



UFR SSI
Département MIS

Année 2010-2011

Ifremer

Master 2 professionnel
Math-STIC

Spécialité
Mathématiques

Parcours
Mathématiques et applications des mathématiques

Segmentation dirigée d'image sonar: application à la détection des stocks d'huîtres et de crépidules en baie de Quiberon

Étudiant	Kévin Quinsat courriel: quinsat.e0702130@etud.univ-ubs.fr
Entreprise d'accueil	IFREMER Laboratoire LER-MPL La Trinité sur Mer 12, rue des Résistants 56470 La Trinité sur Mer
Maître de stage	Jean-Yves Stanisiere courriel: Jean.Yves.Stanisiere@ifremer.fr
Tuteur à l'université	Jacques Froment courriel: Jacques.Froment@univ-ubs.fr
Date de la soutenance	04 Juillet 2011

Remerciements

Je souhaite adresser mes remerciements à mon maître de stage, Jean-Yves Stanisière, pour son accompagnement tout au long de ce stage, ainsi que pour ses conseils et son aide.

Je tiens aussi à remercier mon tuteur à l'université, Monsieur Jacques Froment, pour avoir suivi mon travail et sa visite à la station Ifremer à la Trinité sur Mer.

Un grand merci à Monsieur Jean-Marc Siquin et Madame Marie-Paule Corre pour m'avoir aidé chaque fois que je rencontrais des problèmes avec Caraibes, ainsi que Jean-Marie Augustin pour son aide sur SonarScope.

Je voudrais aussi remercier Monsieur Yann Le-Fur d'avoir pris sur son temps, pour régler les multiples soucis informatiques.

Merci à Joseph Mazurié et à Elodie Fleury pour leur relecture attentive.

Enfin, j'adresse toute mon amitié au personnel de la station pour son accueil chaleureux.

Résumé

Dans le cadre du projet RISCO sur la compréhension des facteurs de mortalité d'huîtres en Baie de Quiberon (France), l'objectif du stage était de tester la possibilité d'une segmentation automatique d'imagerie sonar en vue de distinguer les faciès coquilliers (huîtres et crépidules) du substrat sédimentaire.

La méthode testée était de type « segmentation dirigée basée région » implémentée sous le logiciel SonarScope.

Cette approche testée uniquement en secteur vaseux s'est montrée capable de détecter sans confusion les secteurs coquilliers. La distinction entre crépidules et huîtres s'est par contre avérée pour le moment très délicate.

Une généralisation à d'autres secteurs sédimentaires de la Baie reste à menée.

Table des matières

Remerciements.....	3
Résumé.....	4
Table des figures.....	6
Introduction.....	7
1 Acquisition et analyse des données.....	8
1.1 Données sonar	8
1.1.1 Acquisition.....	8
1.1.2 Traitement.....	10
1.2 Prélèvement sédimentaire.....	15
1.2.1 Acquisition.....	15
1.2.2 Analyse.....	15
1.3 Données Vidéo.....	15
1.3.1 Acquisition.....	15
1.3.2 Analyse.....	16
1.4 Enquête.....	17
2 Segmentation basée sur la texture.....	18
2.1 État de l'art.....	18
2.1.1 Définition de la texture.....	18
2.1.2 Descripteurs de textures.....	20
2.1.2.1 Descripteurs géométriques.....	20
2.1.2.2 Descripteurs statistiques.....	20
2.1.2.3 Descripteurs par filtrage.....	20
2.1.2.4 Descripteurs par modélisation probabiliste.....	21
2.1.3 Segmentation.....	21
2.1.3.1 Segmentation Bayésienne	22
2.1.3.2 Segmentation variationnelle.....	22
2.2 Approche utilisée.....	23
2.2.1 Descripteur de texture: la matrice de co-occurrence.....	23
2.2.3 Mesure de similarité entre textures : Divergence de Kullback-Leibler.....	25
2.2.4 Segmentation sous SonarScope.....	26
3 Application à la baie de Quiberon.....	28
3.1 La définition des régions d'intérêt.....	29
3.2 L'apprentissage.....	31
3.3 La segmentation.....	32
3.4 La distinction huîtres/crépidules.....	34
Conclusion.....	36
Bibliographie.....	37

Table des figures

Fig 1: Carte des profils effectués lors de la campagne d'imagerie acoustique.....	8
Fig 2: Exemple d'une imagerie sonar (a) et d'une bathymétrie (b) obtenus avec GeoSwath.....	9
Fig 3 : Illustration de l'émission d'une onde par une des antennes.....	9
Fig 4: Principe des échos multiples sur lequel s'appuie le système RoxAnn.....	10
Fig 5: Illustration : image sonar obtenue avec Caraibes.....	11
Fig 6: Illustration: traitement sur les angles sous SonarScope.....	11
Fig 7: Illustration: traitement sur la réflectivité sous SonarScope.....	12
Fig 8: Illustration: étape 1 de la détection de hauteur.....	12
Fig 9: Illustration de l'étape 2 de la détection de hauteur.....	12
Fig 10: Illustration de l'étape 3 de la détection de hauteur.....	12
Fig 11: Illustration de l'étape 4 de la détection de hauteur.....	13
Fig 12: Suppression des valeurs erratiques par SonarScope.....	13
Fig 13: Image sonar obtenue avec SonarScope après traitement.....	13
Fig 14: Imagerie sonar vu sous Arc Gis.....	14
Fig 15: Dureté interpolée à 50 m de la baie de Quiberon.....	14
Fig 16: Carte des sédiments.....	15
Fig 17: Carte des transects effectués lors de la campagne d'acquisition vidéo.....	16
Fig 18: Image de vidéo sous-marine, illustrant un faciès à crépidules (a), à huîtres (b) et à sédiment nu de type vaseux (c).....	16
Fig 19: Superposition imagerie et informations vidéo (points bleus faciès à huîtres, rouges faciès à crépidules, blancs sédiment nu)	17
Fig 20: exemple d'information sur les concessions ostréicoles.....	18
Fig 21: Image sonar avec texture "structuré": ride de sable.....	19
Fig 22: Image sonar avec texture aléatoire.....	19
Fig 23: Image sonar sans texture.....	20
Fig 24: Montage de textures sonar.....	24
Fig 25: Matrices de co-occurrence calculées pour différentes cliques et différentes textures.....	25
Fig 26: Exemple délimitation de régions d'intérêt.....	26
Fig 27: Calcul des matrices de co-occurrence pour chaque régions d'intérêt.....	27
Fig 28: Résultat de segmentation lente pour une imagerie de taille 8x8(a), 16x16(b) et 32x32(c).	27
Fig 29: Taches sombre d'huîtres sur fond clair de vase (points rouges = huîtres à la vidéo).....	28
Fig 30: Taches sombres d'huîtres confondues avec le fond sombre sédimentaire (points rouges = huîtres à la vidéo).....	28
Fig 31 : Couche RoxAnn de dureté faible (en rose) sur l'imagerie sonar.....	29
Fig 32 : Variabilité texturale des secteurs à densité moyenne en crépidules (zone orange).....	29
Fig 33 : Variabilité texturale des secteurs à densité moyenne en huîtres (zone bleue foncée).....	30
Fig 34 : Variabilité texturale des secteurs à sédiment nu (zone verte).....	30
Fig 35 : Zone d'intérêt choisies.....	30
Fig 36: Matrices de co-occurrence des 8 régions d'intérêt présentant des huîtres.....	31
Fig 37: Matrices de co-occurrence des 8 régions d'intérêt à sédiment nu.....	31
Fig 38: Matrices de co-occurrence des 12 régions d'intérêt présentant des crépidules.....	32
Fig 39 a: (clique [1 0] sans angle, segmentation adjacente, sans masquage du spéculaire).....	32
Fig 39 b:(clique [1 0] avec angle, segmentation adjacente, avec spéculaire).....	33
Fig 39 c:([1 0] sans angle, segmentation adjacente, sans spéculaire).....	33
Fig 39 d:(clique [1 0] avec angle, segmentation adjacente, sans spéculaire).....	33
Fig 40: Segmentation du coquillier et du sédiment nu (clique [1 0] sans angle, segmentation adjacente, masquage du spéculaire).....	34
Fig 41 : Résultat final dans le secteur à dureté faible.....	35

Introduction

L'Ifremer (institut français de recherche pour le développement de la mer) est un établissement public dont le but est de connaître, évaluer et exploiter les ressources des océans. L'institut a aussi pour vocation la surveillance du milieu marin. L'Ifremer est composé de plusieurs départements répartis en plusieurs centres et implantations. Le laboratoire LER-MPL est rattaché à l'unité des Laboratoires Côtiers Environnement et Ressources Aquacoles. Il assure un suivi environnemental grâce à plusieurs réseaux de surveillance de la qualité des eaux littorales et des productions conchylicoles. Il contribue à des programmes nationaux et mène des expertises scientifiques et techniques. Localement, il met en œuvre des programmes de recherche articulés autour de l'impact des activités humaines, et du fonctionnement des écosystèmes conchylicoles.

L'ostréiculture en eau profonde est distincte de celle pratiquée en poches sur l'estran. Les huîtres généralement âgées de 18 mois sont semées en grande quantité à même le sol sans aucune protection pendant 1 à 2 ans, sans surveillance. Depuis 2006, les producteurs sont soumis à des mortalités massives pouvant atteindre 50 à 90% du stock semé au terme du cycle d'élevage. Ces mortalités sont surtout localisées dans les secteurs profonds et vaseux de la Baie. Plusieurs facteurs ont été avancés pour expliquer ces mortalités : la qualité du sédiment et de l'eau, la prédation et les pratiques d'élevages.

Dans le cadre du projet RISCO financé par la région Bretagne, l'Ifremer a été mandaté pour comprendre l'origine de ces mortalités. Des moyens conséquents ont été déployés. En 2010, un suivi mensuel des croissances et des mortalités d'huîtres a été mené en 15 points de la Baie. Parallèlement, une campagne d'acquisition sonar a été mise en œuvre pour connaître précisément la couverture sédimentaire des concessions ostréicoles mais aussi pour évaluer la répartition spatiale des stocks d'huîtres élevés et de leurs compétiteurs trophiques, les crépidules.

L'objectif de mon stage a été de tester une méthode d'analyse automatique d'image sonar appliquée à la détection de stocks d'huîtres et de crépidules. La méthode testée était de type « segmentation dirigée basée région ».

Classiquement l'interprétation des images sonar repose sur les niveaux de réflectivité. La première étape consiste à délimiter les différentes zones dites d'apprentissage ou d'intérêt nécessaires à la segmentation. Ce sont des domaines acoustiquement homogènes, dont la nature a été déterminée en croisant plusieurs sources d'information, tels que la dureté/rugosité du sol (Données RoxAnn), le type de sédiment et la présence ou non de stocks coquilliers (vidéos géo-référencées et prélèvements sédimentaires). L'étape d'apprentissage impose ensuite de caractériser la signature texturale de ces différentes zones d'intérêt. Elle repose sur le calcul de matrice de co-occurrence. La segmentation proprement dite consiste alors à découper l'image en imagerie de taille définie puis à comparer leur signature texturale avec celles définies dans l'étape d'apprentissage. La ressemblance est évaluée au sens de la divergence de Kullback-Leibler. Le type de faciès affecté à chaque imagerie est celui dont la signature texturale est la plus proche des signatures de référence.

