HAL
open science

Caractérisation d'une méthode Bayésienne de détection de bateaux dans des images satellites optiques

Nadia Proia, Vincent Pagé

To cite this version:

Nadia Proia, Vincent Pagé. Caractérisation d'une méthode Bayésienne de détection de bateaux dans des images satellites optiques. ORASIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, 2009, Trégastel, France, France. inria-00404625

HAL Id: inria-00404625

https://inria.hal.science/inria-00404625v1

Submitted on 16 Jul 2009

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.

Caractérisation d'une méthode Bayésienne de détection de bateaux dans des images satellites optiques

Characterization of a Bayesian ship detection method in optical satellite images

Nadia Proia[1,2] Vincent Pagé[1]

[1]GRIMAAG, Université des Antilles-Guyane
[2]Nev@ntropic SAS

Université des Antilles-Guyane - Campus de Fouillole
GRIMAAG
B.P. 592
97157 Pointe à Pitre Cedex
nproia@univ-ag.fr

Résumé

Dans cet article nous présentons les résultats opérationnels obtenus pour la pré-détection de bateaux de pêche dans des images satellites optiques haute résolution. Les images utilisées sont de type SPOT 5 panchromatique de résolution 5m. La méthode utilisée s'appuie sur les techniques Bayésiennes classiques de détection, et ne comporte aucun pré-traitement. Au cours de cet article, nous décrivons précisément la méthode utilisée, ainsi que le réglage des deux seuls paramètres de la méthode qui sont le seuil de détection et la taille de la fenêtre d'analyse. Ces paramètres sont fixés à partir des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) obtenues sur les jeux de tests dont nous disposons. La méthode est enfin testée sur un jeu complet et réaliste d'images. La méthode doit être à terme intégrée dans une application industrielle.

Mots Clef

Détection de bateau, SPOT 5, théorie Bayésienne.

Abstract

This paper presents the operational results obtained for an automatic pre-detection of fishing boat in High Resolution optical satellite images. Our images are panchromatic SPOT 5 images, whose resolution is 5m per pixel. Our detection method is based on the Bayesian decision theory and does not need any pre-processing. Here, we describe the method precisely, and the tuning of its two parameters, namely the size of the analysis window and the threshold used to make a decision. Both are fixed from the Receiver Operating Characteristics (ROC) curves that we draw from different sets of tests. Finally, the overall results of the method are given for a set of images, as close as possible to the operational conditions. This method has to be soon integrated into an industrial software.

Keywords

ship detection, SPOT 5, Bayesian theory.

1 Introduction

La surveillance maritime constitue aujourd'hui un énorme enjeu dans le domaine économique et dans celui de la sécurité. Elle comprend en particulier la surveillance des pollutions par hydrocarbures et celle du trafic maritime. L'étendue du territoire à surveiller et le fait que les frontières ne soient pas physiquement matérialisées rend la télédétection par image satellite bien adaptée à cette problématique. Dans le cadre de cette étude nous nous intéressons particulièrement à la surveillance des activités de pêche. Cette surveillance débute avec la détection de navires.

Si la détection automatique de bateaux a été intensivement étudiée depuis de nombreuses années, elle est le plus souvent appliquée sur des images de type SAR. Dans ce contexte, de nombreux algorithmes ont été développés pour ce type d'images [14] [7] et le lecteur pourra se référer à [2] qui constitue un bon état de l'art du domaine.

L'avantage des données radar est qu'elles permettent de s'affranchir des problèmes météorologiques et peuvent être prises de jour comme de nuit. En revanche, elles sont sensibles à l'état de la mer et à la puissance du signal du bateau [5]. De plus, elles sont difficiles à interpréter visuellement et leur résolution est le plus souvent faible ce qui rend la détection de petites cibles non métalliques difficile [7].

