

P6

**CARTOGRAPHIE BATHYMETRIQUE DU LITTORAL CORALLIEN PAR
CLASSIFICATION D'IMAGES DE TELEDETECTION**

**BATHYMETRIC CARTOGRAPHY OF CORAL COASTS FROM CLASSIFICATION OF
REMOTE SENSING IMAGES**

P. MASSON (1), G. DUBOIS (2), G. LE LANN (2), C. ROUX (1),
A. HILLION (1)

(1) Groupe Traitement d'Images

Département Mathématiques et Systèmes de Communication
ENST Bretagne - 29285 BREST Cedex - FRANCE

(2) Etablissement Principal du Service Hydrographique et
Océanographique de la Marine (EPSHOM) B.P. 426 29275 Brest -
FRANCE

RESUME

L'objet de l'étude est d'associer à un résultat de classification une mesure de fiabilité rendant compte des diverses incertitudes pouvant fausser les décisions. Dans le cadre de l'application visée, nous cherchons à classer un site S d'une scène de mer composé d'un ensemble de sites élémentaires s_i (pixels); en affectant une classe de profondeur (parmi un ensemble fini de classes (z_1, \dots, z_p)) à chaque pixel au vu de la mesure multispectrale (valeurs radiométriques) observée au pixel. Notre méthode consiste à associer à chaque pixel s classé un indice de fiabilité conditionnelle à l'observation multispectrale au pixel s :

$$\tau(s) = \max P(\theta = z_j / x(s))$$

$$j = 1 \dots p$$

où $P(\theta = z_j / x(s))$ est la probabilité d'appartenance du pixel s à la classe z_j ayant observé la mesure multispectrale $x(s)$ au pixel s .

19 FEV. 1996

O.R.S.T.O.M. Fonds Documentaire 355

N° : 43069

Cote : A

ORSTOM Documentation



010003874

Nous obtenons une carte de fiabilité associée au résultat de classification du site S en quantifiant linéairement sur 256 niveaux l'indice $\tau(s)$, celui-ci variant de $1/p$ à 1.

Cette méthode a été appliquée à la mesure de fiabilité d'une carte de profondeurs (classification à valeur dans l'ensemble des classes de profondeurs ($z_1 = 0-3$ m, $z_2 = 3-5$ m, $z_3 = 5-7$ m, $z_4 = \dots > 7$ m) obtenue à partir d'une image SPOT d'un site (de taille 128x128 pixels) observé dans le wharf de Wadrilla (île d'Ouvéa). Nous obtenons une carte de fiabilité associée à l'image classifiée mettant en évidence des zones importantes de pixels de classe de profondeur (estimée) non fiable. Sur la base de l'indice de fiabilité, le résultat de classification peut être amélioré en utilisant la carte : on construit une classification partielle fiable (d'erreur moyenne de 10%) en rejetant 40 % des observations. Compte tenu du nombre important d'observations à rejeter pour obtenir une classification fiable, nous avons modifié la quantification du paramètre profondeur en effectuant un regroupement des classes non fiables (un seuillage de la "fiabilité moyenne" par classe nous conduit au regroupement des classes z_2 et z_3).

Nous concluons que l'information multispectrale est insuffisamment discriminante pour la quantification initialement adoptée du paramètre profondeur ; nous devons donc modifier cette quantification ou obtenir une information supplémentaire sur la nature du site extrait (apprentissage de la nature du fond) pour effectuer une bonne estimation de la profondeur d'un site observé dans une région corallienne.

ABSTRACT

The study aims at associating to a classification result a reliability measurement showing the various uncertainties which may alter decisions. In the scope of this application, we are trying to classify S site of a marine scene consisting of a set of grades z_1, \dots, z_p according to the multispectral measurement (radiometric values) observed by pixel. Our method consists in associating to each classified s pixel a reliability rate depending on the s multispectral observation :

$$\tau(s) = \max p(\theta = z_j / x(s))$$

$$j = 1 \dots p$$

Where $p(\theta = z_j / x(s))$ is the probability of the s (pixel's membership of the z_j class having observed the $x(s)$ multispectral measurement by s pixel.

This results in a map of reliability associated to the result of the S site classification by estimating the $\tau(s)$ rate in a linear way on 256 levels, the rate varying from $1/p$ to 1.