1 Acquisition et analyse des données

Afin de pouvoir cartographier la couverture sédimentaire ainsi que les stocks d'huîtres et de crépidules nous avons croisé plusieurs sources de données. Les premières sont issues d'une campagne d'acquisition sonar; elles nous permettront après traitement d'obtenir une imagerie sonar du fond de la baie de Quiberon. D'autres informations concernant la nature du fond nous sont fournies par des prélèvements sédimentaires. Enfin, une campagne d'acquisition vidéo géo-référencée a permis d'évaluer la présence des huîtres et des crépidules.

L'importation de toutes ces données vers un SIG (Système Informatique Géographique) a permis ensuite l'analyse de l'imagerie sonar.

1.1 Données sonar

1.1.1 Acquisition

Pendant le mois le Juin 2010, il a été mis en place une campagne d'acquisition sonar avec la vedette Haliotis. Équipée d'un sonar interférométrique et d'un sondeur à sédiment, cette vedette possède l'équipement nécessaire à la cartographie de la nature et de la morphologie des petits fonds (moins de 20m de profondeur). La carte suivante, montre les trajets qui ont été réalisés pendant la campagne d'acquisition.

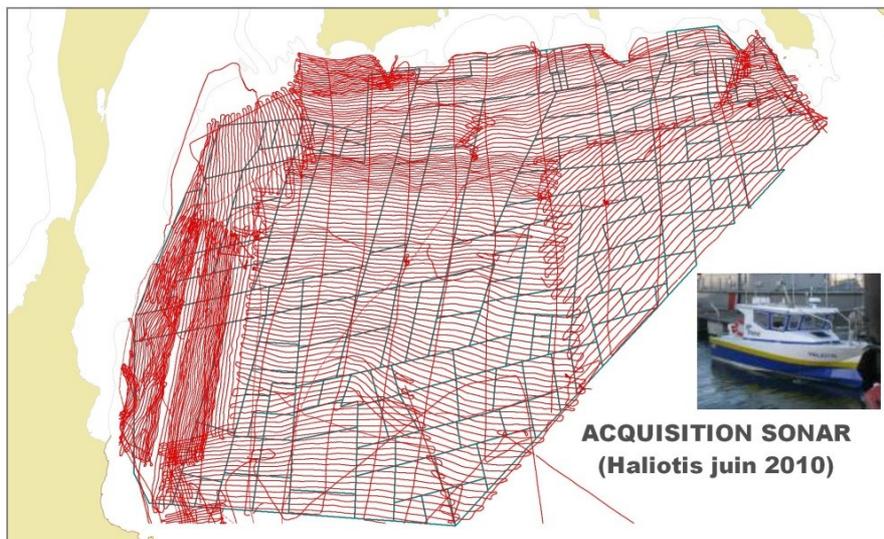


Fig 1: Carte des profils effectués lors de la campagne d'imagerie acoustique

Sonar interférométrique: GeoSwath

Le GeoSwath est un sonar latéral interférométrique dont la fréquence de balayage est de 250 kHz. Il permet la réalisation de la bathymétrie et de l'imagerie sonar du fond.

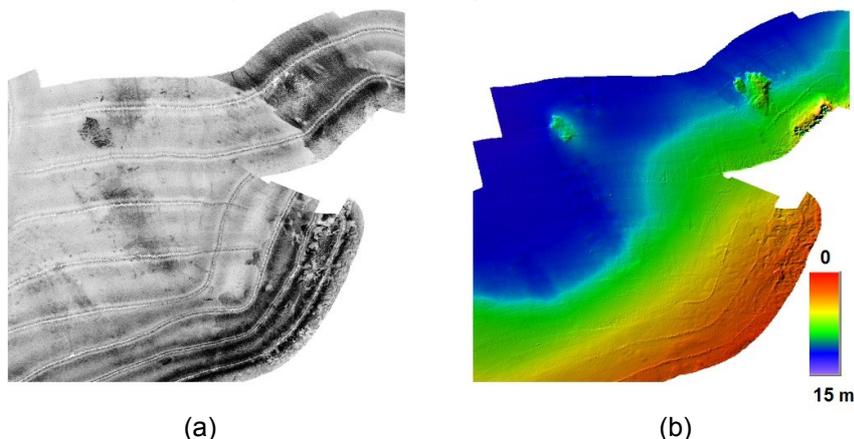


Fig 2: Exemple d'une imagerie sonar (a) et d'une bathymétrie (b) obtenus avec GeoSwath

Son principe de fonctionnement est basé sur l'émission d'une onde acoustique et sur l'enregistrement des retours en fonction de temps. Le signal rétrodiffusé par le fond est réceptionné par un capteur. Selon l'angle de retour et du temps de parcours de l'onde il est possible de positionner le signal dans l'espace. La figure 2, montre un exemple d'imagerie sonar et de bathymétrie obtenu, après traitement, avec le sonar GeoSwath.

Le système GeoSwath est formé de deux antennes en V situées de part et d'autre de la coque du bateau. Chaque antenne émet des ondes sonores obliques, perpendiculairement au trajet du bateau avec une alternance bâbord/tribord. Pour chaque échantillon temporel (distance oblique R), on dispose de l'angle d'incidence (θ) par rapport à l'axe de l'interféromètre. La figure suivante, nous montre comment le sonar émet.

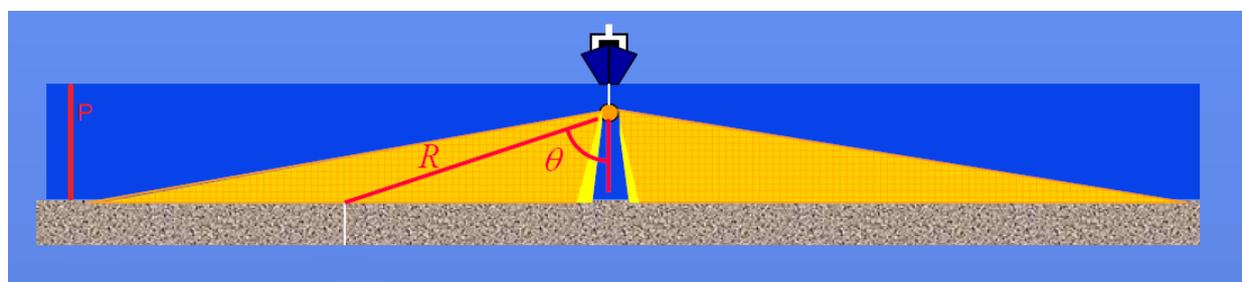


Fig 3 : Illustration de l'émission d'une onde par une des antennes

La distance (D) est déterminée à partir de la distance oblique (R) et de la profondeur (P). Elle est donnée grâce au théorème d'Al-Kashi, $D^2 = P^2 + R^2 - P.R.\cos(\theta)$

La largeur d'émission est ajustée en fonction de la profondeur. Pour l'imagerie elle est réglée à sept fois la hauteur d'eau. Une fois émis le faisceau sonore est réfléchi et récupéré par le sonar. Les données sont enregistrées en temps réel.

Par rapport aux méthodes d'acquisitions classiques, qui emploient un sondeur multi-faisceaux et un sonar latéral à balayage, le système est plus simple à mettre en œuvre et meilleur marché. Ses autres avantages sont la qualité de l'imagerie qu'il propose et sa grande largeur de fauchée (c'est à dire la largeur de la bande de terrain qui est observé sous le bateau) pour l'imagerie. Ses inconvénients sont qu'il ne fournit pas de données bathymétriques à la verticale et que le traitement de la bathymétrie est délicat. De plus, il y a des risques de problèmes de discrimination angulaire, c'est à dire que deux échos à même distance peuvent avoir des incidences différentes.

Sondeur mono-faisceau couplé au système RoxAnn

Le sondeur simrad ER 60 est un sondeur mono-faisceau émettant des fréquences de 120 kHz. Ce type de sondeur détermine la profondeur à la verticale du navire en mesurant le temps de propagation aller-retour d'une onde entre le navire et le fond. En connaissant la valeur de la célérité du son dans l'eau, on peut en déduire la distance entre le navire et le fond. Ce sondeur mono-faisceau n'enregistre que les valeurs situées à la verticale du navire, il ne balaye pas la zone bâbord/tribord

A ce sondeur est associé le système RoxAnn qui est un logiciel de classification des fonds. Il permet de caractériser les natures du fond grâce au traitement du signal acoustique reçu par un sondeur bathymétrique.

Le système est basé sur la théorie des échos multiples reçus par les sondeurs bathymétriques.

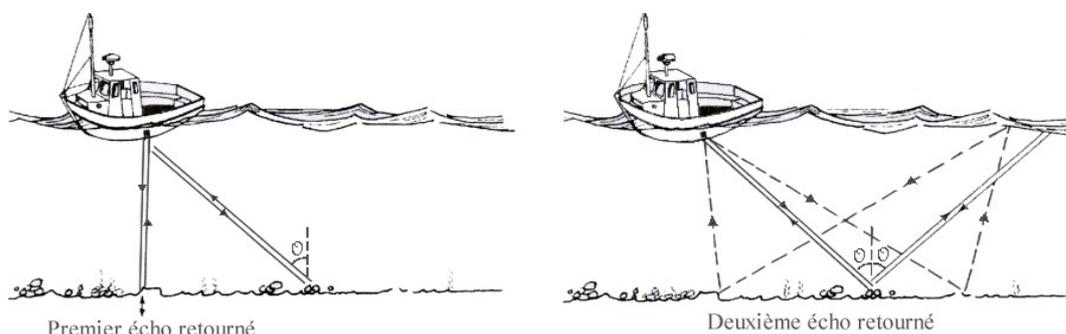


Fig 4: Principe des échos multiples sur lequel s'appuie le système RoxAnn

Les échos acoustiques du sondeur mono-faisceau sont transformés en indices de rugosité E1 et de dureté E2. Le couple E1/E2 permet alors de connaître la nature sédimentaire du fond.

1.1.2 Traitement

Les données issues du sonar GeoSwath ont été traitées avec l'aide de deux logiciels : Caraibes et Sonarscope. Le logiciel Caraibes permet de corriger les biais acoustiques liés à la navigation (tangage, roulis...). Le logiciel Sonarscope permet un post-traitement poussé de l'image dans un format adapté à la segmentation (conservation des angles d'émission du sonar).

Chaîne Caraibes

Caraibes (**CAR**tographie **Appliquée** à l'**Imagerie** et la **BathymétriE** des **Sonars** et sondeurs multifaisceaux) est le système Ifremer de traitement des données sondeurs multifaisceaux et sonars latéraux. Ce logiciel a été développé par Marie-Paule Corre, Christian Edy et Jean-Marc Sinquin.

Nous allons voir les étapes faites dans Caraibes afin d'obtenir une image acoustique. Je me suis appuyé sur le document de C.Curti [Cur10] pour m'aider à traiter les données.

Pour commencer nous avons fait la détection de hauteur: cette étape permet d'éliminer les données bruitées situées sous le bateau. La seconde étape est appelée correction d'obliquité, elle corrige la déformation de l'image acoustique. Ces déformations sont dues au fait que les ondes émises par le sonar sont de plus en plus obliques au fur et à mesure qu'elles se rapprochent du bord extérieur de l'image acoustique. Enfin, une correction dite du halo est opérée sur les profils se trouvant de part et d'autre de la ligne de navigation. Enfin une interpolation est réalisée, pour estimer les données éliminées. L'image ci-dessous est un exemple d'imagerie sonar que j'ai

obtenu après l'application de cette chaîne de traitement.