En revanche, les images satellites optiques sont encore peu

exploitées dans ce domaine. A l'inverse des images radar, elles sont faciles à interpréter par un opérateur humain et les résolutions actuelles permettent de détecter des navires de petite taille ce qui est nécessaire pour des applications de surveillance des pêches. De plus, les embarcations utilisées dans ce contexte sont souvent en bois ou en matériaux composites et seront plus aisément détectées dans une image optique.
Notre étude s'insère dans un projet industriel d'automatisation de la détection et de la classification des navires pour une plateforme multisource de surveillance du trafic maritime, celle-ci inclut des images optique et radar et un système d'identification VMS (Vessel Monitoring System). Le but est de fournir une assistance pour un photo-interprète humain. La méthode présentée doit permettre de fournir des pré-détections fiables. Elle constitue un élément de base mais devra être probablement améliorée par des post-traitements avant d'être pleinement opérationnelle.
Dans cet article nous présentons et caractérisons une méthode de détection de bateaux adaptée à des images SPOT 5 panchromatiques de résolution 5m. Ces images sont géoréférencées et ont une taille de 9000x9000 pixels utiles. Un exemple d'image est présenté dans la figure 1.

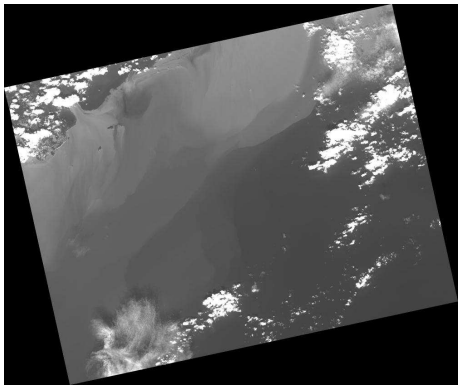


FIG. 1 – Exemple d'image SPOT 5 panchromatique de résolution 5m.

Les cibles à détecter sont des bateaux dont la taille est comprise entre 15 et 30 mètres ce qui correspond à des tailles de 3 à 5 pixels. Dans ces images, les cibles sont de forme très variable, puisque les bateaux de pêche se présentent sous des formes différentes lorsqu'ils sont en activité de pêche (filets déployés) ou non. Trois exemples de cibles sont présentés dans la figure 2. Il est donc délicat de définir un modèle de forme pour les bateaux recherchés. Par ailleurs, l'intensité de ces bateaux est variable, les experts nous ayant signalé que ces bateaux pouvaient apparaître comme des taches lumineuses ou sombres en fonction des caractéristiques de prise de vue. De ce fait, les techniques de reconnaissance de forme classiques [3] sont à écarter et la seule information fiable disponible sur les cibles est celle de la taille (3x3 à 5x5 pixels).
Les images utilisées étant géoréférencées, la position des

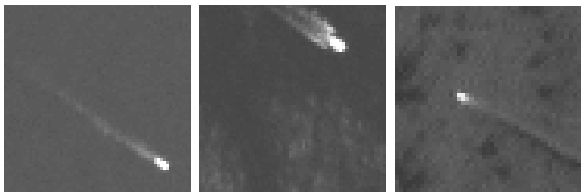


FIG. 2 – Exemple de bateaux dans des images SPOT 5 panchromatique de résolution 5m.

côtes est supposée connue. L'application qui nous intéresse est donc la détection de petites cibles sur un fond de mer éventuellement parsemé de nuages. Le fond de mer peut apparaître sous différentes formes en fonction de la houle, du vent et des conditions d'acquisition. Il peut ainsi présenter des textures différentes et des intensités variables comme on peut l'observer sur les deux exemples de la figure 3.

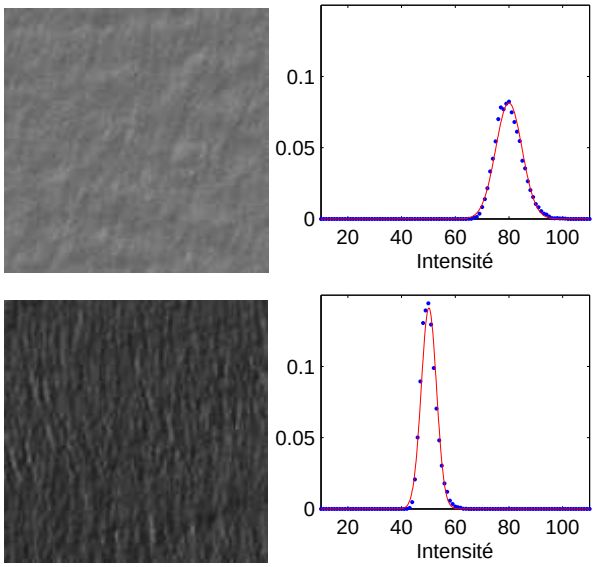


FIG. 3 – Exemples de texture de mer et histogrammes normalisés associés. La courbe en trait continu représente la distribution gaussienne la plus proche.