This method has been applied to the reliability measurement of a depth map (value classification in the set of depth classes) obtained on the basis of a SPOT image of a site (which size is of 128x128 pixels) studied in the wharf of Wadrilla (near the island of Ouvea). We have obtained a map of reliability associated to the classified image which highlights important pixel areas of non reliable (assessed) depth class. On using the map : we set a partial reliable classification (of 10% average error) by rejecting 40% of the observations.

Given the big amount of observations to be rejected in order to obtain a reliable classification, we have modified the estimation of the depth parameter by gathering together the non-reliable classes (setting a treshold of the "average reliability" per class has led us to reunite classes z_2 and z_3).

We have come to the conclusion that the multispectral information is not discriminant enough for the firstly adopted quantization of the depth parameter ; we will therefore have to modify this quantization or obtain an additional information about the nature of the extracted site (learning about the nature of the bed) so as to make a correct assessment of the depth of a site observed in a coral region.

INTRODUCTION

La plupart des techniques d'estimation de la profondeur à partir de données multispectrales utilisent un modèle déterministe de la réflectance de l'eau, où l'observation radiométrique s'exprime comme une fonction non aléatoire de la profondeur et quelquefois du type de fond, dépendant de paramètres inconnus supposés constants sur l'ensemble du site observé. Elles consistent à ajuster par les moindres carrés (à partir de données de profondeur apprises), les paramètres du modèle de la profondeur que l'on déduit directement de l'expression de la mesure multispectrale (David et al., 1978, Paredes et al. 1983). Ici le problème de l'estimation de la profondeur est ramené à un problème de classification de la profondeur (indépendamment du type de fond : on classe au préalable la nature fond), qui se base sur un modèle stochastique de la mesure multispectrale. Ce modèle prendra en compte la variabilité de l'observation multispectrale sur un site littoral élémentaire quelconque, de type de fond et de valeur discrète de profondeur donnés. Nous considérons ici que cette variabilité est principalement due à la variabilité de la réflectivité du type de fond et aux variations de profondeur. L'approche classification est intéressante car elle permet d'obtenir une représentation fiable du site par intervalle de profondeur, en choisissant une quantification adéquate de la profondeur. Nous définirons le sens que nous donnons à la notion de fiabilité de classification.

POSITION DU PROBLEME

Nous disposons d'une image multispectrale SPOT (ensemble de deux images radiométriques prises dans les deux canaux spectraux du domaine visible vert et rouge) d'une scène de mer représentant une zone littorale de l'île d'Ouvéa, de fond visible, (profondeur de la mer inférieure à 10m) située près du wharf de Wadrilla. Des relevés de profondeur ont été effectués sur cette zone en 1981 par la Mission Océanographique du Pacifique à l'échelle 1/2500. Les différences observées entre les résultats de bathymétrie par les méthodes classiques et les levés ont conduit à envisager l'approche classification qui nous donnera une mesure d'erreur des estimations de profondeurs discrètes obtenues à partir des données SPOT.

Modèle déterministe de la réflectance de l'eau

Si on considère l'une des deux images radiométriques à un bas niveau, on voit qu'elle est découpée en un ensemble fini de carrés élémentaires ou pixels $n=1, \dots, S$, sur chacun desquels est distribué uniformément un niveau de gris ou mesure radiométrique appartenant à l'ensemble fini des valeurs discrètes $(0, \dots, 255)$. En observant la variabilité de la mesure radiométrique sur l'ensemble des pixels de l'image, nous voulons détecter les variations de profondeur de la mer dans la zone observée.

En réalité les sources de ces variations sont diverses et peuvent provenir non seulement des changements de profondeur mais aussi des changements de composition du fond, de l'eau, de l'atmosphère, etc... Les modèles déterministes de la mesure radiométrique d'un site littoral supposent que pour un type de fond donné, seule la profondeur varie, les autres paramètres restant constants sur l'ensemble du site observé. Si l'on connaît la profondeur on suppose donc que l'on peut associer de façon déterministe une seule valeur radiométrique. Le problème est dans ce cas d'estimer les paramètres constants et inconnus du modèle pour pouvoir déterminer, au vu d'une valeur radiométrique, la profondeur. Plus précisément le modèle généralement adopté est de la forme (Paredes et al., 1983) :

$$l^i = I^{\circ}_i + k_i r^i \exp - K_i f z$$

où :

l^i est l'observation radiométrique dans le canal i au site observé

I°_i est la mesure radiométrique en eau profonde

f est un facteur géométrique qui prend en compte le chemin parcouru par l'onde dans la mer.

k_i est une constante dans le canal i qui inclut la transmittance de l'atmosphère, la radiance solaire et la réduction de la radiance due à la réfraction de la surface.

