

# Apport de la classification automatique d'images sonar pour le recalage à long terme

## Contribution of automatic classification of sonar images for long term registration

Isabelle Leblond<sup>1</sup>, Michel Legris<sup>2</sup>, Basel Solaiman<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Ifremer centre de Brest STH-LTH, BP 70, 29280 Plouzané  
leblonis@gmail.com

<sup>2</sup> ENSIETA, Laboratoire E<sup>3</sup>I<sup>2</sup> EA 3876, 2, rue François Verny, 29806 Brest cedex 9  
legrismi@ensieta.fr

<sup>3</sup> ENST Bretagne, Laboratoire ITI, technopôle Brest-Iroise CS 83818, 29238 Brest Cedex  
Basel.Solaiman@enst-bretagne.fr

Manuscrit reçu le 20 novembre 2006

Résumé et mots clés

Cet article aborde la possibilité d'utiliser les résultats de segmentation d'images issues d'un sonar latéral pour effectuer un recalage à long terme. Ce travail s'inscrit dans les problématiques liées à la navigation des AUV (Autonomous Underwater Vehicle). Ceux-ci, navigant généralement à l'estime, subissent une dérive qu'il est nécessaire de régulièrement contrecarrer.

Le principe de formation des images à l'aide d'un tel engin est alors rappelé, ainsi que ses propriétés principales. Quelques exemples d'images sont également montrés, ce qui nous permet d'appréhender les difficultés liées à l'utilisation de telles données pour effectuer le positionnement. Nous décidons alors que les résultats de segmentation des images sonar fourniront les amers sur lesquels on pourra se recalier. La segmentation des images est alors expliquée. Elle est de type supervisé sur cinq classes, roches, rides, sable, vase et ombre. Le filtrage par ondelettes de Gabor fournit les paramètres classifiants et la classification est réalisée par le plus proche voisin. Celle-ci est alors effectuée pas à pas, en affinant peu à peu la segmentation alors obtenue.

Un état des lieux est ensuite réalisé sur les résultats obtenus, permettant de savoir quels amers peuvent être extraits pour permettre le positionnement. La méthode de recalage est ensuite rapidement expliquée, et plusieurs résultats obtenus sont commentés en détail. Cela permet alors d'effectuer un bilan final sur la possibilité d'utiliser les résultats de segmentation d'images sonar pour effectuer un recalage et indiquer les possibilités et les limitations de l'utilisation d'un tel système de positionnement.

Images sonar, recalage, segmentation, classification, filtres de Gabor.

Abstract and key words

This issue handles the ability of using segmentation results of sidescan sonar images for long term registration. This study take a part of AUV (Autonomous Underwater Vehicle) navigation problems, particularly to correct the drift of navigation sensors.

Principle of images formation with this type of engines and the main properties are first reminded. Some images are shown, which allows us to understand difficulties of this type of data to realise AUV positioning. Then, we decide that segmentation results of sidescan images provide us landscapes on which registration will be able.

Segmentation is then explained. It is supervised type on five classes, rocks, ripples, sand, mud and shadow. Using Gabor filters provides classifying parameters and classification is realised by the nearest neighbour. This is made step by step, refining step by step the segmentation.

In order to know which landscapes may be extracted to enable the positioning, a statement is then realised on the obtained results. The registration methodology is then quickly explained and several results are commented. This allows us to realise a final conclusion on the ability to use results of segmentation of sonar images to make registration and to give possibilities and limits of this type of positioning system.

Sonar images, registration, segmentation, classification, Gabor filters.

## Remerciements

**Les auteurs remercient le Gesma (Groupe d'Études Sous-Marines de l'Atlantique) pour le soutien financier de l'étude ainsi que pour la fourniture des données réelles.**

# S 1. Introduction

Depuis plusieurs années, l'utilisation des véhicules autonomes sous-marins (ou AUV pour Autonomous Underwater Vehicle) tend à se généraliser, tant pour le domaine civil que militaire. Leur emploi vise généralement ou bien à automatiser certaines missions de routine, ou bien à effectuer des missions dangereuse pour l'homme : suivis de pipe-lines, mesures océanographiques dans la colonne d'eau, surveillance de port, déminage ou missions discrètes. [Salgado Jimenez] [Cadiou].

Pendant leur mission, les AUV subissent une dérive temporelle de leurs systèmes de navigation de l'ordre de 10 à 100 m par heure pouvant porter préjudice à une bonne localisation de l'engin ; il est donc nécessaire de la corriger. Les ondes électromagnétiques pénètrent très mal sous l'eau, un système de localisation par GPS est quasi-impossible à mettre en place dans le milieu sous-marin sauf en réalisant ou bien une remontée périodique du véhicule, ou bien une triangulation à l'aide de bouées de surface repérées, elles, par GPS [Béchez] ; on a alors des problèmes de sécurité, de discrétion... Les AUV étant souvent pourvus de sonars latéraux, l'idée est de pouvoir arriver à se repérer à l'aide des images obtenues, par mise en correspondance avec des images issues de fonds précédemment cartographiés. La précision requise dépend de la mission envisagée mais, ainsi que nous allons le voir, la finesse maximale que nous pourrons obtenir dépend de la résolution du sonar latéral utilisé. On peut toutefois estimer qu'une précision de l'ordre de la cinquantaine de centimètres entre les deux images serait réalisable. Ainsi, dans ce papier, nous présenterons les étapes successives

utilisées pour effectuer le recalage sur images sonar, en nous focalisant plus particulièrement sur la classification des données, puisque c'est cet outil qui permet de fournir les amers pour le recalage.

Avant de décrire la méthodologie mise en place pour résoudre ce problème de recalage, il convient de cerner les besoins en la matière. Puisque nous voulons utiliser des images issues de sonars latéraux, nous commencerons par présenter ses spécificités, de même que les fonds marins étudiés. La première partie sera donc également consacrée à étudier les données utilisables pour ce travail de recalage. Ceci nous guidera alors vers la méthodologie mise en place pour résoudre ce problème de recalage.

Comme nous le verrons, une des deux étapes importantes concerne la segmentation et classification des images sonar. L'algorithme mis en place se doit donc de gérer les caractéristiques des différents fonds apparaissant sur une image sonar pour les séparer au mieux. Comme nous le montrerons, ce travail a été séparé en plusieurs phases pour aboutir au final à une segmentation fine entre les différentes textures. Les résultats obtenus seront alors commentés et discutés.

La deuxième étape importante est la mise en correspondance des données disponibles, une fois celles-ci classifiées. Les attentes que nous avons dans ce domaine seront tout d'abord listées, ainsi que les différents amers à considérer suite à la classification réalisée. La méthodologie appliquée sera alors rapidement expliquée, puis quelques cas typiques de recalage seront commentés. Un bilan final de recalage sera alors effectué, permettant d'indiquer les domaines de validité de la classification dans le cadre de cette démarche de repositionnement.

## 2. Contexte

### 2.1. Travaux précédemment effectués dans le domaine

Diverses études existent dans la littérature concernant le recalage à l'aide de données sonar. En se concentrant sur le recalage à long terme, ce qui nous intéresse ici, nous pouvons mentionner les travaux de [Lucido], qui met en correspondance des cartes bathymétriques. Ce système, assez robuste, pose toutefois le problème du recalage sur zones de fonds plats. [Daniel], quant à elle, se positionne sur des zones de « cailloutis » (blocs rocheux en fait) en effectuant un raisonnement hypothétique. Ici se pose le problème de la densité d'informations : s'il n'y a pas assez de « cailloutis », le recalage reste imprécis par manque d'informations, s'il en y a trop, les ombres et échos se chevauchent et leur positionnement est peu précis. On peut également citer [Guériot], qui apparie des données symboliques issues des images sonar, tel l'allure des frontières ou les positions d'amers. La difficulté est alors d'obtenir des données symboliques fiables pour le recalage.

Il apparaît donc qu'utiliser des images sonar pour le recalage est une démarche envisageable. Toutefois, si nous voulons réaliser un recalage le plus souvent possible, nous allons devoir essayer d'utiliser le nombre maximal d'amers. Comme cela sera montré plus tard, le problème de la fiabilité des amers se posera également. Le but de cette étude va donc être de mettre en œuvre une démarche adaptée permettant de le repositionnement sur le long terme aussi souvent que possible et de façon fiable.

### 2.2. Spécificité d'une image sonar

#### 2.2.1. Constitution de l'image

Afin d'être dans des conditions optimales de rasance afin d'obtenir des images de qualité, un sonar latéral est généralement fixé sur un poisson remorqué près du fond [Lurton]. Le principe de la formation des images est simple : à intervalle régulier, le sonar émet un signal acoustique (ping). Arrivé sur le fond marin, une partie de l'énergie est rétrodiffusée, que le sonar va capter en retour. Le poisson se déplaçant au cours du temps, la succession de pings va alors peu à peu former une image de la réflectivité du fond marin.

Décrivons plus précisément ce qu'il se passe au cours d'un ping. Une fois émis, le signal se propage dans la colonne d'eau. La rétrodiffusion est alors quasi-nulle. Son premier contact avec le fond est presque à la verticale ( $\equiv$  en spéculaire) du sonar, provoquant un fort écho en retour. Le signal réverbéré dépend ensuite de la nature du fond : pour un sonar haute fréquence comme ici (455 kHz), il sera par exemple assez fort sur des zones de gravier et beaucoup plus faible sur des éléments type vase. Si un obstacle se trouve sur la trajectoire du signal, on va

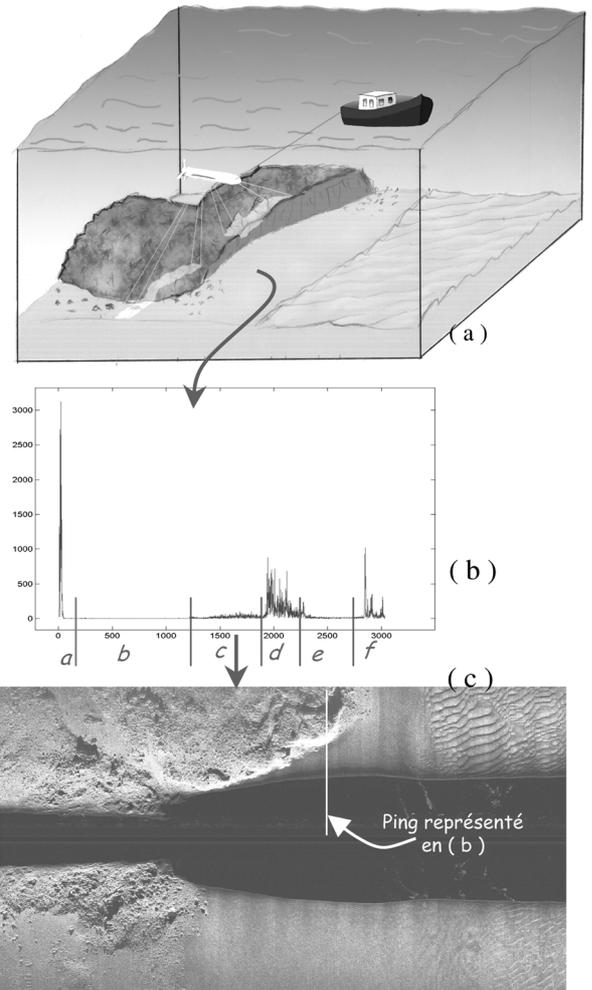


Figure 1. Schéma représentant la géométrie d'un sonar latéral (a), exemple de réception d'une voie (b) et d'une image (c).

