généralement, la segmentation des images sonar consiste à distinguer deux régions différentes :

- Le fond marin ;
- L'ombre des objets éventuellement présents.

Ainsi dans ce papier nous présenterons les étapes successives pour segmenter une image sonar, en nous

focalisant plus particulièrement sur l'analyse statistique de la texture par les matrices de co-occurrence et l'algorithme k-means.

1. Analyse statistique de la texture:

Les méthodes de l'analyse statistique de la texture sont divisées en 2 groupes : une analyse de premier ordre comme la moyenne, la variance,..., et une analyse de second ordre comme la matrice de co-occurrence. Le but de l'analyse de texture est d'extraire les propriétés caractéristiques de l'objet dans une image sonar et de les exprimer sous une forme de vecteur de caractéristiques. La représentation obtenue servira de base aux étapes ultérieures.

Dans le cadre de notre travail, nous nous intéressons aux méthodes de second ordre, plus précisément nous choisissons les matrices de co-occurrence, parce que les résultats obtenus par celles du premier ordre sont peu significatifs. En effet, Les statistiques du second ordre prennent en compte la distribution spatiale de deux pixels décrivant ainsi la relation sur le voisinage des pixels.

1.1. Matrice de co-occurrence:

La méthode de matrice de co-occurrence présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images. Une matrice de co-occurrence est une matrice de taille $N \times N$, où N est le nombre de niveaux de gris d'une image. Pour un déplacement d (translation), un élément (i, j) de la matrice est défini par le nombre de pixels de l'image de niveau de gris j situés à d d'un pixel de niveau de gris i .

Les matrices de cooccurrence contiennent une masse très importante d'informations et sont donc difficilement manipulables, de ce fait, quatorze indices (définis par Haralick) [Har 73] qui correspondent à des caractères descriptifs des textures peuvent être calculés à partir de ces matrices. Nous ne présentons ici que quatre de ces indices:

$$\text{Homogénéité: } \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (1)$$

$$\text{Energie: } \sum_i \sum_j (P(i, j))^2 \quad (2)$$

$$\text{Contraste: } \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (3)$$

$$\text{Maximum de probabilité: } \max_{ij} P(i, j) \quad (4)$$

Tous ces indices sont définis pour une valeur de déplacement d , le choix de ce paramètre est donc très important quant à l'obtention d'un résultat de qualité.

1.2. Extraction des paramètres:

Calculons les coefficients de texture en chaque pixel de l'image sonar grâce à une fenêtre glissante [Rou 96]. Ainsi, chaque pixel sera caractérisé par un vecteur contenant les différents coefficients calculés [Put 05]. Dans le cadre de ce travail nous calculons les coefficients suivants :

$$f^1 = E = \sum_i \sum_j (P(i, j))^2 \quad (5)$$

$$f^2 = Cont = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (6)$$

$$f^3 = Hom = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (7)$$

$$f^4 = Max = \max_{ij} P(i, j) \quad (8)$$

Le vecteur caractéristique d'un pixel i de l'image sonar traitée se présente sous la forme suivante :

$$x_i = \{f^1, f^2, f^3, f^4\}$$

2. Algorithme k-means:

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de

sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. L'algorithme k-means renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K-means change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

- Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
- (Ré-)Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
- Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
- Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune ré-affectation ne soit faite.

3. Résultats:

3.1. choix de la valeur de k:

Les résultats que nous présentons dans cette partie sont obtenus après application de l'algorithme k-means sur les vecteurs caractéristiques d'une image sonar. Les tests ont été effectués avec un nombre de cluster valant 2 et 3 [Cex 03].



Figure1. Image sonar originale

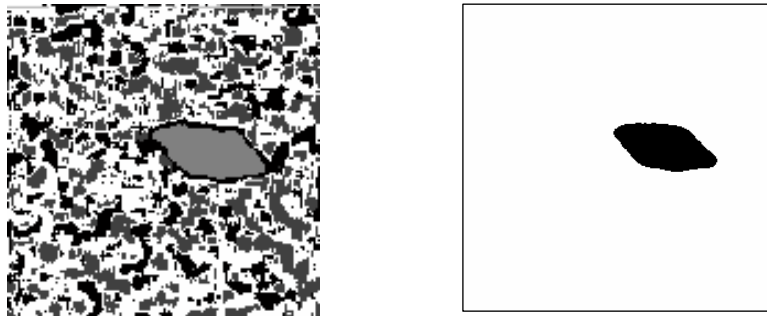


Figure 2. Application de k-means avec $K=3$ (à gauche) et $k=2$ (à droite)