K_i est le coefficient d'atténuation de la mer dans le canal i

r^i est la réflectivité du fond au site observé, dans le canal i

z est la profondeur au site observé.

Nous considérons dans la suite la transformation logarithmique de la mesure radiométrique, ce qui nous permettra d'écrire celle-ci comme la somme de 2 fonctions indépendantes de la réflectivité du fond et de la profondeur :

$$x^i = \ln (I^i - I_i^0) = \ln (k_i r^i) - K_i f z$$

Nous adoptons ici un modèle stochastique de l'observation radiométrique qui considère que pour un type de fond et une valeur discrète de la profondeur, la profondeur et la réflectivité du fond varient aléatoirement ainsi que le coefficient k_i . Nous supposons constants sur les sites, la radiométrie par eau profonde et le coefficient d'absorption de l'eau. L'observation radiométrique sera vue alors comme une fonction aléatoire de la réflectivité du fond et de la profondeur.

MODELISATION STOCHASTIQUE

Mesure de la réflectivité du fond

Généralement, on détermine pour chaque type de fond représenté une mesure unique de la réflectivité du fond en un site élémentaire quelconque, dans un canal de longueur d'onde fixé : réflectivité d'un fond de sable, d'un fond d'algues, de corail, de débris coralliens, etc... Cela suppose d'une part que cette mesure reste constante sur l'ensemble des pixels s et que l'on puisse associer de façon déterministe à chaque type de fond une seule mesure de la réflectivité dans une longueur d'onde fixée. En réalité cette mesure est aléatoire, c'est-à-dire que pour un même type de fond on peut lui associer un ensemble de mesures réparties aléatoirement dont on ne connaît que la distribution de loi de probabilité sur l'espace de mesure.

On modélise alors la mesure de la réflectivité du fond (dans canal i) en un pixel s quelconque, par une variable aléatoire réelle $B_r^i(s)$ qui représente la variabilité de la réflectivité du fond, celle-ci étant dépendante du type de fond inconnu représenté au pixel s .

Nous incluons aussi dans ce bruit aléatoire la variabilité du paramètre $\ln(k_i)$ indépendante de la nature du fond.

Mesure radiométrique

On a considéré que la mesure radiométrique, observée (dans le canal i) en un pixel s quelconque, est une fonction de la réflectivité et de la profondeur. Cette mesure sera de même considérée comme aléatoire et pour relier cette mesure aux variables observables, type de fond et profondeur, il faudra connaître pour chaque valeur possible du couple de variables la distribution de la mesure sur l'espace radiométrique. L'aspect aléatoire de la mesure est justifié par le fait que les paramètres physiques supposés constants dans le modèle ne le sont pas en réalité et varient de façon incontrôlable.

Nous modélisons donc la mesure radiométrique (transformée) en un pixel s quelconque par une variable aléatoire $X^i(s)$ à valeurs dans l'ensemble des niveaux de gris transformés de R , et nous modélisons les distributions de la mesure radiométrique paramétrées par chaque valeur (θ, z) du couple type de fond et profondeur, par les lois de probabilités $f_{\theta, z}(x^i(s))$.

Etat aléatoire de la nature du fond

Selon l'approche bayésienne on va considérer que l'état du fond d'un site quelconque s est une réalisation d'une variable aléatoire. Nous considérons donc, pour chaque s une variable aléatoire $\theta(s)$ à valeur dans un ensemble fini de classes de nature de fond $\Omega = \{1, \dots, 2\}$, dont la loi de probabilité est donnée par l'ensemble des probabilités d'apparition de chaque état j : $P(\theta(s) = j)$, $j = 1, \dots, k$.

Discrétisation de la variable de profondeur

Le problème de l'estimation de la variable continue profondeur est ramené à un problème de classification de la profondeur. Pour cela nous supposons que la profondeur ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs discrètes $\{z_1, \dots, z_M\}$, défini a priori.

On modélise la classe inconnue ou état discret de la profondeur d'un site élémentaire d'observation s par une variable aléatoire $Z(s)$ à valeurs dans l'ensemble fini $Z = \{z_1, \dots, z_M\}$.