Compte tenu de ce qui a été dit, les pistes qui s'offrent à nous sont relativement peu nombreuses. Nous écartons ici les méthodes nécessitant un apprentissage [1, 11] car nous disposons d'un nombre réduit d'exemples pour l'apprentissage. Un groupe de méthodes évident permettant d'exploiter l'information de taille est celui de la détection par ondelettes [14, 9]. Néanmoins, les cibles étant de taille très réduite, ceci reviendrait à ne considérer que l'échelle de résolution la plus haute (et donc à utiliser l'équivalent d'un filtre linéaire) ou à exploiter l'information multi-échelle par suivi d'extremums entre les résolutions [4] ce qui pose de nombreux problèmes de mise en correspondance. Enfin,

l'utilisation de techniques de morphologie mathématique [6] semblerait également prometteuse pour sonder l'image en utilisant un élément structurant de la taille des cibles recherchées. En particulier, une érosion des niveaux de gris de l'image devrait permettre de faire disparaître les cibles, ce qui constitue un problème dual du notre. Cependant, ces techniques ne présentent aucune garantie d'optimalité en terme de détection.

La méthode que nous décrivons dans cet article est basée sur la théorie de la décision Bayésienne. Cette méthode bien connue en radar a été utilisée avec succès en image pour la détection de contours dans des images SAR [10, 12] ainsi que pour la détection de bateau avec des données polarimétriques RSO [8].

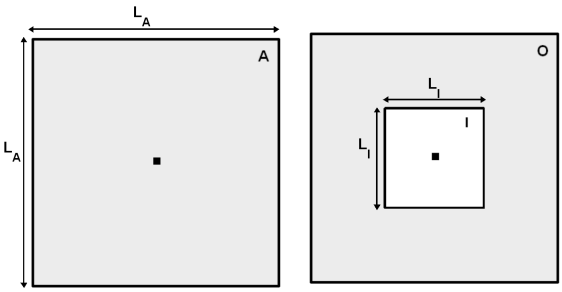
La méthode est présentée dans la section 2. L'objectif étant de caractériser cette méthode, nous présentons dans la section 3 le protocole expérimental utilisé dans les tests dont les résultats sont présentés dans la section 4. Enfin, nous concluons sur la méthode, ses performances et les améliorations possibles dans la section 5.

2 Méthode

La méthode que nous avons retenue consiste à tester statistiquement deux hypothèses et à choisir la plus vraisemblable.

Dans le cas d'une image, on considère une fenêtre glissante qui se déplace en chaque pixel de l'image et le test vise pour chaque position à départager les deux hypothèses H_0 et H_1 :

- H_0 : la fenêtre ne couvre que du fond sans aucune cible, la région correspondante est notée A. Cette hypothèse est illustrée par la figure 4(a).
- H_1 : la cible est au centre de la fenêtre, la région correspondante est notée I. La région notée O correspond à l'extérieur de la cible. Cette hypothèse est illustrée par la figure 4(b).



(a) H_0 (b) H_1

FIG. 4 – Scène s sous les deux hypothèses H_0 et H_1. La fenêtre d'analyse est un carré de taille $N_A = L_A * L_A$ pixels, la cible est un carré de taille $N_I = L_I * L_I$ et la région O est de taille $N_O = N_A - N_I$.

Dans la figure 4(b), la région I indique la forme de la cible cherchée : un carré de 3x3 pixels. Les résultats montreront que les aléas de formes sont couverts par la robustesse de la méthode.

Le cadre Bayésien consiste à calculer la vraisemblance de chaque hypothèse, c'est-à-dire les quantités suivantes :

- $P(s/H_0)$: la probabilité d'observer la scène s sous l'hypothèse H_0 (figure 4(a)).
- $P(s/H_1)$: la probabilité d'observer la scène s sous l'hypothèse H_1 (figure 4(b)).