Pour la voie représentée en (b), on peut délimiter plusieurs zones : le pic d'émission en a, la colonne d'eau en b, la réverbération du sable en c, l'écho de la falaise en d suivi de son ombre en e, et la réverbération de la roche en f.

alors avoir l'apparition d'échos et d'ombre : la partie de l'objet perpendiculaire au signal va engendrer une forte rétrodiffusion (l'écho) tandis que derrière l'objet, le signal ne peut plus se propager, on aura une ombre. Celle-ci pourra d'ailleurs bien souvent renseigner sur la forme de l'objet [Quidu].

Notons également que, selon la fréquence d'émission, l'onde acoustique pourra plus ou moins pénétrer dans le sédiment, ou bien n'enregistrer que l'information de surface (ce qui est le cas ici).

La figure 1 montre la géométrie d'un sonar latéral, les différentes phases de réception que l'on vient d'énumérer et un exemple d'image sonar.

#### 2.2.2. Propriétés de l'image sonar

Une fois le signal capté en retour, il va être bien souvent numérisé. Préalablement, une correction est souvent appliquée sur le

signal, afin de réduire la différence d'amplitude du signal entre le début et la fin de la portée, c'est la TVG (Time Varying Gain ou Gain Variable en Temps). Cette opération permet de faciliter ainsi la numérisation. Dans les images traitées ici, la correction est de la forme suivante :

$$TVG(d) = 30 \log(d) + 0,2d \tag{1}$$

$d$  étant la distance au sonar.

En comparant cette loi de TVG à l'équation du sonar actif [Lurton], on se rend compte que cette formule est à rapprocher des termes d'amortissement en distance. Par contre, elle ne permet pas de corriger des termes angulaires, comme l'influence du lobe de directivité ou des variations de rasant. Sur l'image sonar, cela se traduit alors par un manque d'uniformité en fonction de l'éloignement qu'il pourra être nécessaire de corriger.

En observant une image sonar, on voit qu'elle présente également un aspect granuleux, manifestation d'un pseudo-bruit nommé speckle. Ce phénomène est dû à la nature du système d'imagerie, qui considère, comme source d'énergie, une onde acoustique cohérente. Les micro-réflecteurs présents à l'intérieur de la cellule de résolution vont alors interférer entre eux, positivement ou non, ce qui va provoquer ce chatolement caractéristique [Goodman] (voir figure 2).

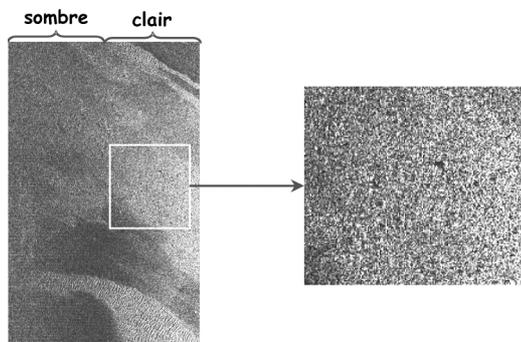


Figure 2. Spécificités d'une image sonar : manque d'uniformisation de la luminosité et présence de speckle.

### 2.2.3. Résolution d'un sonar latéral

La cellule de résolution d'un sonar latéral est déterminée par le calcul de deux mesures [Lurton].

La première correspond à la résolution en distance ( $\equiv$  dans le sens des pings). Elle vaut alors  $\delta y = \frac{c \cdot \tau}{2 \cdot \sin \varphi}$  avec  $c$  la célérité,  $\tau$  la durée du pulse émis,  $\varphi$  l'angle d'incidence du faisceau.

La deuxième mesure est la résolution en azimut, donnée par l'ouverture à  $-3$  dB du lobe de directivité de l'antenne, ce qui donne  $\delta x = d \cdot 2\theta_3$  où  $d$  est la distance oblique et  $2\theta_3$  l'ouverture du lobe de directivité. La figure 3 montre les différentes mesures évoquées.

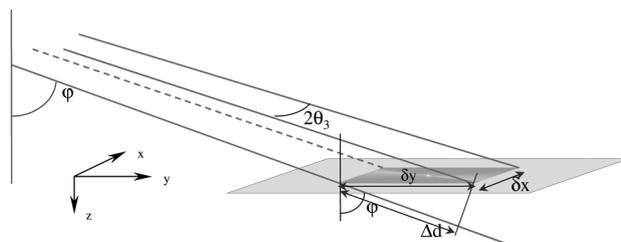


Figure 3. Représentation de la cellule de résolution d'une image sonar.

### 2.2.4. Caractéristiques du sonar utilisé et faciès discernables

Le sonar utilisé pour ce travail est un Klein 5500. La fréquence d'émission est de 450 kHz, sa résolution en distance vaut 3 cm et 20 cm en azimut. Compte tenu de sa fréquence élevée, seule l'information de surface sera réverbérée.

*A priori*, toutes les structures supérieures à la résolution du sonar sont discernables. Les roches notamment, se distinguent sans peine, de même que les gros galets, les petits objets manufacturés (ancres, etc), les rides de sable de longueur d'onde de l'ordre de 50 cm au moins. Quant aux sédiments plans, ils se présentent sous l'aspect d'une texture homogène (hormis le speckle), avec un index de réverbération lié à leur nature, notamment leur granulométrie, mais ce lien est souvent trop complexe pour pouvoir remonter à la nature du sédiment par l'étude seule des données sonar [Le Chenadec].

Quelques exemples de faciès discernables au sonar sont présentés en figure 4.

## 2.3. Conséquences des spécificités des fonds marins et de l'image sonar sur le recalage

### 2.3.1. Variabilité angulaire

De part sa constitution, les ombres de l'image seront toujours situées dans le sens d'insonification. En conséquence, pour un même fond cartographié sous des angles de vue différents, on aura une modification de l'aspect des ombres et de leur localisation, entraînant une variabilité sur l'apparence des objets. Ce phénomène est particulièrement visible sur des objets « volumineux » comme les zones de roches, les épaves... La figure 5 illustre ce problème puisqu'en se fiant à la seule forme des ombres, le recalage entre les deux images semble difficile. En conséquence, pour se repérer sur de telles zones, il conviendra de savoir isoler les ombres afin d'éviter le recalage sur celles-ci. Ce phénomène est également observable à l'intérieur des textures elles-mêmes, spécialement sur les rides de sable. En effet, ces structures sont particulièrement visibles quand le sonar passe perpendiculairement à leur direction de propagation. Par contre, quand le sonar est parallèle, les rides peuvent devenir invisibles [figure 6].

Notons aussi que, dans une moindre mesure, la variabilité angulaire se manifeste aussi sur l'apparence des différents échos.

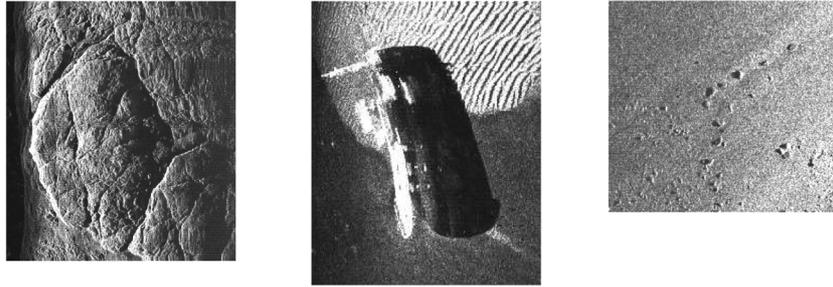


Figure 4. Quelques exemples de faciès discernables au sonar. De gauche à droite : roches, épave sur fond de sédiment sombre et rides, zones de petits blocs rocheux sur fond de sédiment clair.

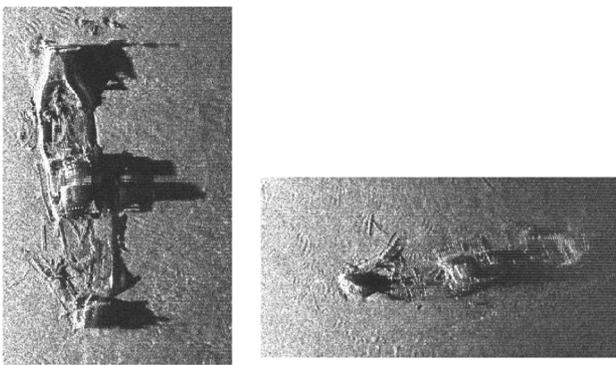


Figure 5. Variabilité des ombres sur les images des grosses structures : comparaison entre deux passes à 90° l'une de l'autre (le sonar est passé à gauche des images).

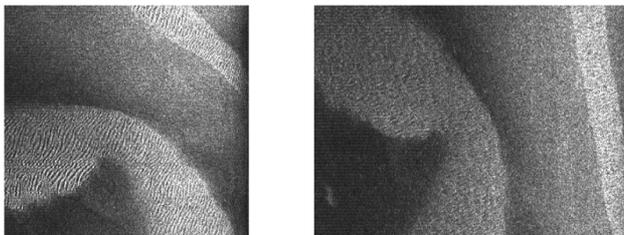


Figure 6. Variabilité angulaire sur une zone de rides. Comparaison entre deux passes à 60° l'une de l'autre.

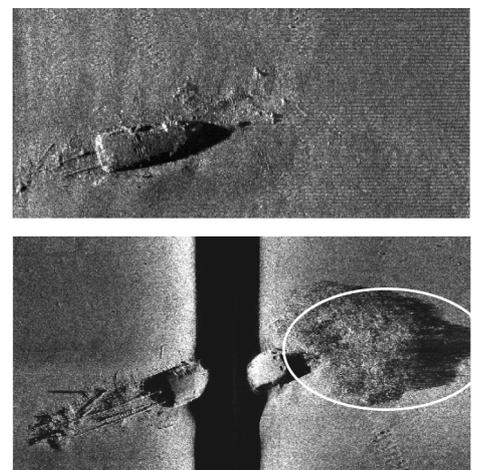


Figure 7. Comparaison entre deux images de la même zone : un banc de poissons ou d'algues est apparu sur la deuxième image.

Ainsi, d'un angle de vue à l'autre, quelques détails peuvent changer, ce qui aura probablement un effet sur la précision finale du recalage. Toutefois, ces modifications sont souvent mineures, contrairement à l'apparence des ombres, et ne devraient pas empêcher d'effectuer un repositionnement, même s'il est moins juste.

### 2.3.2. Variabilité temporelle

Pour se repérer sur des images précédemment acquises, il pourra être nécessaire d'effectuer le traitement et la comparaison d'images ayant été cartographiées à plusieurs mois d'intervalle. Entre ces images, des éléments pourront avoir changé.

Les modifications les plus visibles concernent les objets « évanescent » (bancs de poissons, algues, etc.). Le cas est montré en figure 7 où pour une même zone, on remarque qu'un banc de poissons (ou d'algues ?) vient considérablement perturber la lecture de la deuxième image.