A ce stade, on a défini le cadre statistique dans lequel nous effectuerons la classification de la nature du fond et celle de la profondeur. La mesure radiométrique transformée s'écrit :

$$X^i(s) = B_r^i(s) - K_i f Z(s)$$

PROBLEME DE CLASSIFICATION DE LA NATURE DU FOND ET DE LA PROFONDEUR

Nous cherchons à estimer, à partir de la seule mesure radiométrique $X^1(s)$ au pixel s , les classes inconnues de nature de fond et de profondeur représentées au pixel s , connaissant le modèle statistique qui comprend les ensembles de classes de Ω et Z , les distributions de la mesure $X^1(s)$ conditionnelles à chaque élément de $\Omega \times Z$: $f(X^1(s) / \theta(s) = \omega_j, Z(s) = z_k)$, $j = 1, \dots, J$; $k = 1, \dots, K$, et les probabilités à priori d'apparition des classes de profondeur et de fond $P(\theta(s) = \omega_j)$, $j = 1, \dots, J$; et $P(Z(s) = z_k)$, $k = 1, \dots, K$.

En pratique nous ne connaissons pas les paramètres du modèle précédent et nous devons, pour résoudre le problème de classification, les estimer au préalable dans une phase dite d'apprentissage, à partir de l'observation radiométrique.

Nous construisons tout d'abord un modèle de la nature du fond indépendant de la profondeur. Pour cela nous utilisons les deux canaux spectraux de façon à obtenir une nouvelle mesure radiométrique $Y(s)$ indépendante de la profondeur et dont la loi ne dépendra plus que du type inconnu de la nature du fond :

$$Y(s) = X^1(s) - \frac{K_1}{K_2} X^2(s) = B_r^1(s) - \frac{K_1}{K_2} B_r^2(s)$$

A partir de l'observation de $Y(s)$, nous classons uniquement la nature du fond en traitant au préalable l'estimation non supervisée du nombre de classes de fond, des distributions de $Y(s)$ conditionnelles à chaque type de fond et des fréquences d'apparition des classe

Classification de la nature du fond

Phase d'apprentissage non supervisé du modèle de la nature du fond

Dans un premier temps, nous partitionnons les données radiométriques $Y(s_n) = y_n$, $n = 1, \dots, S$, observées sur les pixels de l'image, par un simple découpage de l'histogramme en faisant passer les frontières des classes par les vallées encadrant chaque mode important. Cette classification n'étant pas optimale nous utiliserons la partition obtenue comme initialisation d'un algorithme récent d'estimation non supervisée de mélange de lois : Algorithme S.E.M, (Celeux et al., 1986, Masson et al., 1990).

Cet algorithme estime de façon paramétrique les lois composant la distribution mélange dont sont issues les données

observées y_n . Si l'on fait l'hypothèse gaussienne, il nous fournira une estimation des moyennes m_j et variances σ_j de la mesure $Y(s)$ conditionnellement à chaque classe de nature de fond j identifiée sur l'histogramme, et une estimation des fréquences π_j des classes.

Phase de décision

On veut appliquer la méthode de classification optimale (au sens où elle minimise l'erreur de classification) qui, à partir de la connaissance des paramètres π_j, m_j, σ_j affecte à chaque pixel s une classe W_j , au vu de la mesure radiométrique y au pixel s , suivant la règle δ_b suivante (règle bayésienne) :

$$\begin{aligned} \delta_b(Y(s) = y) = \omega_j &\Leftrightarrow \frac{\pi_j}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left\{-\frac{(y - m_j)^2}{2\sigma_j^2}\right\} \\ &= \max_{q=1, \dots, J} \frac{\pi_q}{\sqrt{2\pi\sigma_q^2}} \exp\left\{-\frac{(y - m_q)^2}{2\sigma_q^2}\right\} \end{aligned}$$

On obtiendra une partition P en classes de fond de l'ensemble des pixels s en appliquant la règle δ obtenue en remplaçant dans la règle précédente les vrais paramètres j, m_j, σ_j par leurs estimations :

$$P = \left\{ P_q = \left\{ s_j / \delta(Y(s_j) = \omega_q) \right\}_{q=1, \dots, J} \right\}$$

Classification de la profondeur

Ayant classé la nature du fond, nous pouvons maintenant classer indépendamment la profondeur en observant séparément la mesure radiométrique $X(s)$ sur chaque plage de pixels de classe (estimée) de fond uniforme. Comme nous disposons d'un ensemble de données bathymétriques relevées sur le terrain du site observé, la phase d'apprentissage dans ce cas dite supervisée est beaucoup plus simple.