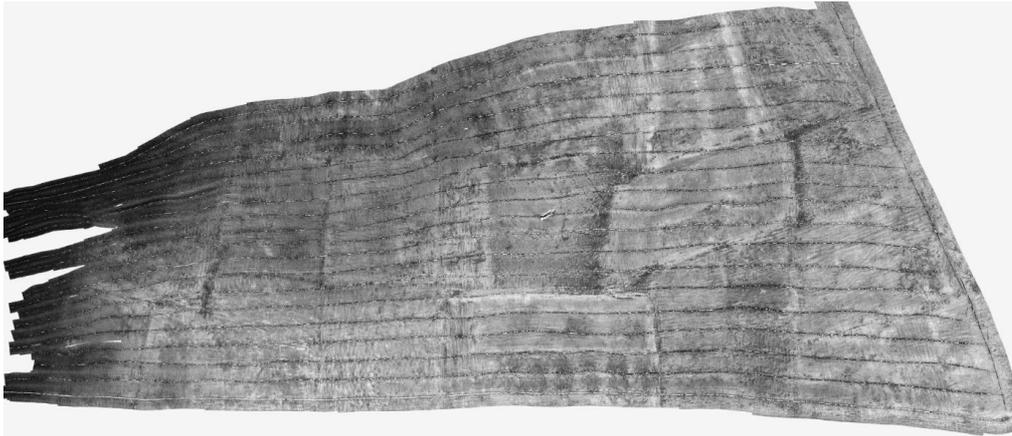


Fig 5: Illustration : image sonar obtenue avec Caraibes

Chaîne SonarScope

Le logiciel SonarScope est un logiciel développé par l'Ifremer pour le traitement et la segmentation d'image sonar. Il a été principalement développé par Jean-Marie Augustin. Les programmes de ce logiciel sont codés en Matlab, certaines ont été réécrites plus tard en C, ce qui permet une exécution plus rapide.

Le premier traitement qui est effectué permet de définir la limite de validité des angles d'émissions. Les données dont l'angle Θ est supérieur à 86° sont enlevées..

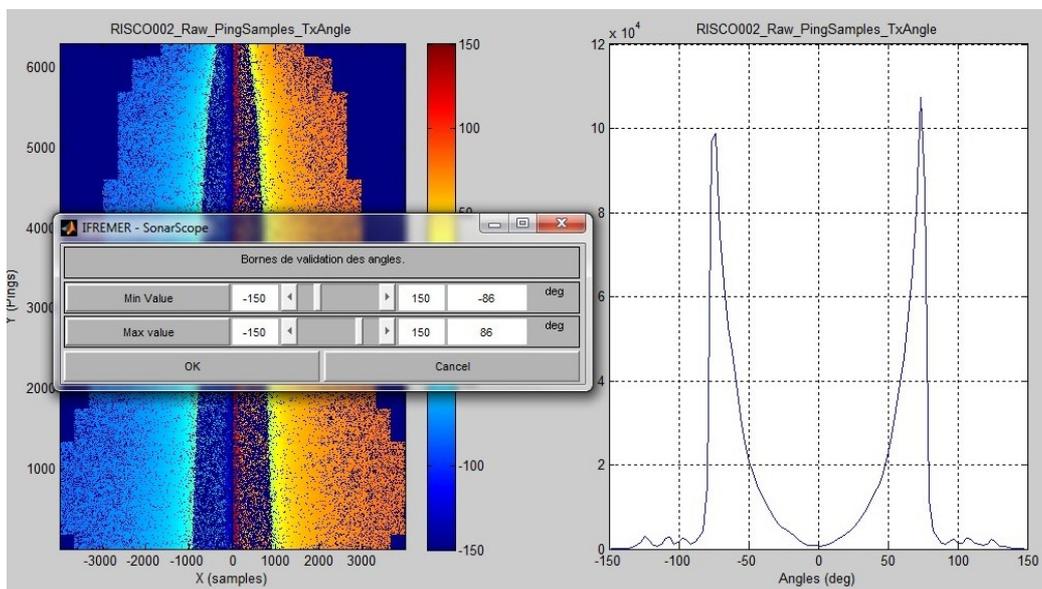


Fig 6: Illustration: traitement sur les angles sous SonarScope

Ensuite, nous devons définir les limites de validité de la réflectivité pour éliminer les pics de réflectivité causant également du bruit sur l'imagerie finale.

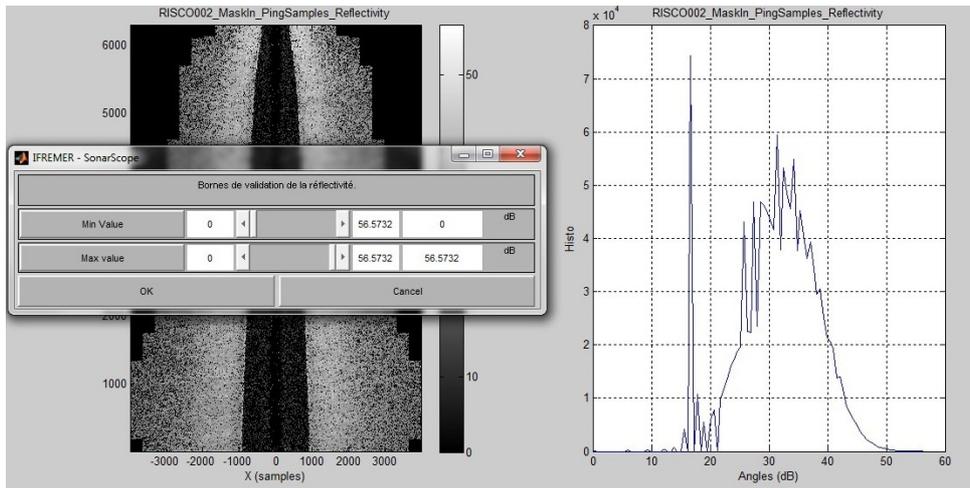


Fig 7: Illustration: traitement sur la réflectivité sous SonarScope

Nous continuons en faisant la détection de hauteur. Nous commençons par zoomer sur une partie de l'image en évitant de prendre la partie comportant le spéculaire, afin de faciliter la détection de hauteur.

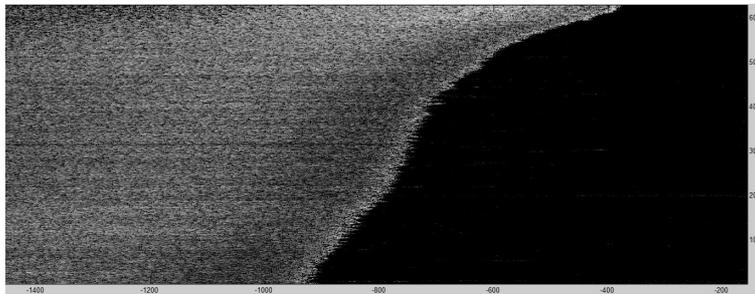


Fig 8: Illustration: étape 1 de la détection de hauteur

Ensuite, nous appliquons un algorithme de détection de hauteur

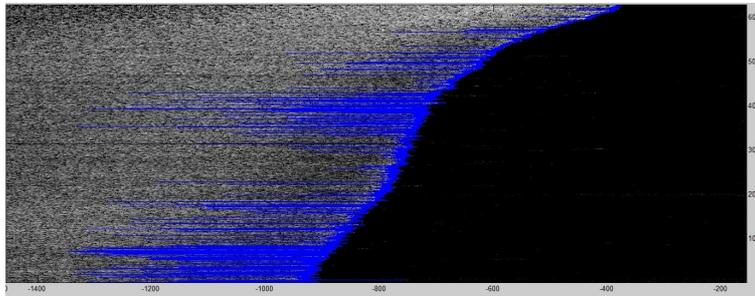


Fig 9: Illustration de l'étape 2 de la détection de hauteur

Puis un "filtre de pics" est utilisé pour enlever les erreurs obtenues précédemment. Ce filtre doit être appliqué autant que nécessaire. Ce filtre est tiré d'un programme de Mori, N. [WM] et [MSK07].

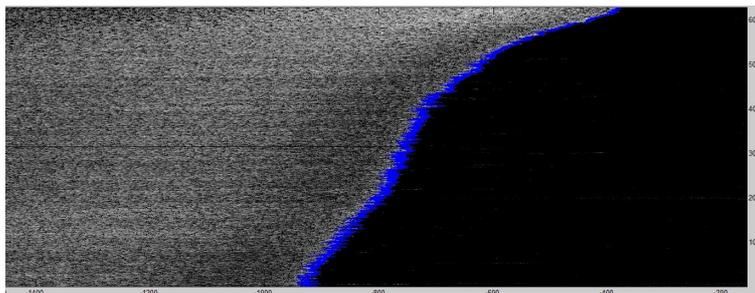


Fig 10: Illustration de l'étape 3 de la détection de hauteur

Enfin, nous pouvons revenir à une vue globale, pour vérifier le résultat.

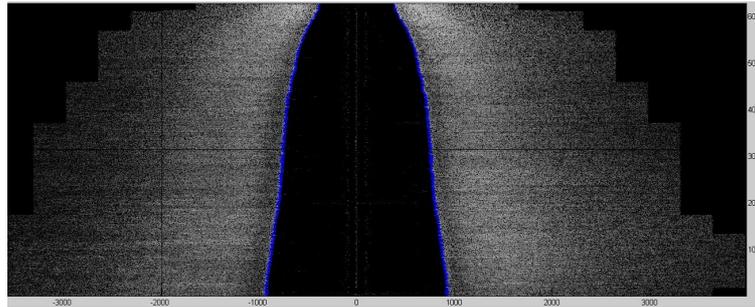


Fig 11: Illustration de l'étape 4 de la détection de hauteur

Les étapes précédentes sont des étapes interactives, c'est l'utilisateur qui les effectue. Il vient ensuite une étape que le logiciel fait seul, qui consiste à enlever automatiquement les valeurs erratiques.

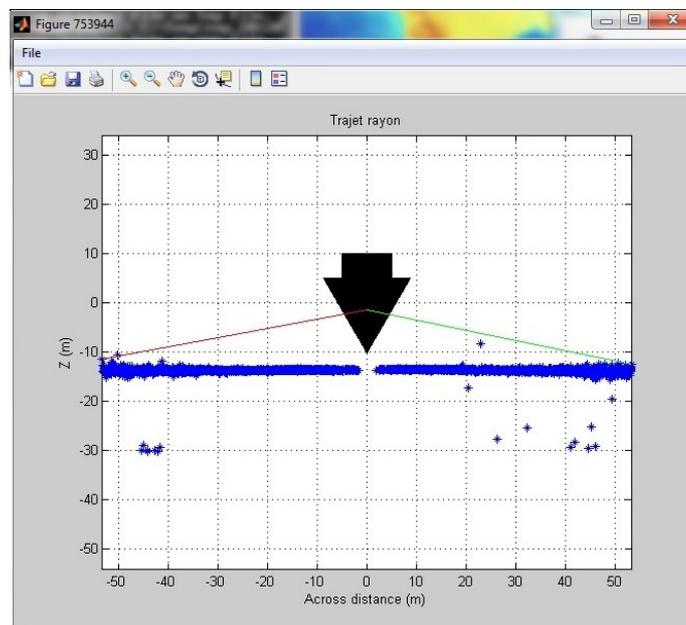


Fig 12: Suppression des valeurs erratiques par SonarScope

L'image ci-dessous est un exemple d'imagerie sonar que obtenu avec SonarScope.



Fig 13: Image sonar obtenue avec SonarScope après traitement

Enfin, la figure suivante, nous montre le résultat final, obtenu avec SonarScope vu sous Arc Gis.