Un autre type de variabilité temporelle est lié aux conditions hydrodynamiques locales : au gré des tempêtes et des courants, les structures sédimentaires peuvent en effet se modifier. Le cas a été maintes fois prouvé sur les grands bancs de sable et de dunes au large de Calais [Le Bot 1] ou dans l'estuaire de la Gironde [Berné]. Toutefois, pour les fonds contenant des bancs sableux plus petits, il semblerait qu'on se trouve alors dans un régime hydrosédimentaire à l'équilibre et qu'en conséquence, la variabilité de ces fonds soit faible voire nulle [Le Bot 2], ce qui semble être le cas pour les fonds étudiés ici (Baie de Douarnenez et Rade de Brest). En effet, pour ces faciès régulièrement cartographiés durant plusieurs années, il ne nous a pas été permis de mettre en évidence une variabilité temporelle forte, ce qui corrobore ce raisonnement.

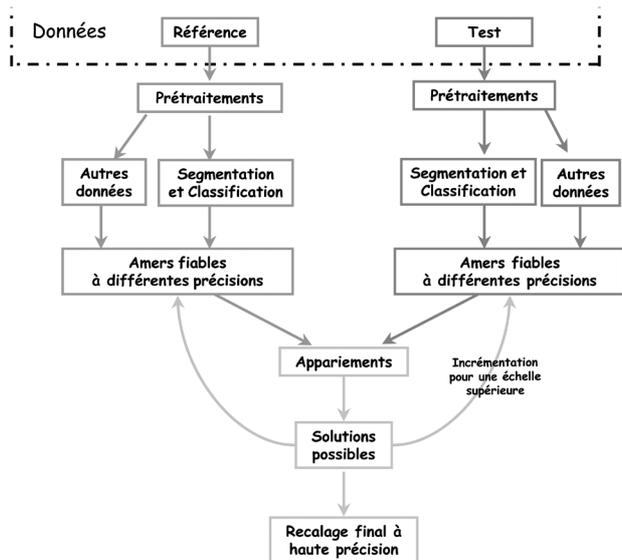


Figure 8. Schéma de la méthodologie proposée pour résoudre le problème du recalage

En résumé, nous pouvons donc dire :

- Avec un même sonar latéral, l'enregistrement, d'un même fond sous des angles azimutaux différents crée une variabilité angulaire forte.

S

- La variabilité temporelle semble une donnée moins importante à considérer pour les fonds étudiés dans le cadre de cette étude mais cela met en évidence l'importance de la connaissance de la zone de travail avant d'effectuer tout travail de recalage.

Les conséquences de ce que nous venons de dire sur le recalage entre les images sont les suivantes :

- La variabilité des ombres étant très importante, il va falloir les discerner de l'image afin de ne pas en tenir compte pour le recalage.

- La variabilité angulaire de certaines textures étant elle aussi importante (rides de sable par exemple), il va être nécessaire de savoir les distinguer.

- Le volume des données étant important, il va falloir avoir un algorithme permettant une recherche rapide et fiable de la zone d'intérêt.

Ce travail s'achemine donc vers une représentation symbolique des différents fonds marins disponibles. Celle-ci devra être invariante en rotation et suffisamment précise pour autoriser un recalage fin. Puisqu'il s'agit de représenter les fonds marins, il paraît donc logique que ces données symboliques soient représentées par une segmentation et une classification des données sonar.

Les amers considérés ne seront plus alors directement les différents fonds marins mais les résultats de la segmentation : ainsi la nature, les frontières et la forme des différentes zones segmentées constitueront les différents repères que à utiliser pour effectuer le positionnement.

La méthodologie que nous nous proposons de suivre pour recaler les images considérées est illustrée par la figure 8.

Ce schéma de la chaîne de traitement contient deux étapes principales : la segmentation des données et la phase d'appariements d'amers. La phase de prétraitement, dont nous ne parlerons pas ici, consiste en une correction supplémentaire de la TVG par modification des termes angulaires et une réduction du speckle par un filtrage basé sur une décomposition en ondelettes (faisant suite aux études de [Donoho] et développé pour les images SAR et sonar par [Isar]). La figure 9 montre un exemple d'image une fois les deux corrections appliquées.

### 3. Classification et segmentation des données sonar

#### 3.1. Besoins en segmentation

La segmentation répond ici à un but précis, fournir des amers pour le recalage, ce qui impose de connaître à la fois la nature des zones et leurs frontières. De plus, la séparation s'effectue entre des classes aisément reconnaissables qu'il est nécessaire de nommer explicitement. C'est pourquoi on va réaliser une classification de type supervisé sur les données, la segmentation

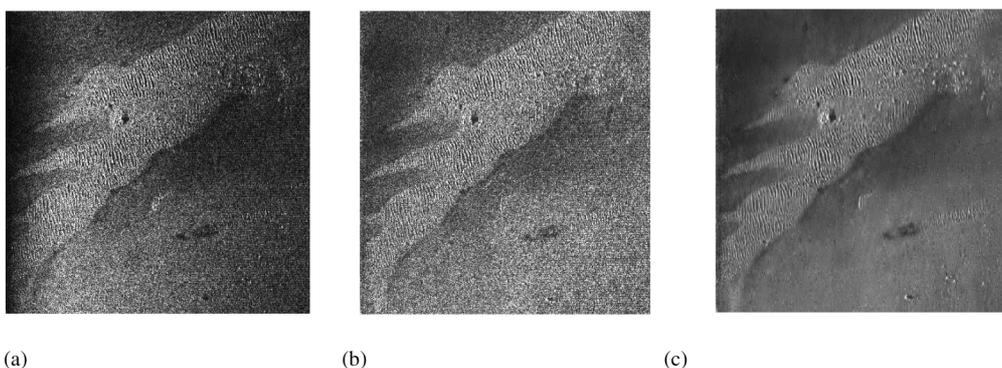


Figure 9. Comparaison entre l'image initiale (a), l'image corrigée de la TVG (b) et filtrée du speckle (c).

étant donnée par la frontière entre les zones classifiées. L'étude étant plus axée sur la recherche d'attributs discriminants, on utilisera une méthode simple, à savoir la classification par le plus proche voisin.

Concernant les classes à choisir, il faut se rappeler qu'avec un tel sonar, les différentes structures discernables sont principalement les suivantes : roches, litées ou non, mégarides de houle ou de courant, blocs rocheux, sable, vase, épaves... Avoir autant de classes pourrait non seulement être préjudiciable pour une bonne discrimination de celles-ci et de plus, il n'est peut-être pas nécessaire d'en conserver autant pour le recalage. Cela revient d'ailleurs à dire que la reconnaissance des lieux ne se fera pas tant sur la diversité de la nature des fonds que sur leur forme. Toutefois, ne conserver que les contours entre les différentes pose alors le problème de la fiabilité des amers ainsi sélectionnés. Il faut donc conserver une diversité minimale permettant d'effectuer le recalage tout en s'affranchissant des difficultés précédemment citées. Tous ces faciès vont être alors regroupés par famille, chaque membre d'une même famille devant avoir des propriétés assez homogènes. Ainsi, la classe « roche » regroupe tous les faciès chahutés et rugueux : roches, blocs rocheux, épaves. La classe « rides » regroupe tout type de rides (houle ou courant), quelle que soit leur longueur d'onde ou leur orientation. La classe « sable », quant à elle, regroupe tous les sédiments (elle pourra ensuite être scindée en plusieurs classes de luminance, par exemple vase et sable). La classe ombre, de par sa particularité, restera une classe à part.

### 3.2. Les paramètres classifiants

Divers types existent dans la littérature, parmi lesquels on peut citer des paramètres basés sur la luminance, tel la luminance moyenne ou la variance, des critères basés sur les statistiques locales, des paramètres basés sur les matrices de cooccurrence [Blonde], [Cocquerez], [Haralick]...

Afin de choisir l'un ou l'autre critère discriminants, nous avons décidé de nous guider en cernant les particularités de chacune des classes en présence.

Concentrons-nous tout d'abord sur la classe de roches. Celles-ci présentent une structure désordonnée et rugueuse avec un index fort, de même que les zones de galets et blocs rocheux. Quant aux épaves, leur structure souvent effondrée les font apparaître là encore sous le même aspect. Le critère à trouver pour les discriminer devra donc exprimer ces propriétés de rugosité et de luminance élevée.

Quant aux rides de sable, elles sont vues par le sonar comme une succession régulière de lignes d'ombres et d'échos, de largeurs symétriques (rides de houles) ou non (rides de courant), et peuvent avoir n'importe quelle direction de propagation par rapport au sonar, sauf quand elles tendent à être parallèles à celui-ci (où elles sont invisibles). Leur longueur d'onde maximale étant typiquement de la dizaine de mètres, au aura sur l'image des longueurs d'onde de 2 (critère de Shannon) à 50 pixels. Le

critère devra pouvoir détecter les rides quelle que soit la longueur d'onde et quelle que soit la direction par rapport au sonar. Les sédiments non ridés, quant à eux, sont justement caractérisés par leur homogénéité, mais avec différents index de rétro-diffusion. Il faudra donc avoir, pour discriminer ces classes des autres, un critère exprimant l'homogénéité tout en étant robuste à la luminance des classes. Pour les séparer entre elles, il faudra un critère basé sur la réflectivité. Notons que nous appellerons « vase » les sédiments faiblement réverbérants et « sable » ceux présentant une réflectivité élevée. Cette dénomination est souvent proche de la réalité car la vase, avec sa forte teneur en eau, a un contraste d'impédance faible avec l'eau provoquant cette faible réflectivité.

L'ombre enfin, est un cas un peu à part puisqu'elle est caractérisée par un manque d'information. Le critère devra donc pouvoir exprimer cette lacune.

Suite à ces remarques effectuées sur les différentes classes considérées, un résumé des besoins en paramètres discriminants peut être effectué. Il faut que ces critères :

- expriment la rugosité ou non de la classe
- permettent d'extraire des structures répétitives
- permettent de faire ressortir l'homogénéité ou non
- soient invariants en rotation et en échelle

Comme cela va maintenant être montré, les filtres de Gabor, couramment utilisés en imagerie, vont permettre d'obtenir les paramètres discriminants nécessaires à la classification.

S

#### 3.2.1. Rappels sur les filtres de Gabor

Nous rappelons que dans le domaine spatial, un filtre de Gabor est une sinusoïde modulée par une gaussienne. Dans le domaine fréquentiel, il s'exprime comme étant une gaussienne centrée sur une fréquence déterminée [Guérin-Dugué]. L'équation suivante montre la forme de la partie réelle d'un filtre dans le domaine spatial :

$$g(x) = e^{-\left[\frac{(x-p)^2}{2\sigma_x^2}\right]} \cos(2\pi \cdot u(x-p)) \quad (2)$$

En 2D, un banc de filtres de Gabor va s'exprimer comme étant un ensemble de filtres, chacun sélectionnant une fréquence particulière dans une dimension particulière. La forme générale d'un filtre dans le domaine fréquentiel s'écrit alors :

$$G(u, v) = e^{-2\pi^2 \cdot (2^j)^2 \cdot (\sigma_R^2 \cdot u^2 + \sigma_T^2 \cdot v^2)} \quad (3)$$

Avec :  $j = 1 \dots N$  l'échelle considérée,  $\sigma_R$  et  $\sigma_T$  les variances radiales et transverses,  $u'$  et  $v'$  coordonnées exprimées dans le repère lié au filtre considéré, tel que  $u' = u \cdot \cos \theta + v \cdot \sin \theta - F_0$  la coordonnée dans le sens radial, ( $F_0$  est le centre du filtre,  $\theta$  sa direction),  $v' = u \cdot \sin \theta - v \cdot \cos \theta$  la coordonnée dans le sens transverse.