Phase d'apprentissage supervisé

On détient un échantillon d'apprentissage constitué par un ensemble B de couples de mesures radiométriques $X(s_i) = X^1(s_i), X^2(s_i) \dots = x_i$ prises sur un ensemble de pixels $s_i, i = 1, \dots, N$ et de valeurs discrètes de profondeur $Z(s_i) = Z^i$ associées aux pixels s_i :

$$B = \left\{ (x_i, z^i) \right\}_{i=1, \dots, N}$$

Nous avons estimé précédemment la classe de nature de fond de chaque pixel de l'image. On partitionne l'ensemble des données radiométriques x_i de B en J éléments de classe (estimée) de nature de fond uniforme :

$$P_B = \left\{ P_B(j) = \left\{ x_i / (x_i, z^i) \in B, \delta(Y(s_i)) = \omega_j \right\}_{j=1, \dots, J} \right\}$$

De nouveau on partitionnera chaque sous-échantillon $P_B(j)$ en K éléments de classe de profondeur $z_k \in \{z_1, \dots, z_K\}$ uniforme :

$$P_{Z,j} = \left\{ P_{Z,j}(k) = \left\{ x_i / x_i \in P_B(j), z^i = z_k \right\}_{k=1, \dots, K} \right\}$$

On supposera que la forme des distributions $f(X(s) / (\omega_j, z_k))$ de $X(s)$ conditionnelles aux classes (ω_j, z_k) est gaussienne et l'on estimera sur la base de chaque sous-échantillon $P_{Z,j}(k)$ les vecteur moyennes $M_{j,k}$ et matrices de covariance $S_{j,k}$ empiriques de la mesure radiométrique $X(s)$ sur chaque combinaison de classes (ω_j, z_k) de $\Omega \times Z$, ainsi que les fréquences $\pi_{j,k}$ de chaque couple de classes :

$$\hat{M}_{j,k} = \frac{1}{\text{card } P_{Z,j}(k)} \sum_{x_i \in P_{Z,j}(k)} x_i$$

$$\hat{S}_{j,k} = \frac{1}{\text{card } P_{Z,j}(k)} \sum_{x_i \in P_{Z,j}(k)} (x_i - \hat{M}_{j,k})^2$$

$$\hat{\pi}_{j,k} = \text{card } P_{Z,j}(k)$$

Phase de décision

Nous pouvons maintenant appliquer indépendamment sur chaque zone de l'image, de classe (estimée) de fond ω_j uniforme, la règle optimale (bayésienne) de classification, en remplaçant les valeurs vraies des paramètres par leurs valeurs estimées.

On affecte à chaque pixel s tel que $\delta(Y(s)) = \omega_j$, au vu de son observation radiométrique $X(s) = x$ une classe de profondeur z_k suivant la règle δ_z suivante :

$$\delta_z(X(s) = x) = z_k \Leftrightarrow \frac{\hat{\pi}_{j,k}}{\sqrt{2\pi |\hat{S}_{j,k}|}} \exp \left\{ -0.5 (x - \hat{M}_{j,k})^T \hat{S}_{j,k} (x - \hat{M}_{j,k}) \right\}$$

$$= \text{MAX}_{q=1, \dots, K} \left\{ \frac{\hat{\pi}_{j,q}}{\sqrt{2\pi |\hat{S}_{j,q}|}} \exp \left\{ -0.5 (x - \hat{M}_{j,q})^T \hat{S}_{j,q} (x - \hat{M}_{j,q}) \right\} \right\}$$

Mesure de fiabilité de classification

Définition

Dans le cadre de notre application, on voit facilement l'intérêt de localiser sur le site observé les zones d'erreur de classification importante. Pour cela nous ne chercherons pas à estimer l'erreur moyenne de classification sur l'ensemble global des pixels de l'image, mais plutôt la probabilité de mauvaise classification d'un pixel donné au vu de sa valeur radiométrique. Cette mesure conditionnelle à l'observation permettra d'identifier sur l'image des plages radiométriques uniformes de fiabilité de classification variable. Théoriquement elle est une estimation de la probabilité minimale de mal classer un pixel sur l'ensemble des classes possibles, connaissant la valeur radiométrique observée en ce pixel :

$$e(X(s)=x) = 1 - \max_{j=1,\dots,J} P(\omega_j/x)$$

- Où l'ensemble des classes est de façon générale $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_J\}$, (ici on mesure la fiabilité de classification de la profondeur et on prend conditionnellement à chaque classe de fond ω_j $\Omega = \{(z_1, \omega_j), \dots, (z_K, \omega_j)\}$)