Puis à décider de la présence d'une cible si le rapport de vraisemblance est supérieur à un seuil (t).

$$\frac{P(s/H1)}{P(s/H0)} > t \Leftrightarrow L(H1) - L(H0) > t' \qquad (1)$$

où

$$L(H1) = log(P(s/H1))$$
$$L(H0) = log(P(s/H0))$$
$$t' = log(t)$$

Pour calculer ces quantités, il nous faut un modèle statistique décrivant la distribution des intensités des pixels de l'image. L'observation des histogrammes pour le fond (figure 3) permet de faire raisonnablement l'hypothèse que nous sommes en présence d'un bruit gaussien pour le fond. De plus, nous utiliserons l'hypothèse simplificatrice que ce bruit est blanc. Le lecteur pourra noter que si la fenêtre d'analyse est petite, cette hypothèse est peu restrictive pour les fonds inhomogènes de forte longueur de corrélation. Il est en revanche clair que ce modèle est théoriquement peu adapté lorsque le fond de la fenêtre présente une texture visible. Néanmoins, comme nous le verrons plus loin, cette hypothèse permet d'obtenir un modèle simple et très robuste. Pour la cible, nous choisirons le même modèle, ce qui est peu restrictif au vu des tailles concernées. Le modèle retenu est donc le suivant :

- Chaque pixel du bateau suit une distribution gaussienne blanche de paramètres inconnus.
- Chaque pixel du fond suit une distribution gaussienne blanche de paramètres inconnus.

En utilisant ce modèle statistique on a :

- Pour un pixel s_i de la région R, ici R représente les différentes régions I,O et A (figure 4) :

$$P(s_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_R^2)}} e^{\frac{-(s_i - m_R)^2}{2\sigma_R^2}} \qquad (2)$$

σ_R^2 : la variance de la region R
m_R : l'espérance de la région R

- Les pixels étant indépendants on en déduit que pour une région R :

$$P(R) = \prod_{i \in R} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_R^2}} e^{\frac{-(s_i - m_R)^2}{2\sigma_R^2}} \qquad (3)$$

- On note L(R) le logarithme de la quantité précédente :

$$L(R) = -\frac{1}{2} \sum_{i \in R} \left[log(2\pi\sigma_R^2) + \frac{(s_i - m_R)^2}{\sigma_R^2} \right] \qquad (4)$$

– Le calcul du rapport de vraisemblance est le suivant :

$$L(H1) - L(H0) = L(I) + L(O) - L(A) \quad (5)$$

Les paramètres σ_R et m_R étant inconnus, une solution classique consiste à les estimer au sens du maximum de vraisemblance (dans ce cas, les estimateurs de moyenne et de variance classiques). Les σ_R et m_R peuvent être remplacés par leurs estimations $\hat{\sigma}_R$ et $\hat{m}_R$. On parle alors, de l'estimation de rapport de vraisemblance généralisé ou Generalized Likelihood Ratio.
Nous faisons l'hypothèse supplémentaire que le fond et les cibles ont la même variance. Si cette hypothèse est théoriquement controversée, elle a quelques avantages. Le premier est évidemment qu'elle permet de simplifier les calculs. Le deuxième avantage est qu'elle a pour effet de faire disparaître les paramètres σ_R dont l'estimation est très bruitée pour des petites régions.
Ce qui conduit, après quelques simplifications calculatoires à la formule suivante :

$$L(H1) - L(H0) = N_I \hat{m_I}^2 + N_O \hat{m_O}^2 - N_A \hat{m_A}^2 \quad (6)$$

N_I, N_O, N_A : nombre de pixels des régions I, O, A
$\hat{m_I}, \hat{m_O}, \hat{m_A}$: estimation de la moyenne des régions I, O, A

L'algorithme GRLT (Generalized Likelihood Ratio Test) est le suivant :
– Pour chaque pixel de l'image :
  – On calcule l'estimation de rapport de vraisemblance généralisé (Generalized Likelihood Ratio) donnée par l'équation (6).
  – On seuille cette quantité.

Les seuls paramètres à fixer pour cette méthode sont le seuil de détection et la taille de la fenêtre d'analyse.
Il est à noter que cette méthode est optimale au sens du critère de Neymann-Pearson [13]. Bien évidemment, l'estimation des paramètres ainsi que les écarts existants entre le modèle théorique (un bruit blanc gaussien de moyenne commune entre la cible et le fond) et la pratique ne permet pas de prétendre à cette optimalité dans notre cas. Mais la remarque précédente constitue une justification non négligeable de son utilisation. Cette méthode est également à taux de fausse alarme constant (CFAR) [10] ce qui constitue un atout intéressant face aux problèmes d'illumination que présentent les acquisitions d'images satellites optiques.