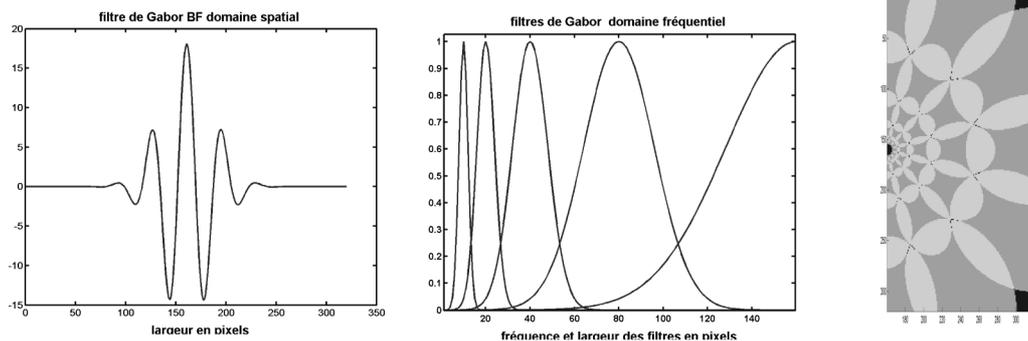


Figure 10. Allure des filtres de Gabor dans le domaine spatial (a), fréquentiel (b) et couverture dans le plan fréquentiel (c).

La figure 10 montre un exemple de filtre dans le domaine spatial et fréquentiel, ainsi que la couverture du plan fréquentiel par l'ensemble du banc de filtre de Gabor.

### 3.2.2. Extraction des paramètres pour la classification

Lors de l'utilisation de filtres de Gabor, deux paramètres sont classiquement laissés au choix de l'utilisateur : le nombre d'échelles et le nombre de directions.

Concernant les échelles, la haute fréquence est celle de Shannon. Le choix est donc de savoir jusqu'à quelle basse fréquence la décomposition de l'image sera effectuée. Cela dépend, d'une part de la taille de l'image et d'autre part des textures qui seront rencontrées dans les données. Dans cette étude, considérer 6 échelles a été jugé comme étant amplement suffisant pour extraire toutes les structures pertinentes de l'image.

Dans la littérature, le nombre de directions utilisées est généralement de 4 (de 45° en 45° donc) [Mallat], [Vautrot]. Pour cette étude particulière, il faut se rappeler que même si une grande partie du bruit a été éliminé par la réduction du speckle, il n'en reste pas moins qu'une image sonar est perturbée par une variabilité naturelle et par les conditions de mesures. En conséquence, si le filtre n'a pas la même direction que les structures de l'image (rides par exemple), il ne réagira pas ou peu. Il importe donc d'en choisir suffisamment, nous en considérerons 6, de 30° en 30°.

La figure 11 montre un exemple de décomposition. On voit en particulier que la zone de rides n'est détectée que pour une échelle et une direction, correspondant à sa direction de propagation et sa longueur d'onde.

Une fois la décomposition par filtres de Gabor effectuée, il faut extraire les paramètres pour la classification. Classiquement, on utilise, ou bien directement les valeurs des sorties de filtres de Gabor, ou bien des statistiques locales [Vautrot], [Weldon]. Le nombre de paramètres alors obtenu est alors généralement très important. Une analyse linéaire discriminante (A.L.D.) [Duda] permet ensuite d'effectuer la classification sur un nombre d'axes optimal.

Dans le cadre de cette étude, nous pouvons rappeler qu'il y a la nécessité d'avoir des paramètres invariants en rotation. La démarche a donc été la suivante : premièrement, l'écart-type local des sorties de filtres est calculé, qui sera nommé par la suite  $stdGab_{kl}$ , ( $k = 1$  à  $m$  numéro d'échelle,  $l = 1$  à  $n$  numéro correspondant à la direction du filtre). L'équation suivante montre le calcul de l'écart-type pour la première échelle, première direction :

$$stdGab_{11} = \sqrt{\sum_{i=i_1}^{i_2} \sum_{j=j_1}^{j_2} (Gab_{11,mn} - \overline{Gab_{11}})^2} \quad (4)$$

avec  $Gab_{11}$  sortie du premier filtre de Gabor,  $i_1 i_2$  et  $j_1 j_2$  respectivement indices d'abscisse et d'ordonnées de début et de fin de la fenêtre considérée pour l'écart-type

Ensuite, pour déterminer les paramètres, les spécificités des principales catégories de classes ont été utilisées :

- Les roches, de par leur nature chahutée, réagissent à beaucoup de filtres de Gabor, surtout dans la direction d'insonification. La moyenne de tous les  $stdGab_{kl}$  doit donc être forte pour les roches. Deux paramètres sont alors extraits : la moyenne de

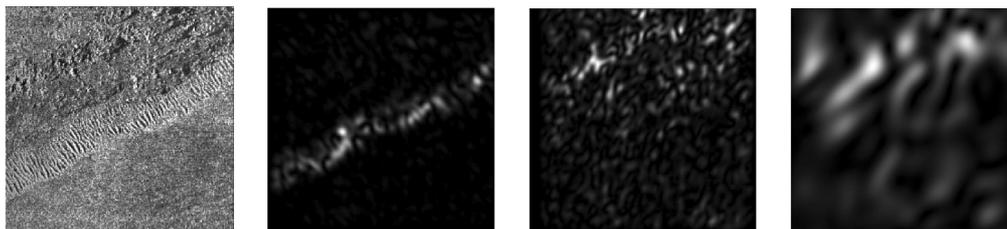


Figure 11. Allure de quelques décompositions par filtres de Gabor, à comparer avec l'image initiale.

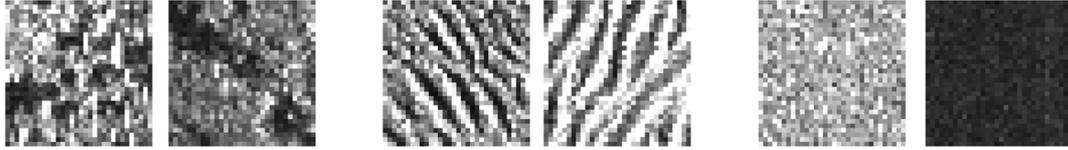


Figure 12. Quelques exemples d'images utilisées pour l'apprentissage (de gauche à droite, roches, rides et zones de sédiments homogènes).

$stdGab$  et la moyenne normalisée de  $stdGab$ , pour toutes les échelles et pour la direction d'insonification seulement.

- Les rides ont une direction et une échelle prépondérante mais le critère doit pouvoir détecter et ranger dans la même catégorie toutes les rides. Le paramètre retenu est alors la valeur normalisée du filtre ayant le plus réagi.

- Les classes de sédiments homogènes sont justement caractérisés par leur homogénéité. Un critère basé sur la luminance sera donc utilisé ici : l'écart-type local de la luminance.

- L'ombre est caractérisée par un manque d'information. L'approche classique est de réaliser un seuillage pour la détecter. C'est ce type de méthode qui sera utilisé ici.

Les différents critères utilisés peuvent alors être écrits sous la forme mathématique suivante :

$$\text{critère 1} = \overline{stdGab_{kl}} = \frac{1}{mn} \left( \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n stdGab_{kl} \right) \quad (5)$$

avec  $k$  numéro d'échelle et  $l$  numéro correspondant à la direction d'insonification

$$\text{critère 2} = \text{mean}_{dirInso}(stdGab_{kl}) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m stdGab_{k4} \quad (6)$$

4 correspondant ici à la direction d'insonification

$$\text{critère 3} = \frac{\max[stdGab_{11} \quad stdGab_{12} \dots stdGab_{mn}]}{stdGab_{kl}} \quad (7)$$

$$\text{critère 4} = \sqrt{\sum_{i=i_1}^{i_2} \sum_{j=j_1}^{j_2} (Im_{ij} - \overline{Im})^2} \quad (8)$$

avec  $Im$  la matrice représentant l'image

### 3.3. Les différentes étapes

Il faut maintenant réaliser la classification/segmentation proprement dite. Celle-ci sera effectuée en plusieurs étapes, afin de respecter les spécificités de ces données, c'est ce qui va maintenant être montré.

#### 3.3.1. Classification sur trois classes avec des fenêtres de 32x32 pixels

Pour l'instant, trois classes seulement sont considérées, roches, rides et sédiments homogènes. Cette dernière classe pourra d'ailleurs être séparée en classe sombre (vase) ou claire (sable) par la suite. Quant à l'ombre, on l'extraira par la suite à l'aide d'un seuillage.

Nous rappelons que les paramètres discriminants choisis sont calculés sur des fenêtres d'analyse de taille déterminée ; plus ces fenêtres sont petites, meilleure est la résolution, mais au détriment de la fiabilité puisqu'on aura alors plus d'erreurs, dû à l'augmentation de la variabilité intra-classe. Ainsi, des fenêtres de  $32 \times 32$  pixels semblent être la taille minimale pour allier fiabilité et finesse, avec une segmentation sur fenêtres glissantes, afin de gagner encore de la résolution.

La classification étant de type supervisé, un apprentissage préalable doit être effectué. Pour chaque classe, 128 images de  $32 \times 32$  pixels servent de base d'apprentissage, en prenant garde à considérer une variabilité intra-classe suffisante (plusieurs orientations et longueurs d'onde pour les rides, plusieurs valeurs d'index pour les sédiments homogènes, etc.) [figure 12]. Une fois l'apprentissage et l'A.L.D. réalisés, la classification de nouvelles images sonar peut être effectuée. La figure 13 montre un exemple de classification sur une image contenant de la roche, des rides, de la vase, du sable et des blocs rocheux. La segmentation a été réalisée sur des fenêtres glissantes (avec un pas de 4 pixels)

On s'aperçoit que la classification est conforme à ce qu'on voit à l'œil : les zones de roches/blocs rocheux sont bien repérées, ainsi que la zone de rides, entourées de zones de sédiments homogènes. Toutefois, malgré l'emploi de fenêtres glissantes, les zones non homogènes (rides et roches) « diffusent » sur les zones homogènes. Ceci est sans doute dû à la taille des fenêtres d'analyse. En effet, quand une inhomogénéité est présente dans une fenêtre, celle-ci est considérée comme non homogène, même si elle est majoritairement constituée de sédiment homogène. Ce problème de diffusion va donc maintenant être traité.

#### 3.3.2. Utilisation de la classification 16 x 16 pixels

Comme expliqué précédemment, plus la classification est réalisée sur de petites fenêtres d'analyse, meilleure sera la précision, mais au détriment bien souvent de la fiabilité. Néanmoins, pour



Figure 13. Classification sur des fenêtres de  $32 \times 32$  pixels.



Figure 14. Classification sur des fenêtres de 16x16 pixels.



Figure 15. Allure de la segmentation une fois la fusion réalisée.

améliorer la finesse de la segmentation ci-dessus, il peut être tentant de tester la segmentation avec des fenêtres d'analyse plus petites, par exemple 16 x 16 pixels.