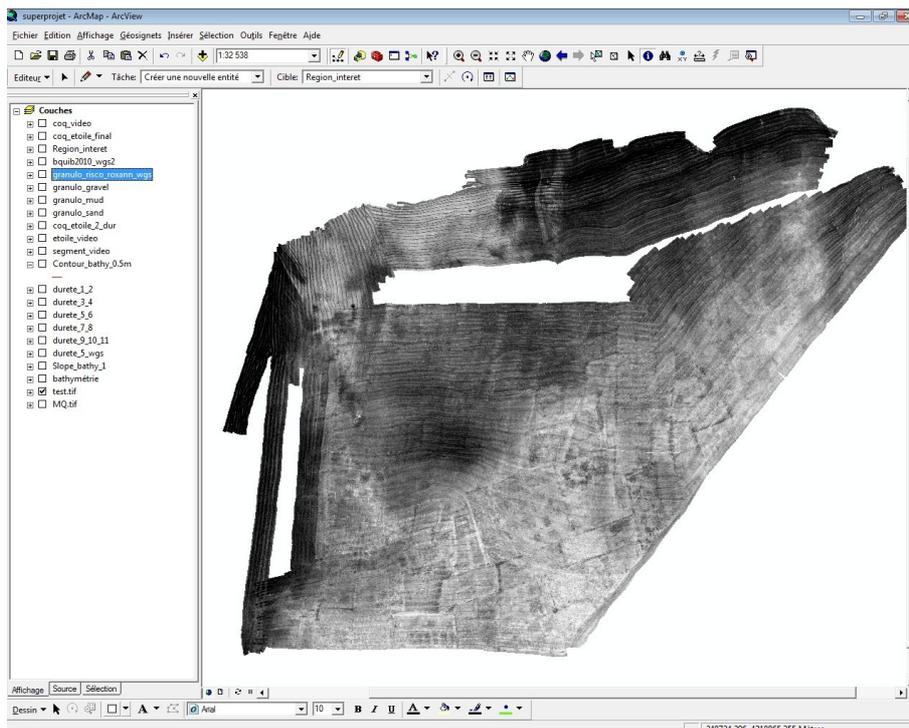


Fig 14: Imagerie sonar vu sous Arc Gis

Concernant, les informations provenant du logiciel RoxAnn, je n'ai pas eu à les traiter. Le résultat final m'a directement été fourni par mon maître de stage.

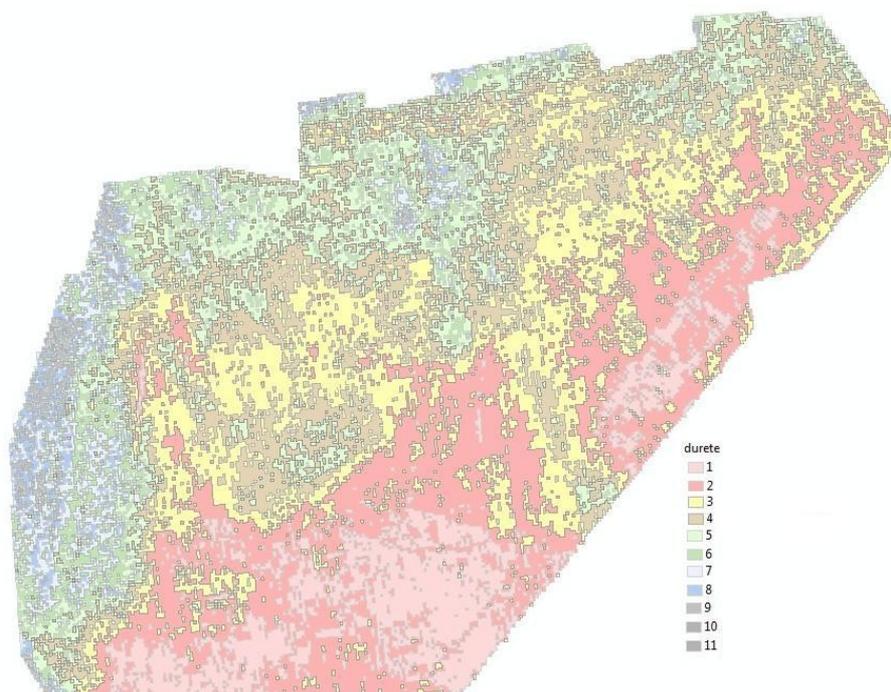


Fig 15: Dureté interpolée à 50 m de la baie de Quiberon

Nous pouvons remarquer un gradient nord sud de la dureté du fond (indice 1 à 11). Le sud de la baie de Quiberon possède la dureté la plus faible (rose et rouge) de toute la zone étudiée.

1.2 Prélèvement sédimentaire

1.2.1 Acquisition

Sur la base des données de dureté RoxAnn, une campagne de prélèvements sédimentaires a été faite au mois de septembre 2010. Ces prélèvements sont essentiels pour classifier le type sédimentaire. Ces données croisées avec les niveaux de réflectivité contribuent à l'interprétation de l'imagerie sonar.

1.2.2 Analyse

Les résultats granulométriques ont été interprétés grâce au logiciel Gradistat. La figure 16 présente les résultats de classification sédimentaire des secteurs échantillonnés.

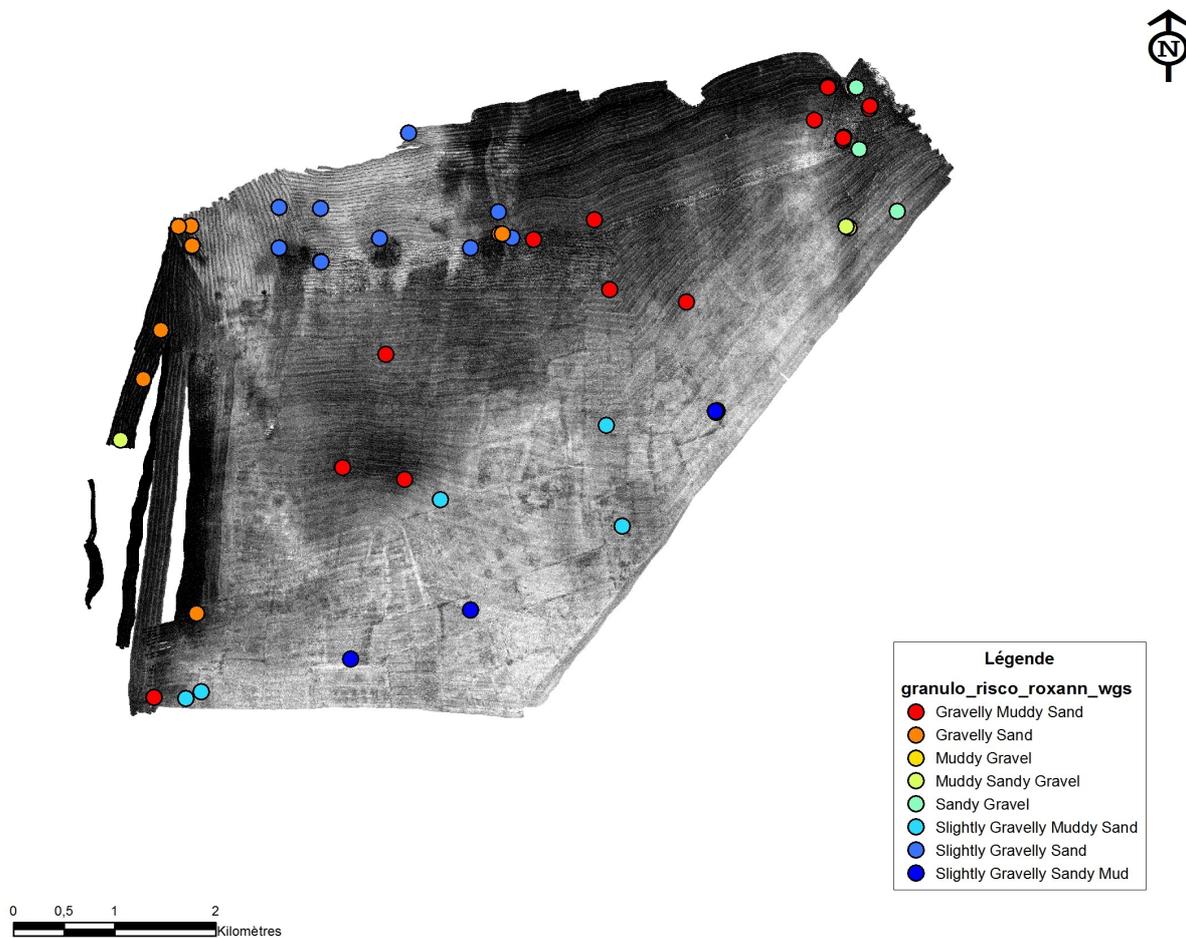


Fig 16: Carte des sédiments

1.3 Données Vidéo

1.3.1 Acquisition

Pendant les mois de Juin et de Juillet 2010, une campagne d'acquisition a été faite autour des 15 points d'observation du projet Risco. Il s'agit de vidéo sous-marine tractée par bateau.

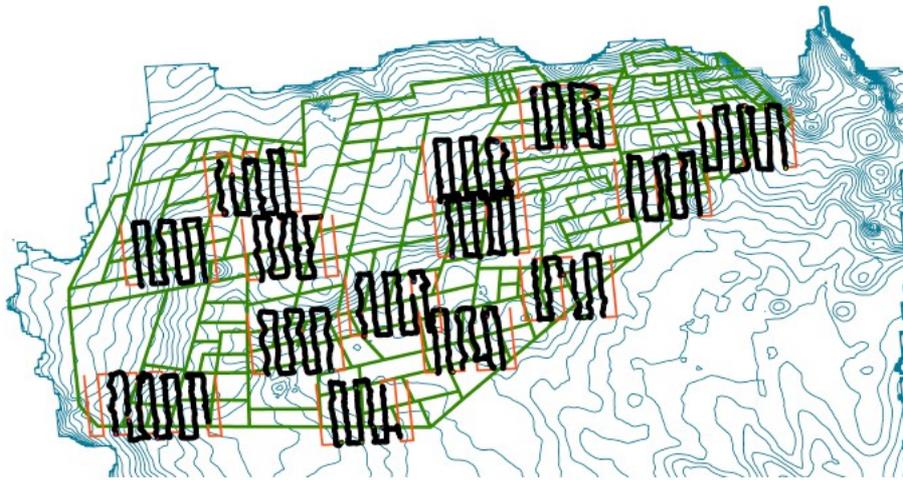
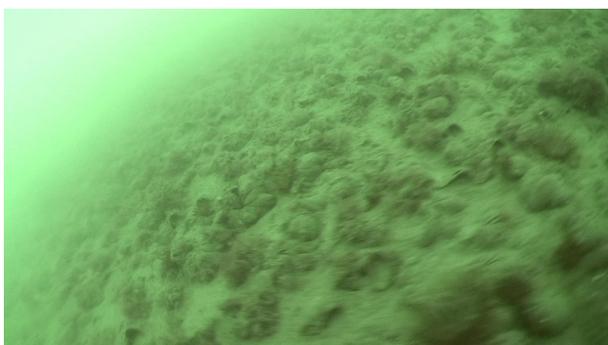
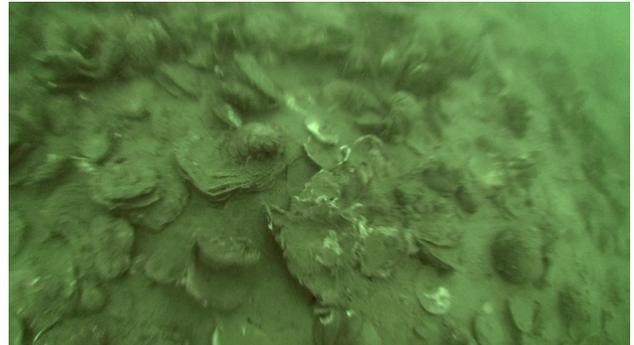


Fig 17: Carte des transects effectués lors de la campagne d'acquisition vidéo

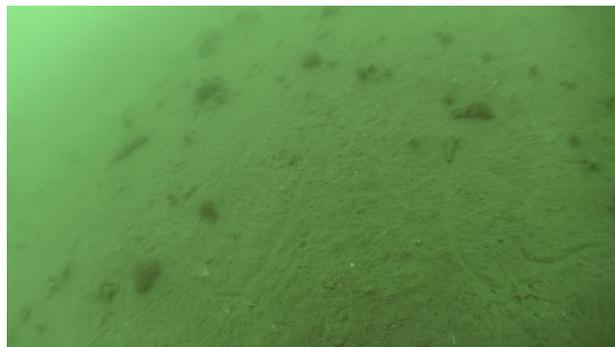
L'acquisition vidéo permet de visualiser la nature du sédiment et de repérer les transitions entre les différents faciès sédimentaires (figure 18c). Elle permet également de confirmer la présence d'huîtres et de crépidules (figure 18a et 18b).