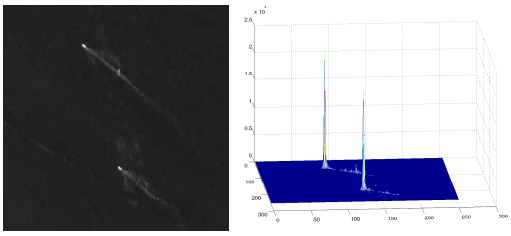
3 Expérimentation

Pour effectuer les tests nous avons utilisé un échantillon d'expérimentation composé d'images opérationnelles fournies par un industriel. Il a pour but d'être représentatif des différentes situations rencontrées dans la pratique. Ces images sont des extraits de prises de vues faites à différentes dates, dans des conditions météorologiques différentes et avec des conditions d'acquisition différentes.
Pour caractériser le comportement de notre algorithme nous avons dans un premier temps constitué trois groupes d'échantillons, classés selon les trois types de fond que nous pouvons rencontrer :
– A : mer calme (illustré dans la figure 5(a)).
– B : mer texturée (illustré dans la figure 6(a)).
– C : présence de nuages (illustré dans la figure 7(a)).

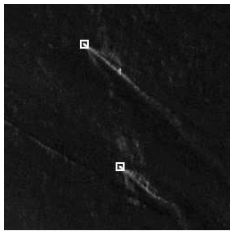
Ces trois groupes ont pour objectif de mettre en évidence les problèmes que l'algorithme peut rencontrer et d'évaluer la possibilité de définir une taille de fenêtre d'analyse et un seuil commun pour les différentes situations.
Nous disposons également d'un jeu de tests (D) composé d'images complètes qui contiennent différentes textures et des nébulosités variées. La taille des images de ce dernier échantillon varie entre 5000x5000 pixels et 9000x9000 pixels. Ce jeu de tests nous permettra de mesurer les performances de l'algorithme en situation opérationnelle, les différentes situations y étant représentées de façon réaliste.
Le tableau suivant récapitule la taille et le nombre de bateaux des quatre échantillons.

Echantillon	A	B	C	D
Taille (pixels)	6404749	1790236	7933973	334050108
Nombre de bateaux	29	8	16	36

Les figures 5(c),6(c),7(c) illustrent les résultats de l'algorithme sur les différents types d'images.



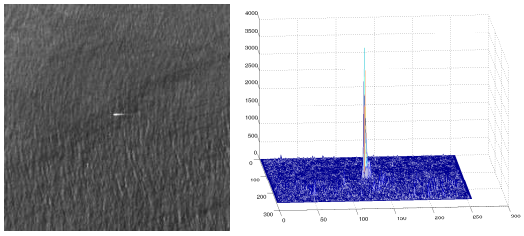
(a) Image d'origine (b) Calcul du rapport de vraissemblance généralisé



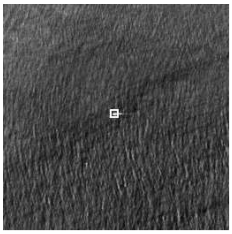
(c) Après seuillage à 4800. Les cibles détectées sont entourées par un carré blanc

FIG. 5 – Exemple d'image avec deux cibles et une mer calme (A)

Pour caractériser la méthode mais aussi pour fixer un seuil de détection efficace et choisir une taille de fenêtre d'analyse, nous voulons estimer les performance de l'algorithme à l'aide des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) qui représentent la probabilité de détection (PD) en

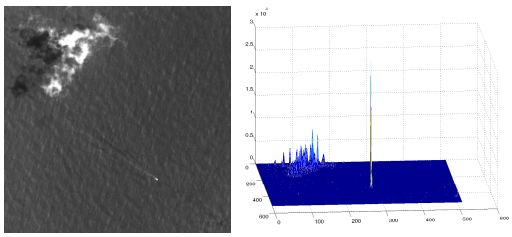


(a) Image d'origine (b) Calcul du rapport de vraisemblance généralisé

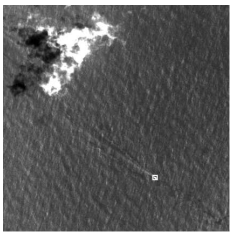


(c) Après seuillage à 4800. Les cibles détectées sont entourées par un carré blanc