La segmentation est refaite sur la même image que précédemment, en ayant là encore des fenêtres glissantes avec un pas de 4 pixels ; on s'aperçoit bien que la segmentation est beaucoup plus bruitée qu'avec la classification précédente [figure 14]. Néanmoins, on voit aussi que la diffusion des sédiments non homogènes a considérablement diminué.

L'idéal serait donc de pouvoir combiner les deux classifications, afin de bénéficier des avantages de l'une et de l'autre. Cette combinaison est alors effectuée grâce à une fusion de classification à l'aide d'une règle dite « procédurale », c'est-à-dire donnée par l'utilisateur suite à sa propre compréhension de la scène. Dans ce cas, celle-ci est la suivante :

- puisque la classification 32 x 32 pixels donne de bons résultats sauf autour des frontières entre les zones homogènes et les zones non homogènes, celle-ci constituera la base de la classification.
- Autour des frontières entre les zones homogènes et les non homogènes (et seulement à ces endroits), on remplace la segmentation 32 x 32 pixels par celle 16 x 16 pixels si on a un sédiment homogène.

On obtient alors une segmentation à la fois fiable et précise [figure 15].

### 3.3.3. Détection des ombres

Nous avons précédemment dit que les ombres seraient extraites par seuillage. Nous ne les avons pas classifiées par l'A.L.D. pour une raison simple : en observant les images sonar de cette étude, on voit qu'elles sont souvent petites et seront rarement contenues dans une fenêtre d'analyse ; en conséquence, elles auront donc peu de chance d'être classifiées. Un test (non montré dans ce document) a confirmé cette supposition.

La difficulté d'un seuillage est de déterminer le plus objectivement possible la valeur du seuil. Une méthode classique en traitement d'images consiste à prendre un seuil en fonction de la luminance moyenne des zones d'ombre, celui-ci pouvant être diminué ou augmenté par une composante proportionnelle à l'écart-type de la luminance ou bien déterminé automatiquement par des algorithmes basés sur la logique floue [Guillaudeux].

Le problème est que, dans les images sonar, il arrive qu'une ombre sur un fond clair ait un index plus fort que les zones de vase. En conséquence, un seuil permettant de détecter une ombre sur du sable (figure 16 à gauche) ne permettra pas de détecter l'ombre sur une zone de vase (figure 16 à droite).

L'idée serait donc d'avoir une valeur qui soit fonction du fond environnant. Pour cela, on considère un seuil égal à la luminance moyenne des zones homogènes / 3,5 comme étant un bon compromis pour détecter les ombres. Remarquons que cette valeur est empirique mais permet de détecter correctement les ombres quel que soit le fond considéré. Pour le moment, nous n'avons pu relier avec certitude ce lien entre la luminance moyenne du fond et celle de l'ombre. Ce rapport de 3,5 pourrait être dû à la présence des lobes secondaires de l'antenne qui, en interceptant le fond marin (ou la surface), dans une autre direction, provoquerait cette remontée du niveau moyen de l'ombre. La figure 17 montre les mêmes données que sur la figure précédente : les ombres sont cette fois-ci correctement détectées.

### 3.3.4. Séparation sable/vase

La question de l'intérêt de séparer ou non les classes sable et vase peut alors être posée. En effet, cette séparation peut paraître arbitraire puisque, dans la nature, de nombreux types de

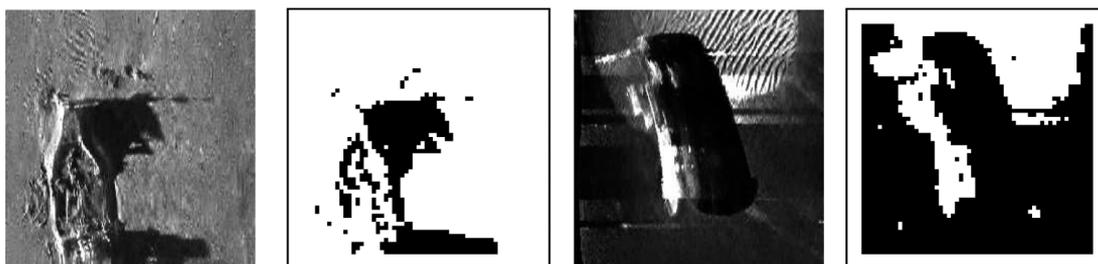


Figure 16. Seuillage de l'ombre avec un seuil fixe de  $s = 35$ .

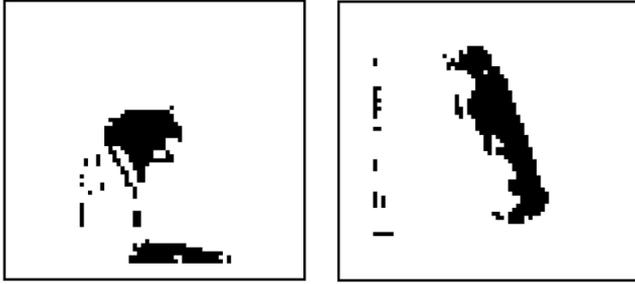


Figure 17. Seuillage de l'ombre avec un seuil adaptatif.

fonds sédimentaires peuvent être trouvés, avec autant d'index différents et que le changement d'index entre deux milieux n'est parfois pas franc, comme on peut le voir sur la figure 18.

Néanmoins, il faut toujours garder à l'esprit que, pour le recalage, on doit s'affranchir des problèmes de rotation de l'image. Or, un des problèmes majeurs est la variation d'aspect des rides selon l'angle de vue, qui peuvent être vues selon le cas comme des rides ou un sédiment clair.

Il paraît donc indispensable de pouvoir discriminer les sédiments clairs des sédiments plus sombres.

Cette séparation est effectuée par une classification par le plus proche voisin. La différence principale entre ces deux classes étant la luminosité, on retient deux critères basés sur celle-ci. La fenêtre d'analyse reste de  $16 \times 16$  pixels, afin de pouvoir la lier avec la segmentation précédente. Une fois cette étape terminée, une classification sur cinq classes est obtenue, ainsi que cela peut être vu sur la figure 19.

### 3.3.5. Bilan des étapes effectuées

Ainsi, dans l'optique de fournir des amers pour pouvoir se recalquer, une segmentation supervisée des images sonar a été réalisée. Le principe général est d'utiliser les résultats d'une décomposition en ondelettes de Gabor et une classification par le plus proche voisin. La segmentation a été séparée en plusieurs étapes, afin de séparer au mieux les différentes classes de fonds



Figure 18. Variation lente de luminosité dû à un changement progressif de sédiment.

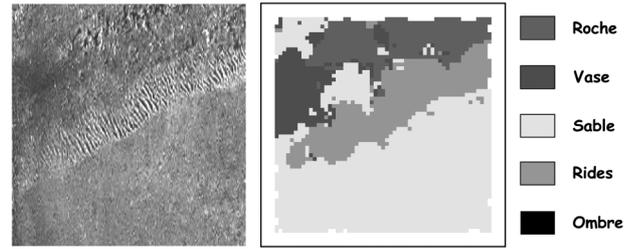


Figure 19. Classification finale, à comparer avec l'image initiale.

marins. Ainsi, les deux premières étapes, reliées entre elles par une fusion de classifications, consistent en une classification sur des fenêtres de  $32 \times 32$  pixels et  $16 \times 16$  pixels et permettent d'allier segmentation fine et fiabilité. Les deux dernières étapes servent quant à elles à pouvoir discriminer deux classes supplémentaires afin d'obtenir une description plus détaillée de la scène. La figure 20 récapitule les différentes étapes réalisées. La fiabilité de la classification peut être assez facilement évaluée en comparant les résultats obtenus à une base préexistante. Plusieurs comparaisons ont été réalisées avec une classification manuelle et donne un pourcentage de bonne classification d'environ 80%.

La fiabilité de la segmentation est une donnée plus difficile à appréhender. Comment en effet gérer l'écart existant entre la

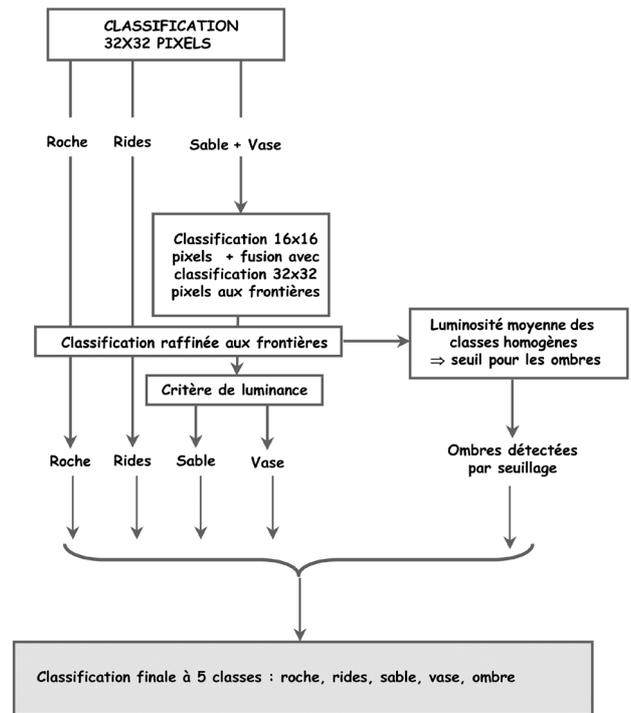


Figure 20. Schéma récapitulatif de la méthodologie de classification.

segmentation donnée et celle de référence, l'apparition ou la disparition de contours? Faute de critère objectif, seule une évaluation «à l'œil» est réalisée et donne, en général, un écart maximal d'une dizaine de pixels. Deux causes principales peuvent probablement l'expliquer : le pas de fenêtre glissante utilisée (4 pixels) et la taille des fenêtres d'analyse (16 pixels). La précision obtenue au final pour la segmentation, semble donc être une sorte de moyenne entre le pas ces deux valeurs.

## 4. Mise en correspondance des données symboliques

### 4.1. Bilan des données disponibles et objectifs du recalage

#### 4.1.1. Nature des amers utilisables

La segmentation réalisée est effectuée sur cinq classes, roches, rides, sable, vase et ombre. Toutefois, toutes ces classes ne peuvent pas être utilisées comme amer.

**S** Les ombres, en particulier, ne doivent pas servir d'amers de part leur variabilité angulaire. Elles ont d'ailleurs été classifiées pour ne pas être prise en compte lors du recalage.

Parmi les classes restantes se pose aussi le problème des rides de sable. Lorsqu'elles sont invisibles, elles sont alors perçues comme une zone de sable et elles seront dans ce cas classifiées comme tel. Toutefois, il paraît important de pouvoir tout de même utiliser ces zones de rides. Deux choix s'offrent alors : soit avoir un modèle prédictif permettant de savoir quand les

rides seront visibles ou pas, soit de fusionner les classes sable et rides. Pour des raisons de simplicité de mise en œuvre, c'est cette dernière solution qui a été pour le moment retenue, même si cela implique une certaine perte d'information.

Les amers qui seront utilisés pour le recalage seront donc de trois nature différentes : roches, rides + sable et vase, les ombres étant conservées pour effectuer un masquage et ne pas faire de recalage sur ces zones.

#### 4.1.2. Précision et la fiabilité espérée du recalage

La précision et la fiabilité du recalage dépend bien sûr de celles de la segmentation. Elle sera donc au mieux d'une dizaine de pixels, soit environ 2 m.