Nous avons pu observer que le meilleur résultat, tant d'un point de vue détection de l'ombre d'un objet posé sur le fond marin que d'un point de vue temps de calcul, correspond généralement à la détection de 2 clusters. Il apparaît tout à fait logique que cette valeur de K soit la plus adéquate, puisque l'on constatera dans toutes les images testées, qu'il y a essentiellement deux objets : le fond et les ombres. De ce fait, nous exposerons essentiellement les résultats pour $K=2$.

3.2. choix des indices de texture:

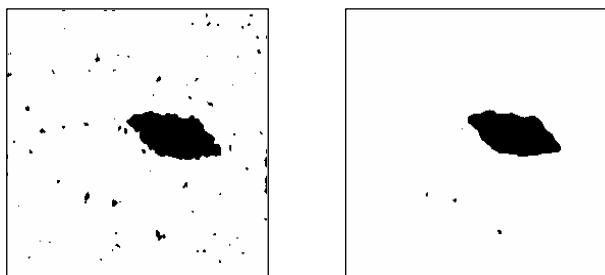
Les paramètres de définition de la matrice de co-occurrence qui influencent le calcul des indices de texture sont la direction suivant laquelle les deux pixels à comparer sont choisis, la distance inter-pixel d , la taille de la fenêtre mobile et le nombre de niveaux de gris.

Dans cette étude, nous avons calculé 4 indices de texture : énergie, homogénéité, contraste et le maximum de probabilité. Pour chaque indice, nous avons retenu la moyenne des valeurs calculées dans 4 directions (0° , 45° , 90° , et 135°).

3.3. choix de la taille de la fenêtre d'analyse:

Pour ce qui est du choix de la taille de la fenêtre, il a été fait en se basant sur une analyse empirique des résultats obtenus pour différentes tailles de fenêtre.

Fenêtre de dimension 2×2 (à gauche) et 4×4 (à droite)



2x2

4x4

Fenêtre de dimension 6×6 (à gauche) et 8×8 (à droite)

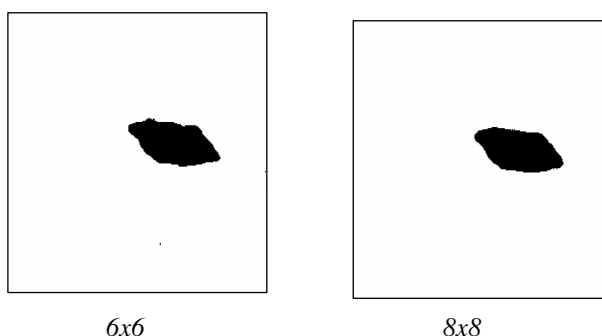


Figure 3. Le choix de la dimension de la fenêtre : le choix est arrêté en effectuant une série de tests sur l'image avec des fenêtres de tailles différentes à savoir : 2×2 , 4×4 , 6×6 , 8×8 . Les résultats obtenus nous ont permis de retenir celle de taille 8×8 .

La taille de la fenêtre d'analyse, doit satisfaire deux critères contradictoires à savoir, être la plus petite possible pour réduire le risque de mélange de texture différente et, en même temps, la plus grande possible pour pouvoir extraire des statistiques assez robustes et significatives.

Une fenêtre large de 8 pixels est en accord avec la taille de l'objet contenu dans l'image sonar, par contre les fenêtres de tailles inférieures génèrent un nombre important de fausses alarmes sur le fond marin.

Nous présentons deux images sonar réelles segmentées en choisissant une fenêtre glissante de dimensions 8×8 pixels et avec une valeur de $k=2$ pour l'algorithme k-means.