(a)



(b)



(c)

Fig 18: Image de vidéo sous-marine, illustrant un faciès à crépidules (a), à huîtres (b) et à sédiment nu de type vaseux (c)

1.3.2 Analyse

J'ai tout d'abord effectué le géo-référencement des stocks d'huîtres et de crépidules visionnés par la vidéo.

Durant le visionnage des vidéos j'ai qualifié à « la volée » la présence et la densité d'huîtres et de crépidules présents sur le fond par le codage suivant :

- 0: absence d'huîtres et de crépidules
- 1: présence d'huîtres à faible densité
- 2: présence d'huîtres en forte densité
- 4: présence de crépidules à faible densité
- 5: présence de crépidules à forte densité
- 9: indéterminé (image trouble)

Un logiciel dédié a permis d'affecter dans une même base de données, le temps vidéo et le code saisi durant le visionnage.

Le géo-reférencement des données a été réalisé en reliant le temps GPS du bateau avec le temps camera. La liaison a été possible après une interpolation du temps vidéo et du temps GPS (sous Matlab avec la fonction interpolation linéaire interp1).

Ces données ont alors pu être importées sous Arc Gis. La figure 19 représente l'image sonar avec en superposition les informations de stocks d'huîtres (points bleus) et de crépidules (points rouges). Nous remarquons une bonne correspondance spatiale entre stocks de coquilliers et les textures de l'imagerie sonar.

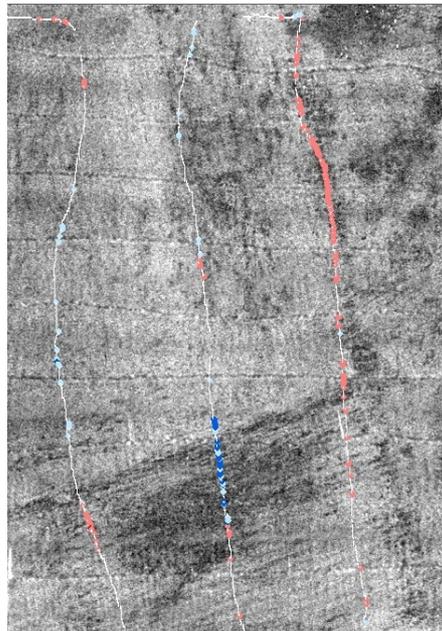
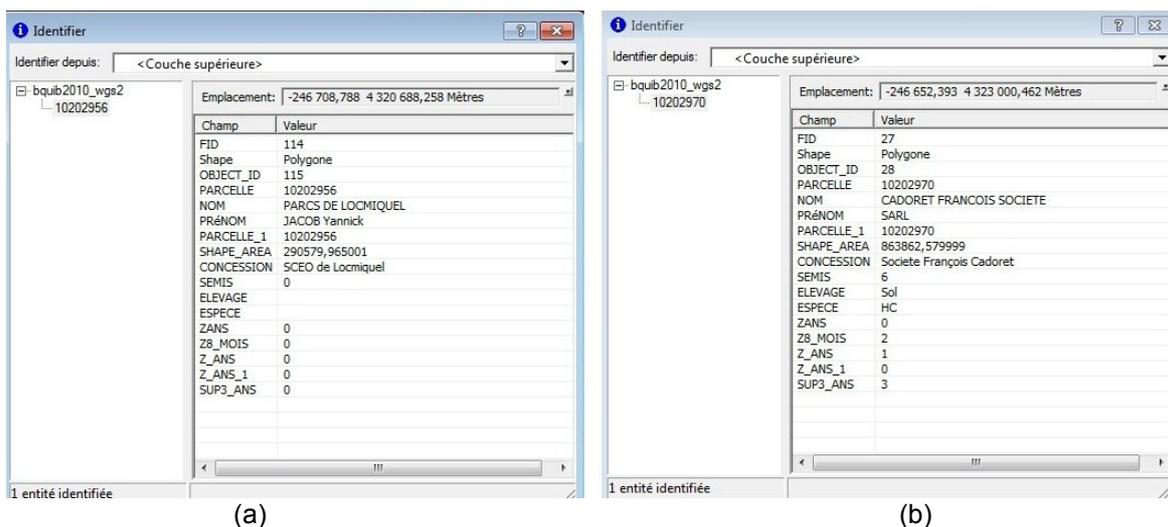


Fig 19: Superposition imagerie et informations vidéo (points bleus faciès à huîtres, rouges faciès à crépidules, blancs sédiment nu)

1.4 Enquête

Une enquête d'activité a été menée auprès des ostréiculteurs de la Baie durant l'année 2010 (sources Cochet-Environnement) par le CRC (Comité Régional de la Conchyliculture).

Cette enquête m'a permis de savoir quelles étaient les concessions exploitées durant la période Juin/Juillet 2010, pendant laquelle les acquisitions sonars et vidéo ont été faites. Elle a permis de déduire la localisation probable des zones à huîtres (concessions exploitées) ou à crépidules (dès qu'une concession n'est plus exploitée, les crépidules ont tendance à proliférer).



(a) (b)
Fig 20: exemple d'information sur les concessions ostréicoles

Avec cet exemple (fig 20), nous pouvons en déduire que sur la concession (a), nous avons peu de chance de rencontrer des huîtres, car il y a 0 semis déclaré. Alors que dans la concession (b), où l'ostréiculteur a semé des huîtres, nous devrions en trouver.

2 Segmentation basée sur la texture

L'objectif est de segmenter une image en fonction des différentes textures qui la composent. Le premier paragraphe définit ce qu'est une texture et comment on peut la caractériser. Le second paragraphe présente le principe et les différentes approches de la segmentation. Enfin nous exposons plus en détails celle retenue dans la présente étude.

2.1 État de l'art

2.1.1 Définition de la texture

Il n'existe pas une seule et unique définition de la notion de texture. Pourtant, pour simplifier, on peut considérer qu'une texture est, à une échelle donnée, une région présentant un même aspect quelque soit la zone observée. Elle va être considérées comme une information visuelle et sera décrite de manière qualitative par différents adjectifs tels que régulière ou irrégulière, grossière, lisse etc....

Comme indiqué dans [AM03], nous pouvons rencontrer deux façons différentes de définir la texture.

- La première est déterministe et fait référence à une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche correspond à une vision macroscopique des textures. C'est le cas, par exemple, des tissus ou de la peau de reptiles (la primitive dans ce dernier cas est l'écaille). Ainsi la texture sera considérée comme l'agencement d'un motif de base appelé « texton ».
- La deuxième est probabiliste et cherche à caractériser l'aspect anarchique et homogène qui ne comprend ni de motif localisable, ni de fréquence de répétition principale. Elle correspond à une vision microscopique.

De plus, nous pouvons ajouter qu'il existe en général deux grandes familles de textures.

- Il existe les textures dites « structurées » (par exemple celle ayant des motifs de base comme la brique). Les outils de reconnaissance utilisés pour de telles textures sont des analyses spectrales, structurelles ou syntaxiques.
- Les textures dites « aléatoires » (comme l'herbe, le fond marin). Les outils de reconnaissance utilisés pour de telles textures cherchent à caractériser l'aspect anarchique et homogène qui ne comprend ni de motif localisable, ni de fréquence de répétition.

Enfin, en ce qui nous concerne, on remarque vite que les images sonar des fonds marins, peuvent être parfois structurées, mais le plus souvent, elles ont une texture de type aléatoire, voire même elles n'ont tout simplement pas de texture. Les 3 images suivantes, issues d'un même sonar, illustrent bien notre propos.

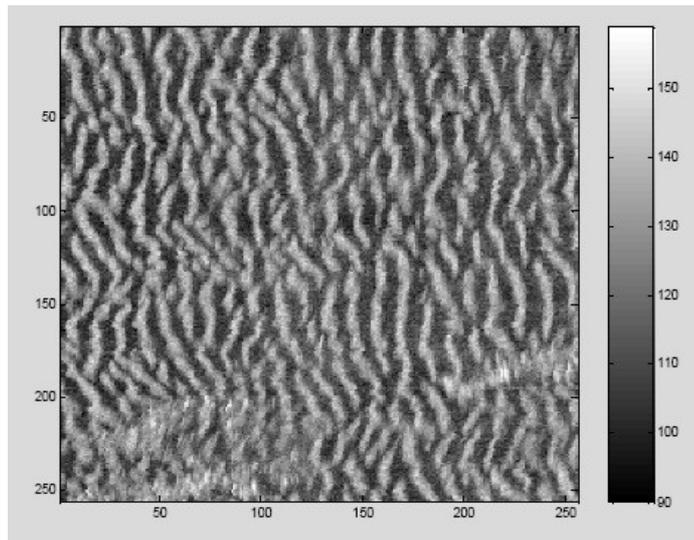


Fig 21: Image sonar avec texture "structuré": ride de sable

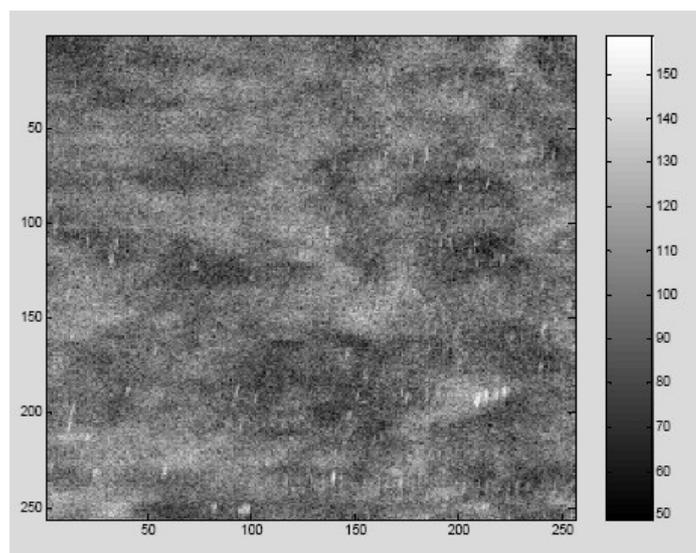


Fig 22: Image sonar avec texture aléatoire

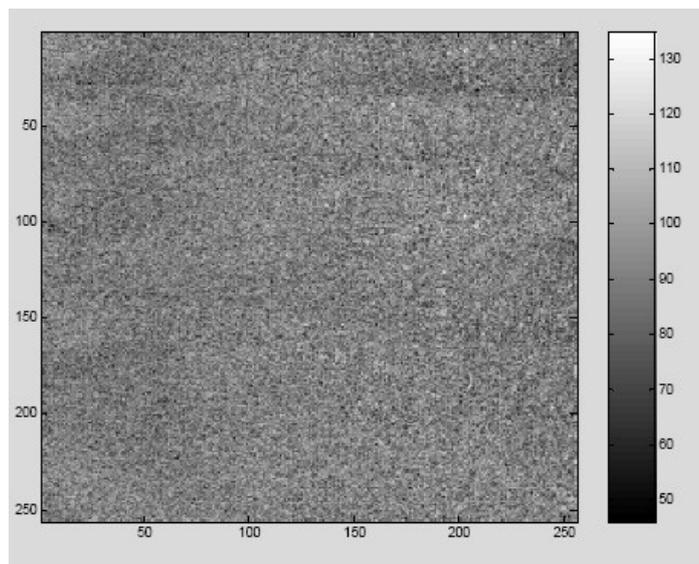


Fig 23: Image sonar sans texture

Nous arrivons à distinguer et à classifier visuellement différents types de structures, sans modèle pré-établi. Nous sommes donc capables d'interpréter des textures de manière intuitive, ce qui n'est pas le cas pour un ordinateur pour lequel des règles et un apprentissage sont nécessaires.