- Où x est le résultat de la mesure radiométrique $X(s)$ observée au pixel s

- Où $P(\omega_j/x)$ est la probabilité que le pixel s appartienne à la classe ω_j connaissant son observation x , donnée par la formule de Bayes :

$$P(\omega_j/x) = \pi_j f(x/\omega_j) / \sum_{l=1,\dots,J} (\pi_l f(x/\omega_l))$$

Nous définissons notre mesure de fiabilité de classification d'un pixel s , d'observation radiométrique x , comme étant une estimation de $e(x)$ obtenue en remplaçant dans l'expression ci-dessus les paramètres de la loi a posteriori par leurs estimations que l'on a calculées précédemment :

$$c(x) = 1 - \max_{q=1,\dots,J} \left(\hat{\pi}_q \hat{f}(x/\omega_q) / \left(\sum_{j=1,\dots,J} (\hat{\pi}_j \hat{f}(x/\omega_j)) \right) \right)$$

Mesure de fiabilité de classification

Définition

Dans le cadre de notre application, on voit facilement l'intérêt de localiser sur le site observé les zones d'erreur de classification importante. Pour cela nous ne chercherons pas à estimer l'erreur moyenne de classification sur l'ensemble global des pixels de l'image, mais plutôt la probabilité de mauvaise classification d'un pixel donné au vu de sa valeur radiométrique. Cette mesure conditionnelle à l'observation permettra d'identifier sur l'image des plages radiométriques uniformes de fiabilité de classification variable. Théoriquement elle est une estimation de la probabilité minimale de mal classer un pixel sur l'ensemble des classes possibles, connaissant la valeur radiométrique observée en ce pixel :

- Où l'ensemble des classes est de façon générale $\Omega = \{c_1, \dots, c_J\}$, (ici on mesure la fiabilité de classification de la profondeur et on prend conditionnellement à chaque classe de fond c_j $\Omega = \{(z_1, c_j), \dots, (z_K, c_j)\}$)

- Où x est le résultat de la mesure radiométrique X (s) observée au pixel s

- Où $P(c_j/x)$ est la probabilité que le pixel s appartienne à la classe c_j connaissant son observation x , donnée par la formule de Bayes :

Nous définissons notre mesure de fiabilité de classification d'un pixel s , d'observation radiométrique x , comme étant une estimation de $e(x)$ obtenue en remplaçant dans l'expression ci-dessus les paramètres de la loi a posteriori par leurs estimations que l'on a calculées précédemment :

Amélioration de la classification

Pour obtenir une classification plus fiable, nous décidons de ne pas classer les pixels de mesure de fiabilité inférieure à un seuil fixé. Nous déterminons ce seuil de rejet de sorte que l'erreur moyenne de classification pour l'ensemble des pixels classés (non rejetés) soit de l'ordre de 5 à 10 %. Pour cela nous utilisons la relation directe qui exprime l'erreur moyenne de classification en fonction du seuil de rejet et de l'erreur minimale a posteriori $e(x)$:

$$E_{\lambda} = \int e(x) I_{[0, \lambda]}(x) dx$$

où I est la fonction :

$$I_{[0, \lambda]}(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } e(x) \in [0, \lambda] \\ 1 & \text{si } e(x) \notin [0, \lambda] \end{cases}$$

En pratique nous calculons une estimation de E pour différentes valeurs discrètes de X . Cette estimation est obtenue en comptant les pixels mal classés sur l'ensemble des pixels classés (sur l'ensemble des pixels s de mesure $c(X(s)=x) < \lambda$) d'intervalle de profondeur connue.

RESULTATS

On montre sur les planches P6A et P6B les deux images radiométriques SPOT respectivement prises dans les deux canaux XS1, XS2 sur lesquelles nous avons testé la méthode de classification précédente. On dispose de relevés de profondeur pris sur une portion du site recalée sur l'image. On discrétise la profondeur en 4 intervalles ou classes de profondeur : $\{z_1 = 0 - 3\text{m}, z_2 = 3 - 5\text{ m}, z_3 = 5 - 7\text{ m}, z_4 = 7 - > 10\text{ m}\}$.

Sur la planche P6C on représente les sites de l'image dont on connaît les intervalles de profondeur.