Toutefois, avoir une segmentation fiable et de qualité suffisante ne garantit pas d'obtenir systématiquement un bon recalage. L'exemple de la figure 21 illustre ce problème : si on considère une zone de trop petite taille, on voit que l'on peine à retrouver la zone de référence, ce qui n'est pas le cas lorsque l'on considère une zone plus grande.

Il apparaît donc que les résultats de la classification pourront être utilisés essentiellement pour un recalage assez grossier (2 m de précision maximale), la recherche étant effectuée sur de grandes zones (prises arbitrairement de  $440 \times 440$  pixels, soit 88 m).

En contrepartie, cela donne la possibilité d'effectuer une recherche sur des zones de dimensions importantes.

Nous nous dirigeons donc vers un recalage hiérarchisé, où la zone de recherche sera peu à peu restreinte.

### 4.2. Méthode de recalage utilisée

Bien que nous n'allons pas nous étendre sur la description de la méthode employée pour le recalage des images, elle peut rapi-

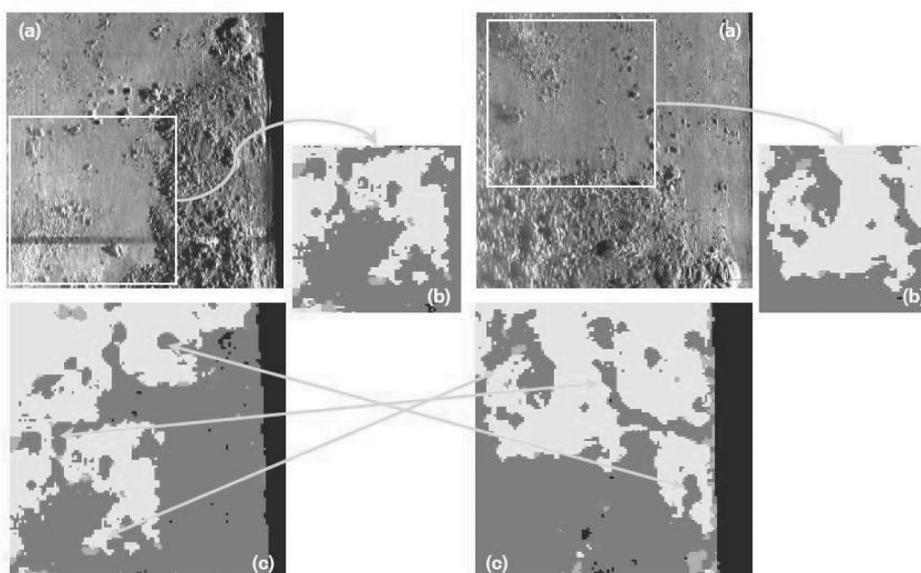


Figure 21. Comparaison avec deux images segmentées de la même zone : si on considère une zone trop petite (b), on peine à reconnaître des amers d'une images à l'autre, ce qui n'est pas le cas si on considère une zone plus grande (c).

dement être expliquée. Elle est séparée en trois parties distinctes, appelées « sélection par le pourcentage prépondérant », « mise en correspondance spatiale des classes » et « affinage du recalage ».

La première partie a pour but de réduire au maximum et rapidement le nombre de zones candidates pour le recalage. Elle consiste à sélectionner, dans l'image segmentée à recalier, les deux classes prépondérantes et de noter leurs pourcentages d'apparition correspondants. Le but est ensuite de rechercher, dans l'image de référence, les zones contenant les mêmes classes avec des pourcentages semblables. À noter qu'on ne se soucie pas ici de la forme des différentes zones ni de leur répartition dans l'image test. Les critères étant uniquement le pourcentage d'apparition, ceci explique la rapidité de cette opération (quelques secondes au plus pour une zone de  $440 \times 10\,000$  pixels). La proportion d'images ainsi retenue dépend bien sûr des lieux considérés mais est généralement de 1/10 environ.

La deuxième étape utilise les informations de la forme des zones et leur répartition dans l'image pour pouvoir effectuer le recalage proprement dit. Le principe est de superposer la répartition des deux classes prépondérantes à celle de ces deux mêmes classes sur l'image de référence. Les transformations retenues pour le moment sont les rotations et les translations, *i.e.* nous sommes dans le cas d'un recalage de type rigide. Remarquons qu'en toute rigueur, il faudrait donc tenir compte aussi d'un facteur d'échelles entre les images, mais étant ici souvent aux mêmes altitudes, il n'est pas utilisé ici. La meilleure superposition ( $\equiv$  celle où on a le moins de différence entre l'image test et la zone de référence trouvée) est considérée comme étant le recalage désiré.

La troisième étape est en fait un affinage du recalage précédemment trouvé. En effet, pour plus de rapidité, la recherche initiale est réalisée avec un pas assez grossier. Le but est alors d'obtenir ici le recalage le plus précis possible. Le même type de calcul que pour l'étape 2 est réalisé, en testant plusieurs rotations et plusieurs translations autour de la zone précédemment trouvée. Notons que cette méthodologie de recalage est à considérer comme une stratégie multiéchelle, puisqu'elle permet de trouver et affiner peu à peu la zone adéquate.

Au terme de ces trois étapes, le bon recalage doit donc être obtenu, à la fois fiable et précis. Notons toutefois que la précision de la segmentation a précédemment été estimée à la dizaine de pixels, soit environ 2 m; en théorie, le recalage ne pourra donc pas être plus précis que ces valeurs.

### 4.3. Étude de quelques cas

Quelques exemples de mise en correspondance vont maintenant être montrés. Ceci permettra alors de mettre en valeur les difficultés auxquelles le système de recalage proposé pourra se confronter.

Pour chaque recalage montré, l'image de gauche est celle à recalier et l'image du haut est l'image de référence dans laquelle

le système tente d'extraire la bonne zone (entourée en blanc). Les images centrales montrent le recalage final trouvé. L'évaluation de la précision du recalage est réalisée manuellement, en comparant les positions relatives d'amers entre l'image test et l'image de référence sélectionnée.

#### 4.3.1. Zone de roches, blocs rocheux et sable

Le premier exemple est constitué de zones de roches, blocs rocheux et sable. La segmentation obtenue est donc constituée essentiellement des classes sable et roche.

Plusieurs difficultés principales apparaissent; les premières sont dues aux propriétés des grosses zones de roche : variabilité angulaire sur l'aspect des ombres et sur une légère variation de l'aspect des frontières. L'algorithme devra donc vérifier qu'il est bien invariant en rotation et robuste à la variabilité des ombres. La dernière difficulté vient de ce que les zones de blocs rocheux sont nombreuses, éparses et peu étendues; le risque est donc d'être pénalisé par une erreur dans leur positionnement. L'algorithme devra donc se repérer malgré la multiplicité de ces zones qualifiées de roches.

En observant les résultats de la fig. 22, on voit que le système a réussi à se positionner correctement malgré la variabilité d'aspect entre les deux images. La précision du positionnement est ici estimée à 10 pixels environ.

#### 4.3.2. 2<sup>ème</sup> zone de roches, blocs rocheux et sable

Le deuxième exemple montré est une image cartographiée non loin de la première zone; tout comme celle-ci, elle est constituée majoritairement de sable, roches et blocs rocheux. La spécificité que l'on peut observer est la présence d'une sorte de vallée sous-marine.

Sur la figure 23, on se rend compte que malheureusement, l'algorithme ne permet pas cette fois de retrouver la bonne zone. La raison est due à la présence de la vallée sous-marine, dont les frontières changent considérablement d'aspect entre les deux images et qui n'est pas segmentée de la même manière, provoquant cette erreur de positionnement. Ceci montre bien l'importance d'avoir une segmentation fine et fiable pour effectuer un bon recalage.

#### 4.3.3. Zone de mégarides et vase

La troisième zone étudiée est constituée de mégarides de sable et de vase. Ici, la difficulté principale réside dans la variabilité de l'aspect des rides en fonction de l'angle de vue et la grande taille de la zone de recherche. Lorsque les rides sont parallèles à l'avancée du sonar, elles sont vues comme étant des zones de sable et segmentées comme telles (cas de l'image test), contrairement aux rides se propageant dans une autre direction (données de référence). Ceci nous permet de vérifier que fusionner les classes sables et rides est une démarche valable.

Malgré le fait que la recherche est effectuée sur un nombre de classes réduit, le système arrive à repérer la zone adéquate, avec

S

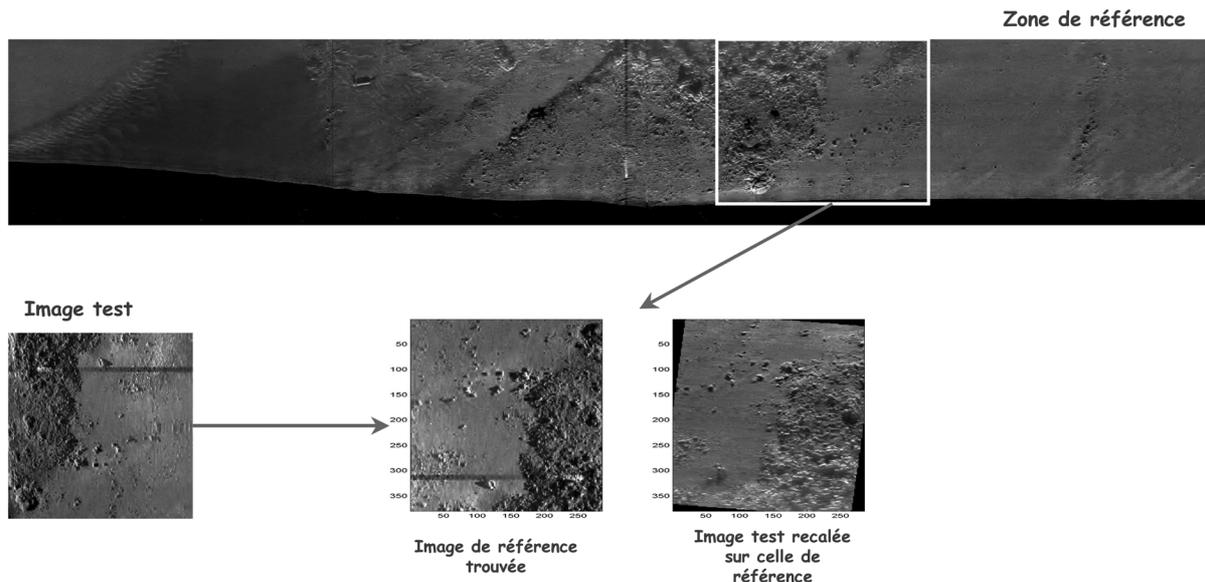


Figure 22. Exemple de recherche sur une zone de roches, blocs rocheux et sable.