2.1.2 Descripteurs de textures

Il existe des paramètres appelés descripteurs ou attributs de textures permettant la caractérisation automatique et l'identification d'une texture. Les descripteurs mathématiques de textures sont obligatoires pour interpréter une image quand la seule étude des niveaux de gris est insuffisante pour la caractériser.

Ces descripteurs peuvent être regroupés en quatre familles:

- Les descripteurs structurels ou géométriques
- Les descripteurs statistiques
- Les descripteurs par filtrage
- Les descripteurs par modélisation probabiliste

2.1.2.1 Descripteurs géométriques

Pour ces descripteurs la texture est considérée comme un ensemble d'éléments de bases. Ces éléments sont appelés "textons", 'texels' ou encore 'primitives'. Ils sont arrangés selon des 'règles' particulières. Parmi les descripteurs géométriques, nous trouvons les descripteurs par spectre de texture, par filtre propre, par partition de Voronoï etc.

2.1.2.2 Descripteurs statistiques

Ces descripteurs regroupent les informations sur les textures par l'exploitation des statistiques de la fonction intensité de l'image. Certains de ces descripteurs vont utiliser directement les statistiques locales de l'intensité lumineuse. D'autres vont exploiter les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé dans lequel l'image texturée est projetée. Les transformations les plus utilisées sont des transformations de Fourier.

2.1.2.3 Descripteurs par filtrage

Les descripteurs par filtrage, utilisent un banc de filtres sélectifs en fréquence, en échelle et en

orientation. Leur application montre des résultats remarquables dans la synthèse, la classification et la segmentation de texture. Comme exemple de descripteur par filtrage, il existe, celui de De Bonnet, qui utilise une méthode d'analyse et de synthèse multi-résolution de texture basée sur une pyramide Laplacienne.

2.1.2.4 Descripteurs par modélisation probabiliste

Ces descripteurs utilisent principalement la caractérisation statistique de la texture et les dépendances spatiales. La texture est considérée comme la réalisation d'un processus aléatoire gouverné par des lois de probabilité. Il existe trois principales modélisations. La première est la modélisation des réponses des textures à des filtres. Ensuite il y a les modèles Auto-Régressifs et enfin les modèles markoviens.

- Les modélisations des réponses des textures à des filtres peuvent être classés en deux catégories. D'une part on a les modèles des descripteurs des textures et d'autre part les modèles explicites de texture. Pour les premiers modèles, on va décrire la distribution marginale des descripteurs locaux de la texture. Ces descripteurs sont pour la plupart issus d'un filtrage de la texture. Concernant les modèles de la seconde catégorie; ils reposent sur des travaux qui combinent la théorie de filtrage et les distributions de Gibbs.
- Un modèle Auto-Régressif, va modéliser les interactions locales entre les pixels. Pour ce modèle, on va considérer que l'intensité (valeur de niveau de gris ou luminance) en un pixel s'écrit comme une somme pondérée de l'intensité des pixels voisins à laquelle s'ajoute une variable aléatoire centrée (ie un bruit):

$$f(x) = \sum_{s \in V_x} \alpha_s \cdot f(s) + e_x$$

Avec:

- $f(x)$: fonction luminance au pixel x
- e_x : un bruit indépendant et identiquement distribué (iid)
- V_x : un voisinage du pixel x
- $\{\alpha_x\}$: l'ensemble des paramètres du modèle
- Les champs de Markov sont très utilisés en traitement de l'image. Ils modélisent de façon simple les interactions entre pixels. Cette modélisation se fait à travers la définition d'une structure de voisinage et de fonctions potentielles associées.

Il faut rajouter [KARO07], que ces quatre familles sont redondantes et ne sont pas indépendantes. En effet, plusieurs études ont montré un lien entre des descripteurs appartenant à une même catégorie ou à des catégories différentes. Par exemple, il existe une relation entre les matrices de co-occurrence, les matrices de différences de niveaux et la fonction d'auto-corrélation qui sont tous des descripteurs statistiques. Il existe aussi une relation entre les matrices de co-occurrence (méthode statistique) et les champs de Gibbs (méthode basée sur un modèle).

2.1.3 Segmentation

La segmentation d'image est une technique importante en traitement de l'image. Elle consiste à rassembler des pixels entre eux selon des critères pré-définis. On peut définir la segmentation comme étant la partition d'une image I en sous-ensemble R_i , appelé régions, tel que:

$$\begin{aligned} \forall i, R_i &\neq \emptyset \\ \forall i, j \mid i &\neq j, R_i \cap R_j = \emptyset \\ I &= \bigcup_i R_i \end{aligned}$$

Il existe un grand nombre de techniques de segmentation. Ces techniques peuvent être classées en deux grandes catégories. Il existe les approches "basées pixel" et celles "basées régions".

- Les approches "basées pixels", sont des méthodes consistant à associer à chaque pixel une classe à partir de descripteurs locaux. Comme principales méthodes de cette catégorie, on peut citer les classificateurs à minimum de distance et la segmentation bayésienne markovienne.
- Les approches "basées régions", forment le problème de la segmentation au niveau des régions comme la recherche de la partition optimale de l'image. On trouve comme techniques de segmentation dans cette catégorie, les algorithmes par croissance des régions; les méthodes par fusion-division (Split and Merge) et des méthodes basées sur les régions ou contours actifs.

Dans la suite, nous allons voir deux algorithmes de segmentations afin d'illustrer chacune des approches vues précédemment.

2.1.3.1 Segmentation Bayésienne

La segmentation Bayésienne est une approche "basées pixels". Cette segmentation est définie dans un cadre probabiliste. Les variables sont modélisées par des champs aléatoires, comme les champs de Markov. Soit $X=(X_s)_{s \in S}$ et $Y=(Y_s)_{s \in S}$, deux ensembles de variables aléatoires. Chaque variable X_s prend ses valeurs dans un ensemble fini de classes $\Lambda = \{1, 2, \dots, K\}$ et les variables Y_s , prennent leurs valeurs dans \mathbb{R}^m (m : dimension de l'espace de Y). Ainsi, la segmentation bayésienne revient à estimer la réalisation inobservable $X=x$ à partir de la réalisation observée $Y=y$.

Cas de la segmentation supervisée

Nous disposons d'échantillons étiquetés de texture. Chaque classe de textures T_k est caractérisée par un ensemble de distributions $Q^k = \{Q^k_i\}_{i=1:F}$. Elles sont considérées comme les 'vrais' modèles de textures. La segmentation devra attribuer chaque pixel s à la classe qui minimise la similarité entre les statistiques $D(W_s)$. Ces statistiques sont calculées sur son voisinage et celles relatives aux classes de références Q^k .

Cas de la segmentation non supervisée

Dans ce cas, on ne dispose ni des modèles de références, ni du nombre de classes dans l'image à segmenter. On ne dispose que de l'ensemble $\{D(W_s)\}_{s \in S}$.

2.1.3.2 Segmentation variationnelle

La segmentation Variationnelle est un algorithme basé région formulant le problème de la segmentation de manière globale sans expliciter la vraisemblance localement en chaque pixel. Il s'agit d'une méthode utilisant une approche variationnelle basée sur les contours actifs. Le problème de la segmentation revient à minimiser une fonctionnelle formulée au niveau région.

Le but va être de segmenter une image de domaine Ω comprenant K textures différentes en des régions homogènes $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$.

Cas de la segmentation supervisée

Dans ce cas, on a pour chaque texture T_k , un ensemble de descripteur $Q^k = \{Q^k_i\}_{i=1:F}$. Ainsi, la

segmentation consistera en la recherche de la partition qui minimise une fonctionnelle $E(\{\Omega_k\}_{k=1:K}) = E^1 + E^2$, avec la condition que les régions $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$ obtenues correspondent à une partition de l'image. E^1 mesure les statistiques calculées sur les régions de l'image aux distributions de probabilités prototypes $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$. E^2 est un terme de régularisation.

Cas de la segmentation non supervisée

Dans les cas non supervisés, il existe deux catégories. La première suppose connue le nombre de classes et inconnus les modèles des classes. La seconde est appelée segmentation totalement non supervisée, elle ne nécessite aucune connaissance sur les modèles des classes.

2.2 Approche utilisée

Dans notre cas, nous avons utilisé l'algorithme de segmentation implémenté sous SonarScope (Imen Karoui, 2003). Cet algorithme, basé région, utilise comme descripteur de texture les matrices de co-occurrence.

2.2.1 Descripteur de texture: la matrice de co-occurrence

Ces matrices sont des histogrammes bidimensionnels. Pour une image I , elles estiment les probabilités $PD_{hv}(i,j)$ de passer d'un niveau de gris i à un niveau de gris j suivant une translation D_{hv} (h : déplacement horizontale, v déplacement verticale). La matrice de co-occurrence d'une image I $n \times m$ se calcule de la manière suivante :

$$PD_{hv}(i, j) = \frac{1}{Nc} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1 \text{ si } I(p, q) = i \text{ et } I(p+v, q+h) = j \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

'Nc' est le nombre de couples possibles dans l'image pour le déplacement choisi. On calcule Nc de la manière suivante: $Nc = (n-v) \times (m-h)$. A noter, que le couple $[hv]$ est appelé une clique. De plus, nous pouvons rajouter que si l'image a Ng niveau de gris, la matrice de co-occurrence associée sera une matrice carrée de taille $Ng \times Ng$.

Pour mieux comprendre comment une matrice de co-occurrence se calcule, considérons comme exemple, une image de taille 4×4 qui a 3 niveaux de gris $\{1,2,3\}$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 3 & 3 & 3 \\ 3 & 3 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Si nous prenons un déplacement horizontal de 1 pixel et un déplacement vertical de 0 (clique $[1, 0]$), nous obtiendrons une matrice carrée de taille 3×3 (3 niveaux de gris) de la forme suivante:

$$PD_{10} = \begin{bmatrix} \sum (1,1) & \sum (1,2) & \sum (1,3) \\ \sum (2,1) & \sum (2,2) & \sum (2,3) \\ \sum (3,1) & \sum (3,2) & \sum (3,3) \end{bmatrix} / Nc$$

Avec:

- $\sum(i,j)$: nombre de couples de pixels de niveau de gris i et j séparé par 1 pixel horizontalement et 0 pixel verticalement.
- N_c : nombre de couples possibles dans l'image pour le déplacement choisi.

Ainsi au final on obtient:

$$PD_{10} = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} / 12$$

Le 2 de la matrice signifiant que l'on trouve deux fois un pixel de valeur 1 à la droite d'un pixel de valeur 1.