La zone observée est visiblement de fond mouvementé, étant données les variations brusques de profondeur que l'on peut observer à partir des relevés bathymétriques.

Le résultat de classification du fond (planche P6D) nous donne 3 classes qui pourraient correspondre à deux classes de corail et une troisième de sables détritiques coralliens.

On classe la profondeur sur les zones de classe de fond uniforme. On montre sur la planche P6E le résultat de classification de la profondeur. L'erreur moyenne de classification est estimée à 24 %. En seuillant la mesure de fiabilité de classification associée (visualisée sur planche P6E) on en déduit 2 classifications améliorées d'erreurs

moyennes de 10 % et 6 % (planches couleur P6G et P6H). On met ainsi en évidence des zones intermédiaires d'indétermination de classification (plages noires de pixels rejetés) due à la variabilité de la nature du fond et à la variance des classes de profondeur.

CONCLUSION

La méthode exposée nous a permis de prendre en compte la variabilité de la mesure multispectrale sur chaque classe de fond et de profondeur. Cette variabilité peut brouter de façon importante les données d'observation et introduire des erreurs dans la classification de la profondeur. La mesure de fiabilité introduite montre les limites de la classification de la profondeur du site considéré, à partir des données SPOT. Cette méthode pourra être améliorée en considérant les variations d'autres paramètres qui interviennent dans la mesure spectrale tel que le coefficient d'absorption de l'eau, ou encore en considérant le bruit de mesure dû au capteur du satellite. Il faut noter que la classification de la nature du fond est effectuée sans utiliser de connaissance directe du terrain. L'apport de relevés de terrain du fond ne peut qu'améliorer la phase d'apprentissage de la nature du fond et par suite la performance de la méthode.

REMERCIEMENTS

Je remercie M. DUBOIS pour son aide tout au long de ce travail.

REFERENCES

CELEUX G., J. DIEBOLT, 1986. L'algorithme SEM : un algorithme d'apprentissage probabiliste pour la reconnaissance de mélanges de densités. *Rev. Stat. Appli.* Vol 34.

DAVID R., D.R. LYZENGA, 1987. Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features. *Applied Optics*, vol. 17. N°3.

DUBOIS G., 1986. Observation par ordinateur de la bathymétrie assistée par ordinateur. *Rapport de stage de fin d'étude à l'ENSIETA.*

GARLAN T., 1989. Cartographie spatiale du littoral corallien : topographie et bathymétrie. *Rapport final du PEPS N°006/89.*

GUILLAM Y. Utilisation des données d'une simulation SPOT pour l'étude bathymétrique d'une région corallienne. Rapport de stage de fin d'étude à l'ENSIETA.

LEMAIRE O., L. LOUBERSAC, H. VARET, P.Y. BURBAN, F. CHENON, 1989. Bathymetric modelling using SPOT data : the Aitutaki example. *Photo-Interpretation 1989 - 5 et 5/4 pp 29-38.*

MASSON P., W. PIECZYNSKI, 1990. Segmentation of SPOT Images by cotextual SEM. *Actes EUSIPCO 90.*

PAREDES J.M., R.E. SPERO, 1983. Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption. *Applied Optics/ Vol. 22, N°8.*