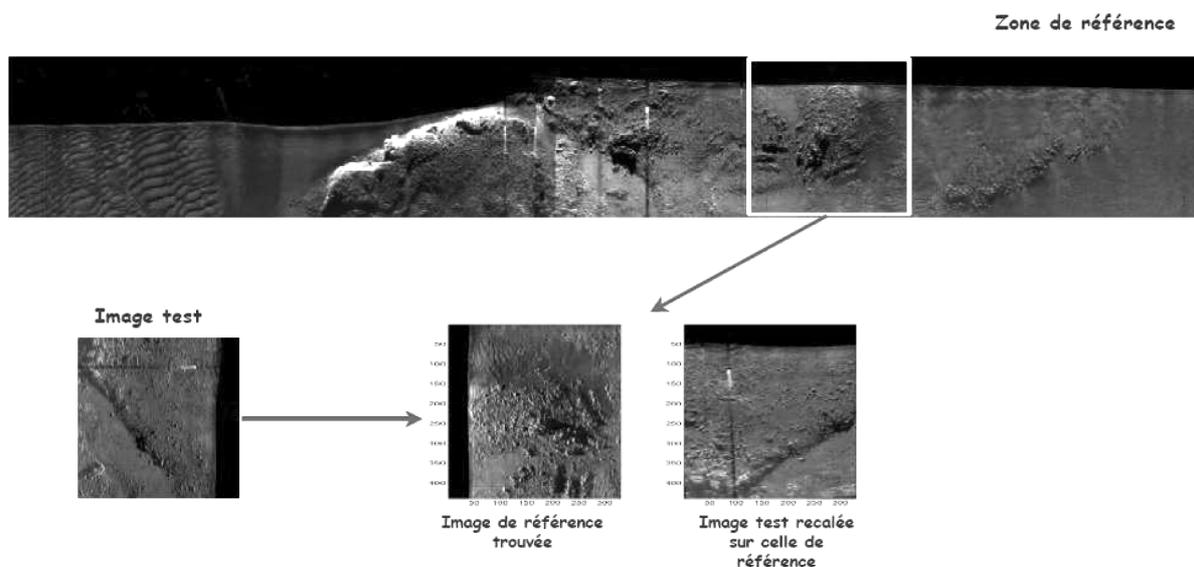


Figure 23. 2<sup>ème</sup> exemple de recherche sur une zone de roches, blocs rocheux et sable.

une précision parfois inférieure à cinq pixels, comme nous pouvons le voir sur la figure 24.

#### 4.4. Autres résultats de recalage

Dans le tableau suivant, l'ensemble des tests de recalage effectués sont présentés (basse de l'Herminie est, Herminie vallée et Douarnenez banc 2 étant les trois exemples précédemment présentés). Pour chaque zone correspond un couple d'images

sonar, chacune pouvant alternativement servir d'image test ou de zone de référence. Le terme «sens inverse» correspond donc au fait considérer comme image test celle ayant servi d'image de référence dans le «sens 1» et inversement. On remarque donc que dans l'ensemble, la précision du recalage obtenu est de l'ordre de la vingtaine de pixels, soit une distance de 4 m. Même si nous ne parvenons pas à obtenir une précision égale à la résolution du sonar utilisé (20 cm), le recalage obtenu permet de diminuer la dérive potentielle des systèmes inertiels (estimée de 10 à 100 m par heure selon les engins).

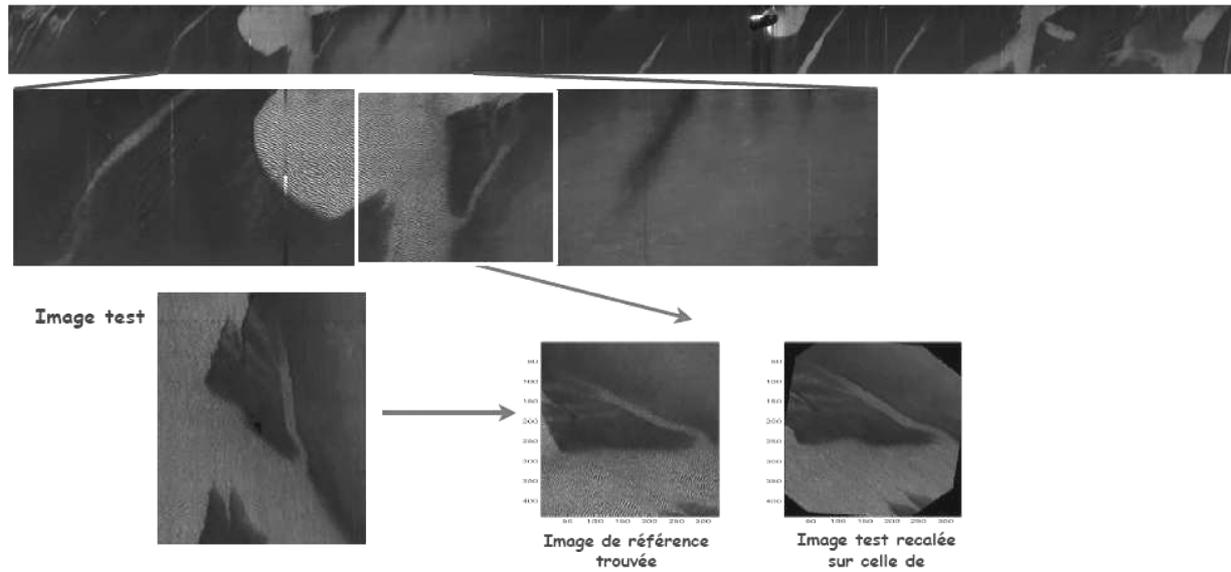


Figure 24. Recalage sur une zone de mégarides et vase.

Tableau 1. Ensemble des résultats de recalage effectués.

	"sens 1"	"sens inverse"
Basse de l'Hermine est	V 5 à 20 pixels H 5 à 15	V 0 à 25 H 0 à 20
Basse de l'Hermine sud	V 0 à 15 H 10 à 20	V 30 à 40 H 0 à 10
Basse de l'Hermine (vallée)	Mauvaise zone trouvée	Mauvaise zone trouvée
Baie de Douarnenez (banc de rides 1)	V 0 à 10 H 0 à 20	V 0 à 10 H 0
Baie de Douarnenez (banc de rides 2)	V 0 à 10 H 0 à 5	V 10 à 30 H 0 à 25
Épave du Castel Meur (baie de Douarnenez)	V 10 à 30 H 80 à 120	V 20 à 35 H 140 à 170
Épave de la Meuse (baie de Douarnenez)	V 5 H 0	V 0 à 10 H 5 à 10
Épave de la Swansea Vale (sortie Rade de Brest)	V 60 à 70 H 5 à 10	V 10 à 20 H 10 à 40

#### 4.5. Bilan du recalage effectué

##### 4.5.1. Pertinence de la démarche

Au terme des tests effectués, il apparaît donc qu'utiliser des résultats de segmentation d'images sonar pour effectuer un recalage est une démarche envisageable ; un certain nombre de recommandations peuvent toutefois être listées pour pouvoir utiliser ce type de procédure.

Premièrement, on montre l'importance de connaître la zone d'étude. En effet, ce type de recalage n'est pas adapté à toute sorte de fond marin : les zones sableuses par exemple, sont

impropres au recalage de part la pauvreté des informations existantes, de même que certaines zones dunaires, du fait de leur forte variabilité temporelle. Également, on prouve donc qu'en ayant une bonne connaissance des données, les amers pertinents peuvent être déduits.

Dans le cas présent, les fonds étudiés étaient majoritairement constitués de sable, vase, roche, mégarides, petits blocs rocheux et épaves, tous de faible variabilité temporelle. En utilisant comme amers les zones de roches, rides+sable et vase, on montre que les fonds marins sont suffisamment bien représentés ici pour pouvoir recalcr les images dans la plupart des cas.

L'extraction des amers étant réalisée par segmentation/classification, il est donc nécessaire d'avoir une segmentation fiable et précise (condition montrée dans la partie 4.3 où une erreur de segmentation cause un mauvais recalage). Cela suppose aussi d'avoir des données sonar et des prétraitements de bonne qualité. La segmentation doit aussi être représentative des fonds considérés (ici, une segmentation sur cinq classes, en affinant peu à peu la précision des frontières.).

Enfin, pour la mise en correspondance, il faut considérer une zone suffisamment grande afin de maximiser les chances d'avoir suffisamment de détails significatifs et invariants. Plus généralement, il faudrait de toute façon s'assurer que la zone considérée contienne suffisamment d'informations fiables pour pouvoir effectuer le recalage. Ainsi, sur une zone contenant de nombreux détails bien répartis (cas du premier exemple), un recalage sur une zone plus petite pourrait fonctionner, *a contrario* d'une zone contenant des bancs de sable, souvent linéaires et pauvres en informations (dernier exemple donné). Un critère pourrait d'ailleurs permettre de savoir si la zone est recalable ou non, et à quelle taille.

La précision obtenue au final est de l'ordre de la vingtaine de pixels, ce qui laisse une marge d'évolution pour un recalage plus précis. Cependant, le fait d'utiliser un tel recalage permet de se positionner rapidement à partir d'une grande zone de recherche et ce, quelle que soit la différence d'angle de vue entre les données enregistrées. Ce recalage avec de telles données symboliques est donc indiqué pour un repositionnement grossier à partir d'une grande zone de recherche.

En résumé de ce qui vient d'être dit, il apparaît donc qu'utiliser les résultats de classification pour se recalier est envisageable à condition :

- de connaître les fonds étudiés
  - Connaître la pertinence et la persistance des amers en présence
  - Avoir des fonds non uniformes
- d'avoir une bonne segmentation/classification
  - simple mais représentative des fonds
  - suffisamment fine pour avoir le meilleur recalage possible
- d'utiliser ce type de recalage pour un positionnement rapide dans une grande zone de recherche.

#### 4.5.2. Améliorations envisageables

La précision de ce type de positionnement a été évalué à la vingtaine de pixels, soit 4 m avec le sonar utilisé. Si cela constitue une amélioration par rapport à l'incertitude sur le positionnement initial (on rappelle que la dérive est d'environ 10 à 100 m par heure), on pourrait espérer affiner encore le recalage. Plusieurs voies sont alors envisageables.

La première consisterait à quantifier les incertitudes liées à chaque étape de notre traitement. En effet, la précision finale du positionnement dépend à la fois des conditions de mesures, des erreurs induites par les différents prétraitements, de la finesse de la classification et de la méthode de recalage utilisée. Connaître quelles sont les pertes d'information à chaque stade pourrait

être alors très précieux pour cerner les limites de notre système de positionnement ou bien nous donner des pistes pour pouvoir l'améliorer.

Une deuxième voie pour améliorer le recalage consisterait à se focaliser plus spécifiquement sur la segmentation/classification des données. Le choix des classes notamment, a été ici guidé par la nature des différents fonds présents sur nos images sonar. Sur des images provenant d'autres fonds marins, on pourrait avoir d'autres classes ou absence de celles considérées ici. Cela imposerait soit d'obtenir des informations *a priori* (cas utilisé ici), soit de se diriger vers un type de segmentation moins supervisé (tout en gardant en tête les problèmes de fiabilité).

Une autre amélioration concerne plus spécifiquement le type de recalage utilisé : pour le moment, il était de type rigide. On pourrait penser l'améliorer par un recalage non rigide. En particulier, on pourrait corriger des mouvements du poisson (coups de lacets, dérive, etc.) en utilisant les informations de la centrale d'attitude (instrument souvent installé). Des tests encourageants ont été effectués [Ansquer] en corrigeant les images des variations de cap ; bien que cette démarche serait à poursuivre par d'autres tests, ceci semble constituer une amélioration significative de la précision du positionnement.