Le choix de la « clique » est crucial pour bien visualiser une texture. Il dépend de l'orientation et de la périodicité des textures. Prenons l'exemple suivant, figure 22, qui représente quatre types de textures différentes. Pour chacune de ces textures nous allons calculer la matrice de co-occurrence associée, selon différentes cliques.

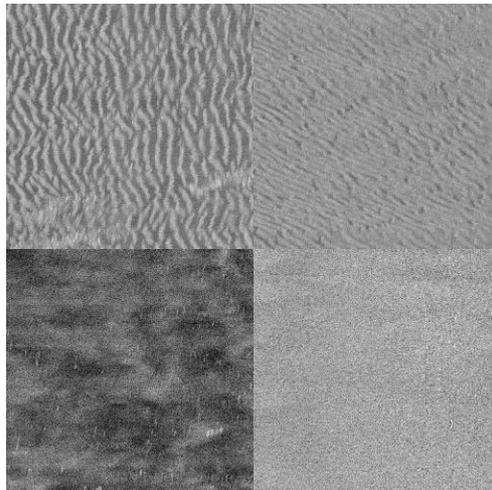


Fig 24: Montage de textures sonar

Appelons la texture en haut à gauche faciès 1 fortement texturé (rides sablonneuses), celle en haut à droite faciès 2 moyennement texturé, la troisième en bas à gauche faciès 3 (faiblement texturé) et la dernière faciès 4 (non texturé).

La figure suivante, représente les matrices de co-occurrence de chacun des faciès, pour les cliques [1 0], [3 0] et [6 0].

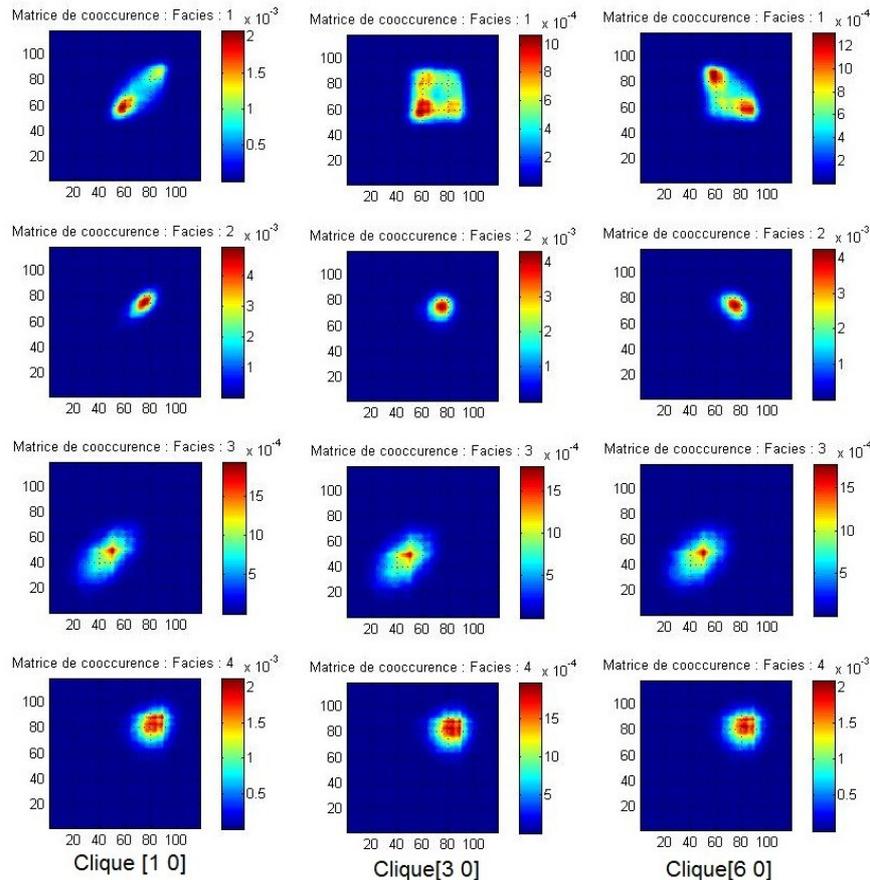


Fig 25: Matrices de co-occurrence calculées pour différentes cliques et différentes textures

Dans les textures de types structurés (faciès 1), la clique influence de manière importante la matrice de co-occurrence. Par contre pour les autres textures les matrices restent proches quelle que soit la clique.

2.2.3 Mesure de similarité entre textures : Divergence de Kullback-Leibler

Pendant la segmentation, le logiciel compare des matrices de co-occurrence. L'algorithme calcule la distance entre la matrice de co-occurrence P à classifiée et les matrices Q dites de référence. Cette distance est déterminée par la divergence de Kullback-Leibler [AF04] :

$$K(P, Q) = \sum_{(i, j)} P(i, j) \cdot \log \left(\frac{P(i, j)}{Q(i, j)} \right)$$

- P : valeur de la matrice de co-occurrence calculée pendant l'algorithme
- Q : valeur d'une matrice de co-occurrence de référence
- i le niveau de gris du pixel de départ et j celui du pixel d'arrivée

La divergence de Kullback-Leibler permet de comparer des textures. Avec l'exemple précédent, nous obtenons :

Pour la clique [1 0]

$$K(1,2) = 1,06$$

$$K(1,3) = 1,51$$

$$K(1,4) = 0,98$$

$$K(2,3) = 1,82$$

$$K(2,4) = 1,15$$

$$K(3,4) = 1,91$$

Pour la clique [3 0] :

$$K(1,2) = 1,17$$

$$K(1,3) = 1,60$$

$$K(1,4) = 1,18$$

$$K(2,3) = 1,87$$

$$K(2,4) = 1,13$$

$$K(3,4) = 1,93$$

Le choix de la clique [3 0] augmente significativement la distance entre les faciès 1 et 4. Les autres distances, toutes supérieures à 1, confirment que les textures sont bien discriminées.

2.2.4 Segmentation sous SonarScope

La segmentation sous SonarScope est effectuée en trois étapes :

Étape 1: Délimitation des régions d'intérêt

L'utilisateur va définir les régions d'intérêt représentatives des différents faciès acoustiques constitutifs de l'image. Ces régions sont la base d'apprentissage pour la segmentation.

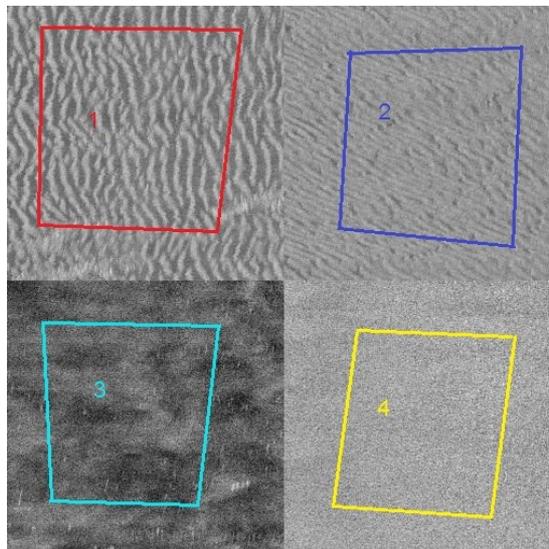


Fig 26: Exemple délimitation de régions d'intérêt

Étape 2: L'apprentissage

Pour chaque région définie on calcule une matrice de co-occurrence qui sera la signature texturale du faciès. Ces matrices sont les matrices de référence (cf. fig. 27).

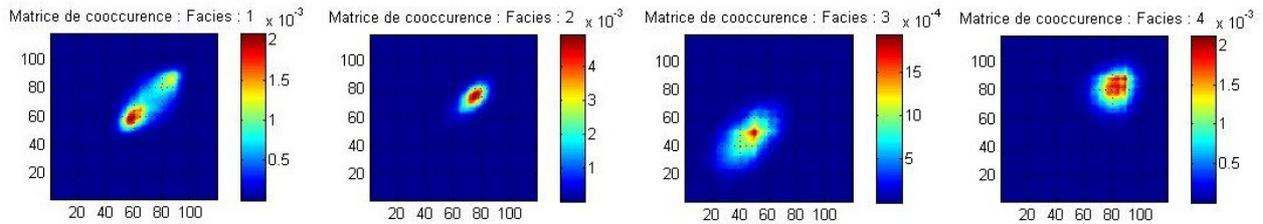


Fig 27: Calcul des matrices de co-occurrence pour chaque régions d'intérêt

Étape 3: La segmentation

Grâce à SonarScope, nous avons le choix entre une segmentation rapide et une lente. La rapide consiste à découper l'image en plusieurs imagettes dont la taille est définie par l'utilisateur : on parle alors de segmentation adjacente. La seconde méthode consiste à faire glisser l'imagette sur toute l'image, on parle alors de segmentation glissante.

Pour chaque imagette une matrice de co-occurrence est calculée. Cette matrice est comparée à celles de référence pour en déterminer la plus proche selon la divergence de Kullback-Leibler.

La taille de l'imagette influe sur le résultat de la segmentation. La figure suivante présente un résultat de segmentation glissante, pour une imagette de taille 8x8 (a) pixels, 16x16 (b) et 32x32 (c). L'imagette de taille 32x32 semble donner le meilleur résultat. La bande verticale rouge au milieu en bas peut être expliquée par la frontière entre les faciès 3 et 4 qui forme une bande noire/blanche. Le logiciel la considère comme une ride de sable semblable au faciès 1.

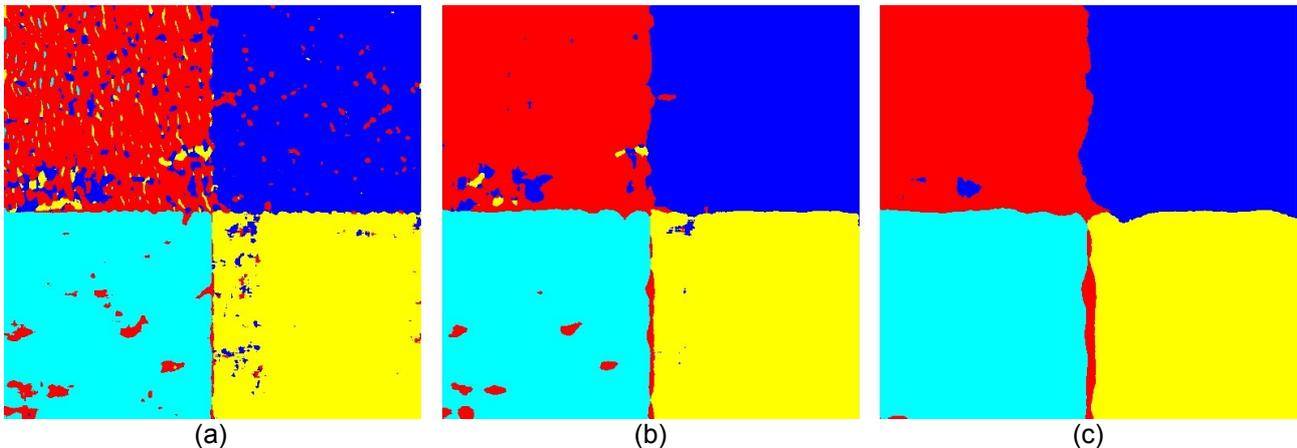


Fig 28: Résultat de segmentation lente pour une imagette de taille 8x8(a), 16x16(b) et 32x32(c)

Le résultat de la segmentation par le logiciel SonarScope va donc dépendre principalement de quatre facteurs :

- Les régions d'intérêt qui devront prendre en compte l'ensemble des textures présentes
- La clique qui devra tenir compte de l'orientation des motifs texturaux,
- la taille des imagettes
- la méthode de segmentation (adjacente ou glissante)

3 Application à la baie de Quiberon

Le croisement de l'image sonar avec les stocks d'huîtres visualisés par vidéo montre que les signatures acoustiques du coquillier dépendent de la nature du sédiment. Alors que sur un sédiment vaseux, les faciès coquilliers (huîtres et crépidules) se démarquent nettement (sombres sur fond clair) , sur des fonds plus durs il en va différemment (taches sombres sur fond sombre).