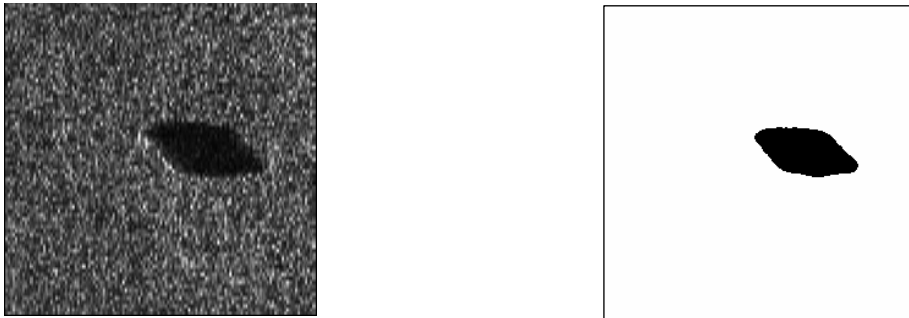


Figure 4. (À gauche) Image sonar : objet manufacturé (à droite) image sonar segmentée



Figure 5. (À gauche) Image sonar : Ombres d'un rocher et d'un objet manufacturé (à droite) image sonar segmentée

3.4. Description de la forme des ombres :

En observant la forme des ombres extraites des images sonar ci-dessus, nous distinguons deux types d'ombres : les ombres produits par des objets manufacturés et celles produites par les rochers. Les ombres produites par des rochers sont caractérisées par leurs formes extrêmement variables, totalement aléatoires et qui n'ont en et qui n'ont en général, aucune caractéristique géométrique simple [Tho 96]. Les contours de ces ombres sont très chahutés et irréguliers (figure 4). Par contre, les ombres produites par un objet manufacturé (pneu, épaves, ...), nous constatons que celle-ci est plutôt régulière et qu'elle peut être décrite avec des attributs géométriques simples (parallélogramme, polygone dont certains côtés peuvent être approchés par des arcs de cercle ou d'ellipse). Les contours de ces ombres sont eux aussi plutôt réguliers et lisses (segments de droites ou arcs de cercle) (figure 4).

4. Conclusion:

Le but de ce travail était de segmenter une image sonar en 2 régions : le fond et l'ombre produit par un objet reposant sur le fond marin. En effet, l'ombre constitue un élément déterminant pour identifier et classifier un objet, d'où la nécessité de distinguer les 2

régions constituant l'image sonar. L'analyse de la forme d'un ombre permet d'identifier l'objet qui le produit, aussi nous pouvons extraire des paramètres qui seront utiles pour l'étape de la classification automatique.

Nous avons segmenté des images sonar réelles en appliquant une approche basée sur l'analyse statistique de la texture par les matrices de cooccurrence couplée à une classification par l'algorithme k-means :

- La méthode d'extraction des paramètres a été utilisée pour extraire les caractéristiques (énergie, entropie...) de l'image sonar. Cette méthode est effectuée en faisant parcourir l'image sonar par une fenêtre glissante dans laquelle sont calculées les caractéristiques précédentes sous forme de vecteurs [Rou 96].
- L'algorithme k-means permet de classifier les vecteurs obtenus durant l'étape précédente en 2 clusters permettant ainsi d'affecter chaque pixel de l'image sonar en question à la classe fond ou ombre.

Toutefois, cette méthode engendre de forts temps de calcul mais la résolution de la segmentation est d'un pixel.

REFERENCES

- [Har 73] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No.6, November 1973, pp.610-621.
- [Rou 96] C. Rouquet, F. Chausse, R. Chapuis, P. Bonton. Segmentation non supervisée d'images de scènes routières, Une approche multi-critère. *TS. Traitement du Signal*, Volume 13 - n° 3, pp. 196-208, 1996.
- [Tho 96] Pierre Thourel. Segmentation d'images sonar par modélisation markovienne hiérarchique et analyse multiresolution. Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, 1996.
- [Qui 01] Isabelle Quidu. Classification Multi-vues d'un Objet Immersé à partir d'Images Sonar et de son Ombre Portée sur le Fond. Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, 2001.
- [Cex 03] J.C. Cexus, & A.O. Boudraa, "Multi-channel Model for sonar image Segmentation", *IEEE-ISSPA 2003*, Vol 1, pp 631-632, Paris, France.
- [Put 05] A. Puttipatkaorn. Reconnaissance de Formes - Application à l'Imagerie Sonar. Thèse de doctorat, Université Montpellier II, 2005.