## 5. Conclusion

Dans cet article, nous évaluons la possibilité d'utiliser les résultats de segmentation d'images sonar pour se recalier sur le fond marin. Cette nécessité de positionnement provient des Véhicules Autonomes Sous-Marins (AUV), dont la dérive des systèmes de navigation à l'estime doit périodiquement être corrigée.

Nous avons donc commencé par rappeler les propriétés essentielles d'un tel système d'imagerie, avant de présenter divers types de faciès parmi les plus représentatifs de ceux que nous avons pu observer.

Les spécificités conjointes de l'imagerie sonar et des fonds étudiés nous ont alors amené à lister les difficultés qui devront être contournées pour pouvoir effectuer le recalage. Il s'est alors dégagé une méthodologie générale que nous nous sommes proposés de suivre. Ainsi, suite à un prétraitement des données, les images sont ensuite segmentées et classifiées. Les résultats de cette opération fournissent alors les amers nécessaires pour effectuer le repositionnement.

Pour la suite de cet article, nous nous sommes focalisés sur la possibilité d'utilisation des résultats de segmentation des images pour effectuer le recalage.

Le fonctionnement de l'algorithme de segmentation a alors été expliqué en détail. Les différentes classes étant identifiées (roche, rides, sable, vase et ombre), il a alors été décidé d'effectuer une classification de type supervisé. Les paramètres discriminants sont fournis par une décomposition par banc de filtres de Gabor, le classifieur utilisé étant le plus proche voisin. L'algorithme de classification se compose alors de quatre

étapes, permettant de séparer peu à peu les différentes classes et d'affiner la segmentation. Le résultat est une segmentation en cinq classes, la précision étant estimée à une dizaine de pixels. Un bilan de la segmentation est alors réalisé, permettant de cerner sous quelles conditions les résultats obtenus peuvent être utilisés comme amers pour se repérer. Il s'avère alors que pour les zones étudiées, les amers pourront être constitués par les zones de roches, rides + sable et vase, les zones d'ombre étant simplement utilisées comme masque.

L'algorithme de recalage est alors rapidement expliqué, et les résultats obtenus sont ensuite montrés et commentés. On remarque alors que cette méthodologie permet d'aboutir au final à un positionnement juste, avec une précision d'une vingtaine de pixels environ, soit 4 m pour le sonar Klein 5000.

Enfin, une synthèse est réalisée, permettant de fixer les conditions d'utilisation d'un tel recalage, ainsi que ses limites. Il s'avère donc que ce type d'algorithme est plus réservé à un recalage grossier, pour effectuer une recherche rapide de zone dans une base de données conséquente et suppose que la scène contienne suffisamment d'informations. Une remarque a également été réalisée sur l'importance de connaître la zone d'étude, afin de réaliser une segmentation la plus adaptée et un choix d'amers en conséquence.

Nous avons terminé notre étude en présentant diverses améliorations envisageables, que ce soit par la fiabilisation de la démarche ou l'amélioration des algorithmes de segmentation ou de recalage. Tout ceci sera sans aucun doute un préalable indispensable avant une mise en place opérationnelle.

### Consultation des travaux antérieurs

D'autres informations peuvent être trouvées dans les publications antérieures à ces travaux :

- [Leblond06] I. LEBLOND, *Recalage à long terme d'images sonar par mise en correspondance de cartes de classification automatique des fonds*. Thèse de l'Université de Bretagne Occidentale spécialité Traitement du Signal, soutenue le 9 Février 2006 à l'Ensieta.
- [Leblond04] I. LEBLOND, M. LEGRIS et B. SOLAIMAN «Classification et segmentation d'images sonar pour le recalage à long terme». Colloque *Caractérisation in-situ des fonds marins*, Brest, France, 21-22 Octobre 2004
- [Leblond05] I. LEBLOND, M. LEGRIS et B. SOLAIMAN, «Use of Classification and Segmentation of Sidescan Sonar Images for Long Term Registration», *IEEE OCEANS'05 EUROPE*, Brest, France, 20-23 Juin 2005

## Références

- [Ansquer] T. ANSQUER et H. BARRAUD, *Recalage d'images sonar par transformations non rigides*, Projet de voie d'approfondissement encadré par Isabelle Leblond, École Navale, juin 2006.
- [Béchez] C. BECHAZ et H. THOMAS, «GIB Portable Tracking Systems. The Underwater Use of GPS.», *Hydro International*, 2002.
- [Berné] S. BERNE, *Architecture et dynamique des dunes tidales. Exemple de la marge atlantique française*, Thèse de l'Université des sciences et techniques de Lille Flandres-Artois, spécialité océanologie, 1991.

- [Blondel] P. BLONDEL et B. J. MURTON, *Handbook of Seafloor Sonar Imagery*, Wiley-Praxis series in Remote Sensing, 1997
- [Cadiou] J. F. CADIOU *et al.*, «Défi Golfe de Gascogne, synthèse des développements technologiques», Colloque *Défi Golfe de Gascogne*, 22-24 mars 2005.
- [Cocquerez] J.-P. COCQUEREZ et S. PHILIPP, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Éditions Masson, Paris, 1995.
- [Daniel] S. DANIEL, *Fusion multisource appliquée à la reconnaissance d'objets dans le milieu sous-marin*, Thèse de l'Université de Rennes I mention traitement du signal, novembre 1998
- [Donoho] D. DONOHO, «Denoising via soft thresholding», *IEEE Trans. Inf. Theor.*, 41 : 613-627, 1995.
- [Duda] R. O. DUDA, P. E. HART et D. G. STORK, *Pattern Classification*, A Wiley-Interscience Publication, John Wiley & Sons, INC, 2001.
- [Fournet] L. FOURNET, *Positionnement d'engins autonomes grands fonds : état de l'art et perspectives*, Mémoire de fin d'études de l'École Supérieure des Géomètres et Topographes, juillet 2002
- [Goodman] J. W. GOODMAN, «Some fundamental properties of speckle», *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 66 n°11, novembre 1976.
- [Guérin-Dugué] A. GUERIN-DUGUE et P. M. PALAGI, «Implantations de filtres de Gabor par pyramides d'images passe-bas.», *Traitement du signal 1996 - volume 13 n°1*, 1996.
- [Guériot] D. GUEROT, *Utilisation des algorithmes génétiques pour des problèmes d'optimisation spécifiques Application aux réseaux de neurones et au traitement d'images sonar*, Thèse de doctorat de l'Université de Haute-Alsace mention électronique, automatique, décembre 1998.
- [Guillaudeux] S. GUILLAUX, S. DANIEL et E. MAILLARD, «Optimization of a sonar image processing chain : a fuzzy rules based expert system approach», *Proc. Of MTS/IEEE Oceans '96*, Floride, 22-26 septembre 1996.
- [Haralick] R. HARALICK, «Statistical and Structural Approaches to Texture», *Proc. Of the IEEE*, Vol 67, No 5, 1979.
- [Isar] A. ISAR, A. QUINQUIS, M. LEGRIS et D. ISAR, «Débruitage des images SAR : application de la TODDE (Transformée en Ondelettes Discrètes à Diversité Enrichie)», *RSTD (Revue Scientifique et Technique de la Défense)* n°64, 2004.
- [Le Bot 1] S. LE BOT, D. IDIER, T. GARLAN, A. TRENTESAUX et D. ASTRUC, «Dune dynamics : from field measurements to numerical modelling. Application to bathymetric survey frequency in the Calais-Dover Strait», *Marine Sandwave Dynamics*, Lille, 23 et 24 mars 2000.
- [Le Bot 2] S. LE BOT, A. TRENTESAUX, T. GARLAN, S. BERNE et H. CHAMLEY, «Influence des tempêtes sur la mobilité des dunes tidales dans le détroit du Pas-de-Calais», *Oceanologica Acta*, vol. 23, n° 2, 2000.
- [Le Chenadec] G. LE CHENADEC, *Analyse des descripteurs énergétiques et statistiques de signaux sonar pour la caractérisation des fonds marins*, Thèse de doctorat de l'Université de Bretagne Occidentale, mention Traitement du Signal, 2004.
- [Lucido] L. LUCIDO, *Navigation sous-marine référencée terrain par mise en correspondance de cartes bathymétriques*, Thèse de doctorat de l'Université de Nice -Sophia Antipolis, 1998
- [Lurton] X. LURTON, *An Introduction to Underwater Acoustics, Principles and Applications*, Praxis Publishing Ltd, Chichester, UK, 2002.
- [Mallat] S. MALLAT, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, San Diego, 1998.
- [Quidu] 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 mention électronique, décembre 2001.
- [Salgado Jimenez] T. SALGADO JIMENEZ, *Contribution à la commande d'un robot sous-marin autonome de type torpille*, Thèse de l'Université Montpellier II, discipline : Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal, décembre 2004.
- [Vautrot] P. VAUTROT, *Segmentation et classification d'images texturées par filtrage spatio-fréquentiel : ondelettes splines et filtres de Gabor*, Thèse de doctorat en sciences appliquées, Université de Reims, 1996.
- [Weldon] T. P. WELDON et W. E. HIGGINS, «Designing Multiple Gabor Filters for Multi-Texture Image Segmentation.», *Optical Engineering* 38(9) 1478-1489, septembre 1999.



Isabelle **Leblond**

Isabelle Leblond née en 1977 près de Rouen. Après des études de physiques et d'océanographie, elle a obtenu un Doctorat de Traitement du Signal à l'Université de Bretagne Occidentale en février 2006.

Cette thèse, préparée au laboratoire E312 de l'ENSIETA a pour sujet le recalage à long terme d'images sonar, thème de l'article présenté dans cet article.

Depuis, elle a travaillé à l'École Navale, en tant qu'enseignant-chercheur, sa recherche ayant pour thématiques l'étude des milieux sédimentaires multicouche par sondeurs de sédiments et la calibration de transducteurs ultrasonores.

Actuellement, elle travaille à l'Ifremer, où elle étudie les interactions des ondes acoustiques et des algues flottant dans la colonne d'eau.



Michel **Legris**

Michel Legris est enseignant chercheur au laboratoire E312 (EA 3876) à l'École Nationale des Études et Techniques de l'Armement (ENSIETA) à Brest depuis 2001. Titulaire d'un diplôme d'ingénieur de l'École Centrale de Paris en 1985 et d'un Doctorat en Génie Électrique de l'Institut National Polytechnique de Grenoble en 1996, il a travaillé successivement dans les domaines électromagnétiques puis acoustiques au sein de la Délégation Générale pour l'Armement. Actuellement, il travaille sur la conception, l'algorithmie et l'interprétation des données des systèmes d'imagerie sonar haute résolution.



Basel **Solaiman**

Basel Solaiman est né à Damas, Syrie en 1960. Il a reçu le diplôme d'Ingénieur de l'École Nationale Supérieure des Télécommunication de Bretagne (ENST Bretagne), à Brest, France, en 1983 et le doctorat et HDR de l'Université de Rennes I en Théorie de l'Information, à Rennes, France, respectivement en 1989 et 1997.

En 1984 et 1985, il a été Ingénieur de Recherche dans le groupe des Télécommunications au Centre d'Études et des Recherches Scientifiques, Damas, Syrie.

Il a rejoint le Département Information et Traitement d'Images de l'ENST Bretagne en 1992, dont il est actuellement responsable.

Sa recherche concerne les domaines de la télédétection, le traitement d'images médicales, l'analyse de formes et l'intelligence artificielle.