FIG. 6 – Exemple d'image avec une cible et une mer texturée (B)



(a) Image d'origine (b) Calcul du rapport de vraisemblance généralisé



(c) Après seuillage à 4800. Les cibles détectées sont entourées par un carré blanc

FIG. 7 – Exemple d'image avec une cible et des nuages (C).

fonction de la probabilité de fausse alarme (PFA) :

$$PD = f(PFA)$$

Nous présenterons dans la section 4 les courbes ROC obtenues sur les trois différents jeux d'échantillons (A, B et C) en faisant varier le seuil sur un ensemble de valeurs pertinent et en utilisant différentes tailles de fenêtre. Les fenêtres testées sont respectivement de taille 7x7 (L_A=7), 11x11 (L_A=11) et 15x15 (L_A=15) pixels.
La fenêtre glissante se déplaçant pixel par pixel, pour chaque cible il peut y avoir des réponses multiples. Pour nous affranchir de cela nous considérons les réponses positives connexes comme une cible et nous gardons comme centre de la cible le pixel ayant une réponse maximale.
Pour l'obtention des courbes ROC, nous procédons de la façon suivante : à chaque seuil de détection est associé un couple (PFA,PD). Ces quantités sont mesurées comme suit :

– La probabilité de détection :

$$PD = \frac{N_D}{N_P}$$

  – N_D : nombre de cibles détectées
  – N_P : nombre de cibles présentes

– La probabilité de fausse alarme :

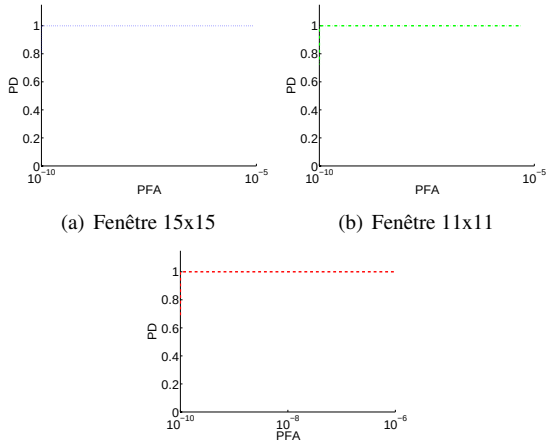
$$PFA = \frac{N_{FA}}{N_{img} - N_B}$$

  – N_{FA} : nombre de pixels détectés par erreur comme étant des bateaux
  – N_{img} : nombre de pixels de l'échantillon
  – N_B : nombre de pixels correspondant à des bateaux

Le choix du seuil de détection est alors une question de compromis avec ce qui est considéré comme une PFA acceptable.

4 Résultats

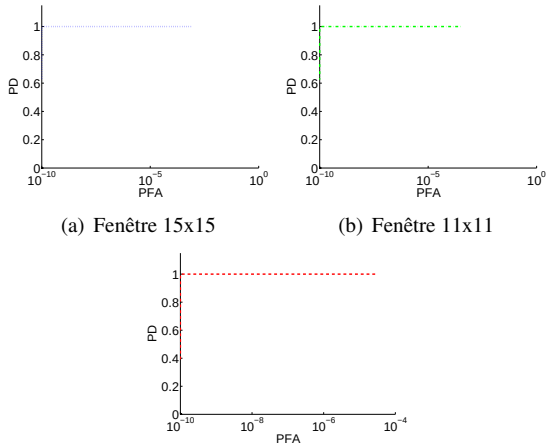
Les différentes courbes ROC obtenues sur chaque échantillon de test sont représentées respectivement dans les figures 8, 9 et 10.
Conformément à l'intuition les situations de mer calme (échantillon A) sont faciles, les courbes ROC sont idéales, toutes les cibles sont détectées sans apparition de fausse alarme, quelle que soit la taille de la fenêtre. Les résultats dans les situations de mer texturée (échantillon B) sont tout aussi satisfaisants. Ceci justifie a posteriori l'hypothèse de bruit blanc faite dans la section 2 pour modéliser le fond. Les seuls problèmes rencontrés apparaissent en présence de nuages (échantillon C), faisant chuter les performances de l'algorithme (figure 10). Une observation des résultats de l'algorithme (non présentée ici) montre que les bords des nuages ont tendance à générer des fausses alarmes.
L'observation des courbes ROC nous permet de sélectionner la taille de la fenêtre la mieux adaptée. De façon évidente, une fenêtre de 7x7 pixels (L_A=7) doit être utilisée,



(a) Fenêtre 15x15 (b) Fenêtre 11x11

(c) Fenêtre 7x7

FIG. 8 – Courbes ROC pour l'échantillon A.