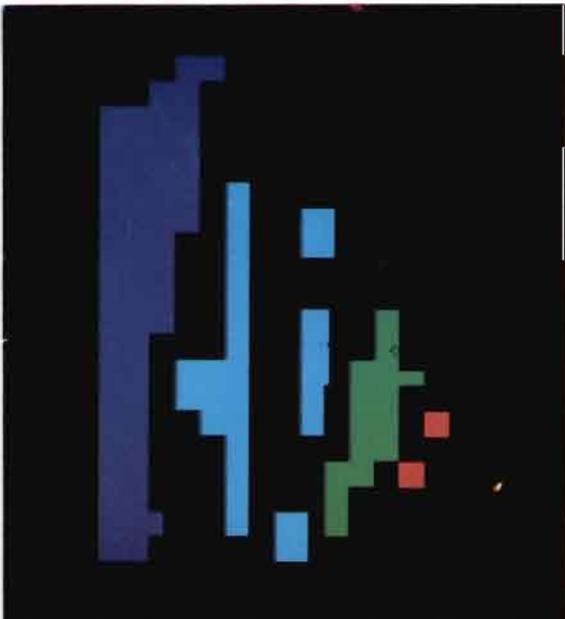
P6



P6A : Image Radiométrique canal 1



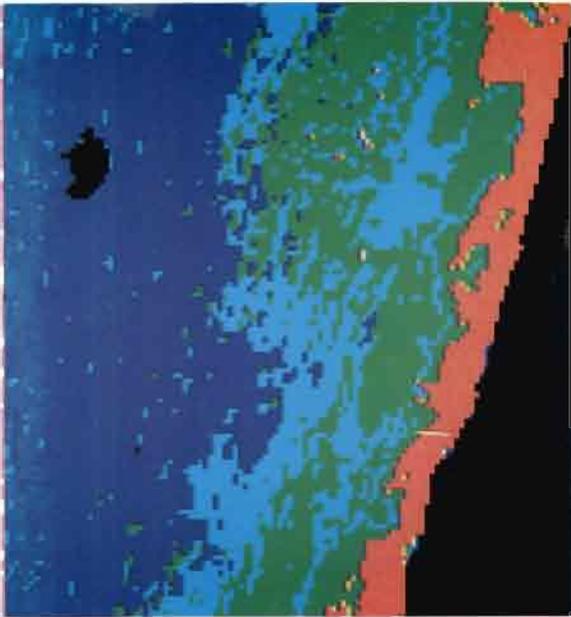
P6B : Image radiométrique canal 2



P6C : Apprentissage des classes de profondeur



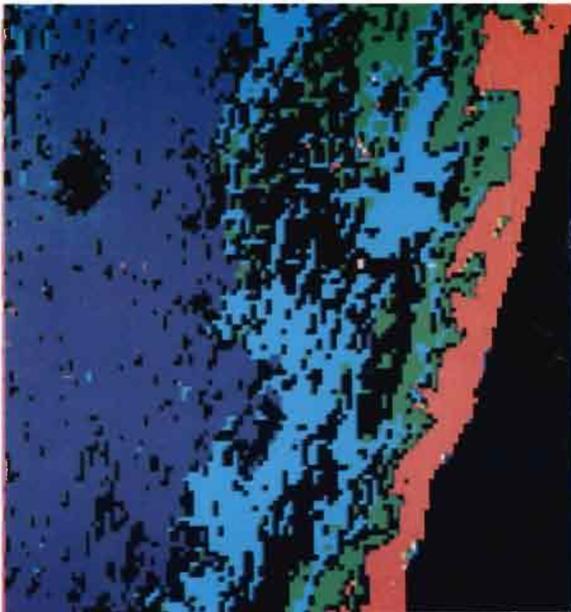
P6D : Classification du fond



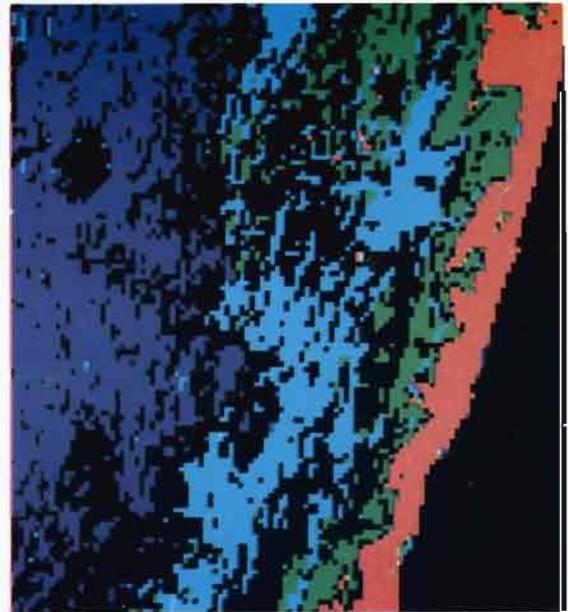
P6E : Classification de la profondeur



P6F : Fiabilité de classification de la profondeur



P6G : Classification avec rejet d'erreur moyenne de 10%.



P6H : Classification avec rejet d'erreur moyenne de 6%.

"PIX'ILES 90"

**Journées internationales tenues à Nouméa - Nouvelle-Calédonie
et à Tahiti - Polynésie Française
19 / 24 novembre 1990**

**International workshop held at Noumea - New Caledonia
and Tahiti French - Polynesia
November 19 / 24 1990**



© ORSTOM, Nouméa, 1992

Imprimé par le Centre ORSTOM
de Nouméa
Septembre 1992