(a) Fenêtre 15x15 (b) Fenêtre 11x11

(c) Fenêtre 7x7

FIG. 9 – Courbes ROC pour l'échantillon B.

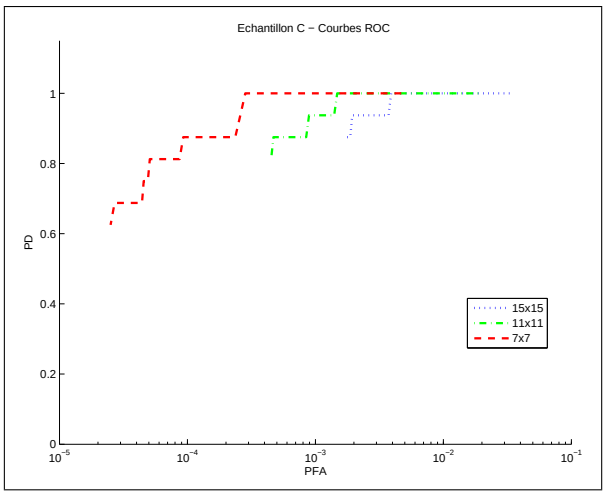


FIG. 10 – Courbes ROC pour l'échantillon C.

permettant, pour une PFA donnée, d'obtenir les meilleures performances possibles en détection. Ceci rejoint les observations trouvées dans la littérature [12] : le choix d'une taille de fenêtre relève d'un compromis entre la qualité de l'estimation des paramètres de nuisance (ici la moyenne et la variance des régions A et O) et la robustesse aux inhomogénéités du fond (ici causés par la présence de nuages). En l'absence d'inhomogénéités, la fenêtre la plus grande est la plus efficace, alors qu'en présence de celles-ci, une petite fenêtre devra être choisie.

En gardant à l'esprit que les PFA obtenues dans chaque cas ne le sont pas avec les mêmes seuils, nous devons maintenant définir un seuil de détection. Il nous faut pour cela considérer le point de vue opérationnel de l'application. Il nous a été demandé de fournir un algorithme capable de détecter toutes les cibles (si possible), de façon à fournir une pré-estimation de la présence de bateaux de pêche à un photo-interprète humain.

Le groupe d'images (C) étant le plus problématique, nous l'utiliserons pour fixer le seuil. Ce seuil correspond à la valeur la plus haute correspondant à une probabilité de détection de 1. On peut noter que sa valeur (4800) est dépendante de notre application, mais aussi du modèle de densité de probabilité choisi (gaussien) et des simplifications effectuées (élimination des paramètres de variance). Il n'a évidemment aucune vocation à être universel.

Enfin, dans le but de résumer les performances de l'algorithme, nous présentons ci-dessous les probabilités de fausse alarme obtenues sur les différents jeux de tests pour le seuil fixé précédemment et pour une fenêtre d'analyse de 7x7 pixels (L_A=7). La probabilité de détection obtenue est mesurée à 1 dans chaque cas.

Echantillon	A	B	C	D
PFA	0,00	0,00	4,74E-04	1.04E-04

Le résultat obtenu sur le jeu de tests D (images complètes) est tout à fait satisfaisant. En situation réelle, l'algorithme détecte toutes les cibles présentes avec un taux de fausse alarme de l'ordre de 10^{-4} essentiellement dues à la présence de nuages.

Le temps de calcul sur une image complète est de moins d'une minute sur un ordinateur standard.

5 Conclusion

Dans cet article nous avons étudié la détection de petits bateaux dans des images satellites optiques en appliquant une méthode issue de la théorie de décision Bayésienne. Nous avons appliqué cette méthode sur des images SPOT 5 panchromatiques de résolution 5m.

Les performances de l'algorithme ont été quantifiées en présentant ses courbes ROC dans les différents cas opérationnels pouvant se présenter (mer calme, mer texturée, présence de nuages).

Le temps de calcul sur une image 9000x9000 est de moins d'une minute ce qui est très satisfaisant pour l'utilisation de l'algorithme dans une application opérationnelle de détection automatique de bateau.

Les deux paramètres libres de l'algorithme : taille de fenêtre et seuil de détection, ont été fixés empiriquement. Ils permettent une détection de toutes les cibles sans fausse alarme en l'absence de nuage et avec une probabilité de fausse alarme de 10^{-4} pour les images présentant une forte nébulosité. Notons que, pour une image de 9000x9000 pixels, ceci représente tout de même en moyenne 8000 fausses alarmes, dues à la présence de nuages, ce qui est difficilement exploitable tel quel par un operateur humain. En revanche, l'algorithme peut être vu comme une méthode de détection très efficace de régions d'intérêt (ROI) qu'il conviendra de raffiner par des post-traitements dans le cas de scènes nuageuses.
Deux pistes sont envisagées pour améliorer ces performances avant de l'intégrer dans une application opérationnelle. D'une part, on peut envisager un pré-traitement visant à détecter automatiquement les nuages présents dans l'image afin de supprimer la cause principale de fausse alarme. D'autre part, on peut envisager un post-traitement tel que les contours actifs pour segmenter les cibles détectées afin de discriminer les bateaux et les nuages sur la base de leur forme.
Il serait aussi intéressant de détecter le sillage des bateaux pour le coupler avec la détection des bateaux. Ceci aurait également pour effet de limiter l'influence des nuages et serait également intéressant pour s'acheminer vers une caractérisation des bateaux, par l'extraction du cap et de la vitesse des navires.

Remerciements

Ce travail est réalisé en collaboration avec Nev@ntropic SAS qui apporte un support financier et la mise à disposition d'images satellites.

Références

[1] C. M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, Inc., New York, NY, USA, 1995.

[2] D.J. Crisp. The state-of-the-art in ship detection in synthetic aperture radar imagery. Technical report, Defence Science and Technology Organisation - Australia, 2004.

[3] R.O. Duda and P.E. Hart. *Pattern Classification and Scene Analysis*. Wiley, 1973.

[4] Enguerran Grandchamp and Philippe Marthon. Driving segmentation and recognition phases using multiscale characterization. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'03), Toulouse, 21/07/03-25/07/03*, pages 3441–3443. IEEE, july 2003.

[5] H. Greidanus, P. Clayton, M. Indregard, G. Staples, N. Suzuki, P. Vachoir, C. Wackerman, T. Tennvassas, J. Mallorqui, N. Kourti, R. Ringrose, and H. Melief. Benchmarking operational sar ship detection. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 6, pages 4215 – 4218, Anchrorage, USA, 20-24 Sept. 2004.

[6] R.M. Haralick, S.R. Sternberg, and X. Zhuang. Image analysis using mathematical morphology. *PAMI*, 9(4) :532–550, July 1987.

[7] I-I. Lin and V. Khoo. Computer-based algorithm for ship detection from ers-sar imagery. In *Third ERS Symposium on Space at the service of our Environment*, volume 414 of *ESA Special Publication*, page 1411, 1997.

[8] C. Liu, P.W. Vachon, and G.W. Geling. Improved ship detection with airborne polarimetric sar data. *The Canadian Journal of Remote Sensing*, 31(1), feb 2005.

[9] Stephane Mallat and Wen Liang Hwang. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, 38 :617–643, 1992.

[10] C. J. Oliver, D. Blacknell, and R. G. White. Optimum edge detection in sar. *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings* -, 143(1) :31–40, 1996.

[11] Andreas Opelt, Axel Pinz, Michael Fussenegger, and Peter Auer. Generic object recognition with boosting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(3) :416–431, 2006.

[12] V. Page, F. Goudail, and Ph. Refregier. Improved robustness to non-homogeneous background using the maximum-likelihood ratio test location algorithm. *Optics Letters*, 24 :1383–1385, 1999.

[13] Louis L. Scharf. *Statistical signal processing : : detection, estimation, and time series analysis*. Addison-Wesley, 1991.

[14] M. Tello, C. Lopez-Martinez, J. Mallorqui, and H. Greidanus. A novel algorithm for ship detection in envisat sar imagery based on the wavelet transform. In *Envisat ERS Symposium*, volume 572 of *ESA Special Publication*, apr. 2005.