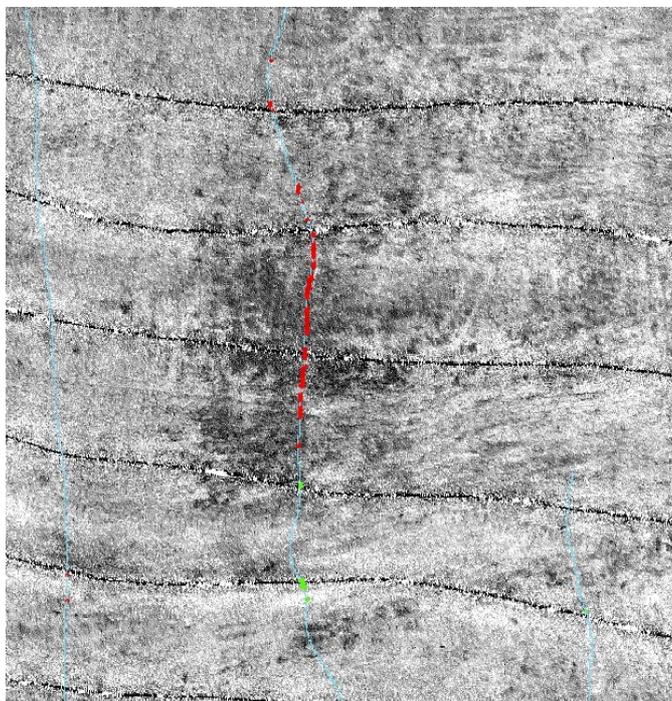


Fig 29: 'Taches sombre d'huîtres sur fond clair de vase (points rouges = huîtres à la vidéo)

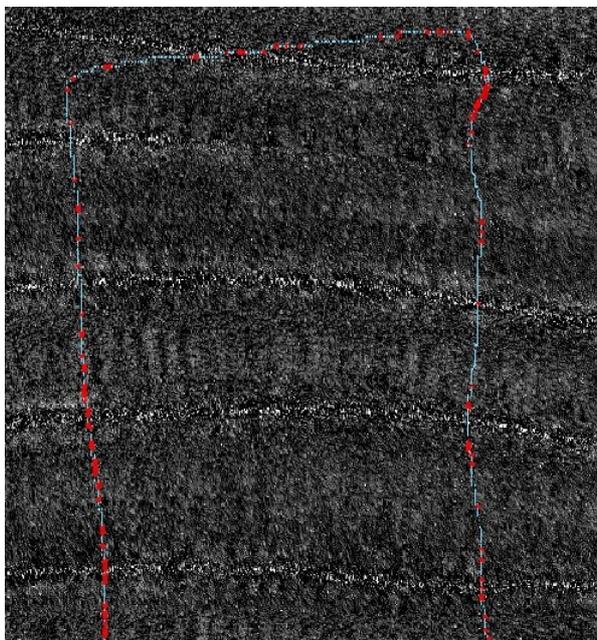


Fig 30: Taches sombres d'huîtres confondues avec le fond sombre sédimentaire (points rouges = huîtres à la vidéo)

Dans le cadre de ce stage, il a été décidé de limiter la segmentation aux zones de dureté faible (figure 31).

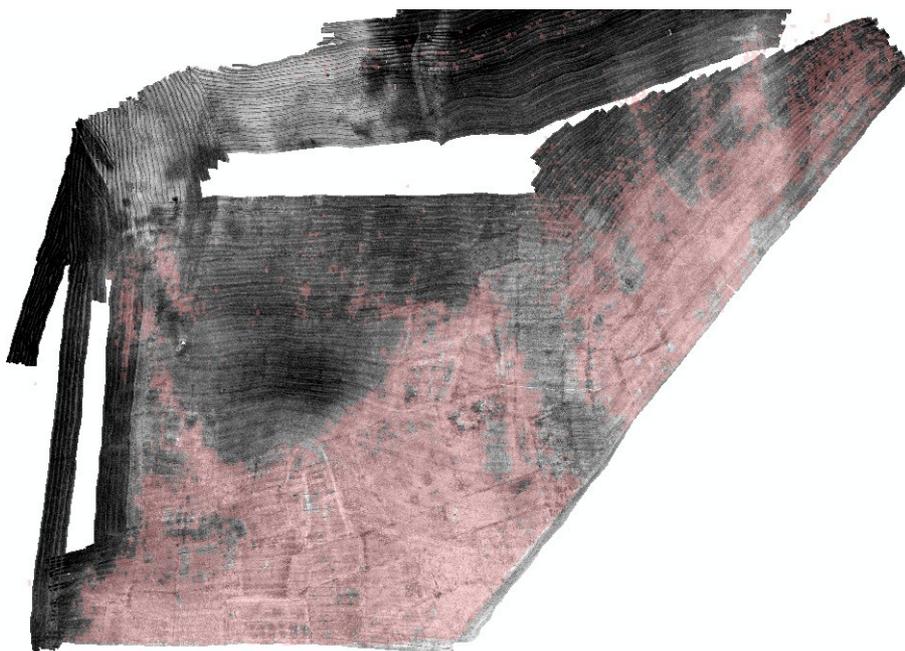


Fig 31 : Couche RoxAnn de dureté faible (en rose) sur l'imagerie sonar

3.1 La définition des régions d'intérêt

La première étape consiste à délimiter les différentes zones dites d'apprentissage nécessaires à la segmentation. Ce sont des domaines acoustiquement homogènes, dont la nature sédimentaire et/ou coquillière est connue. Ce travail est réalisé sous SIG en croisant plusieurs sources d'informations, telles que la dureté/rugosité du sol (Données RoxAnn), le type de sédiment et la présence ou non de stocks coquilliers (vidéos géo-référencées et prélèvements sédimentaires).

La résolution très fine du sonar permet de distinguer des textures très différentes pour une même classe de densité d'huîtres (ou de crépidules), ou pour un sédiment nu (figures 32 à 34). Cette difficulté nous a conduit à définir 28 régions d'intérêt (figure 35).

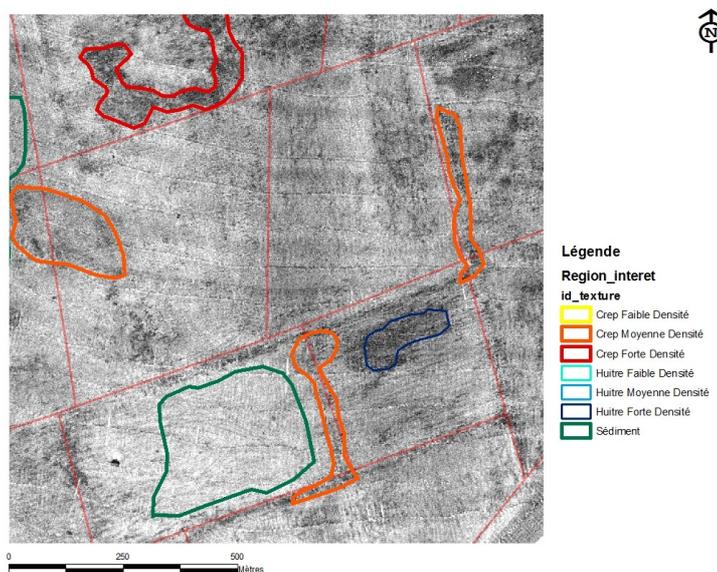


Fig 32 : Variabilité texturale des secteurs à densité moyenne en crépidules (zone orange)

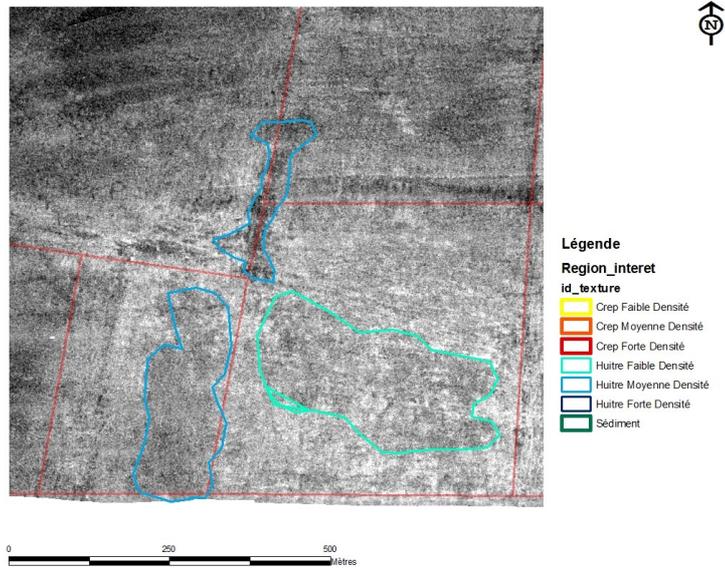


Fig 33 : Variabilité texturale des secteurs à densité moyenne en huîtres (zone bleue foncée)

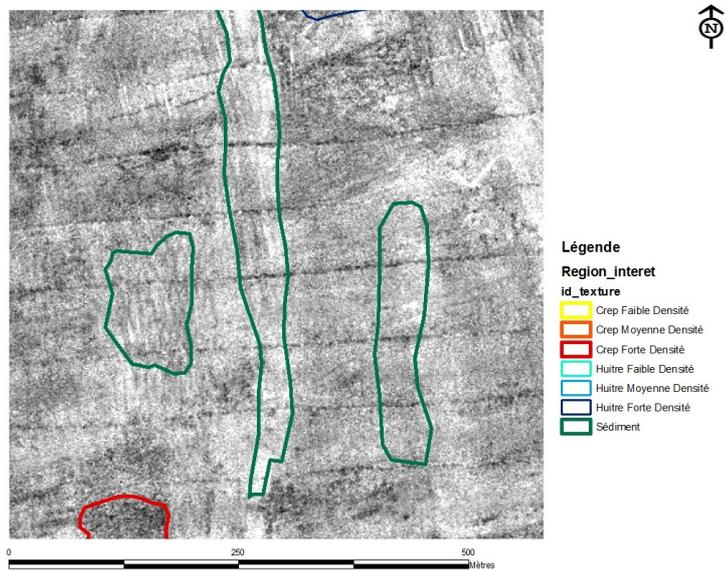


Fig 34 : Variabilité texturale des secteurs à sédiment nu (zone verte)



Fig 35 : Zone d'intérêt choisies

3.2 L'apprentissage

Les régions d'intérêt, une fois définies, vont permettre d'entamer l'étape d'apprentissage.

Plusieurs apprentissages ont été testés, chacun correspondant au choix d'une clique ([1 0] et [3 0]) et de la prise en compte ou non de l'angle, et avec ou non masquage zone du spéculaire (le spéculaire étant une zone bruitée de l'imagerie situé sous le trajet bateau). La méthode retenue est celle réalisant la segmentation la plus juste.

Les figures 36, 37 et 38 représentent les matrices obtenues avec la clique [1 0] sans angle pour des régions respectivement de type huîtres, ou crépidules ou à sédiment nu.

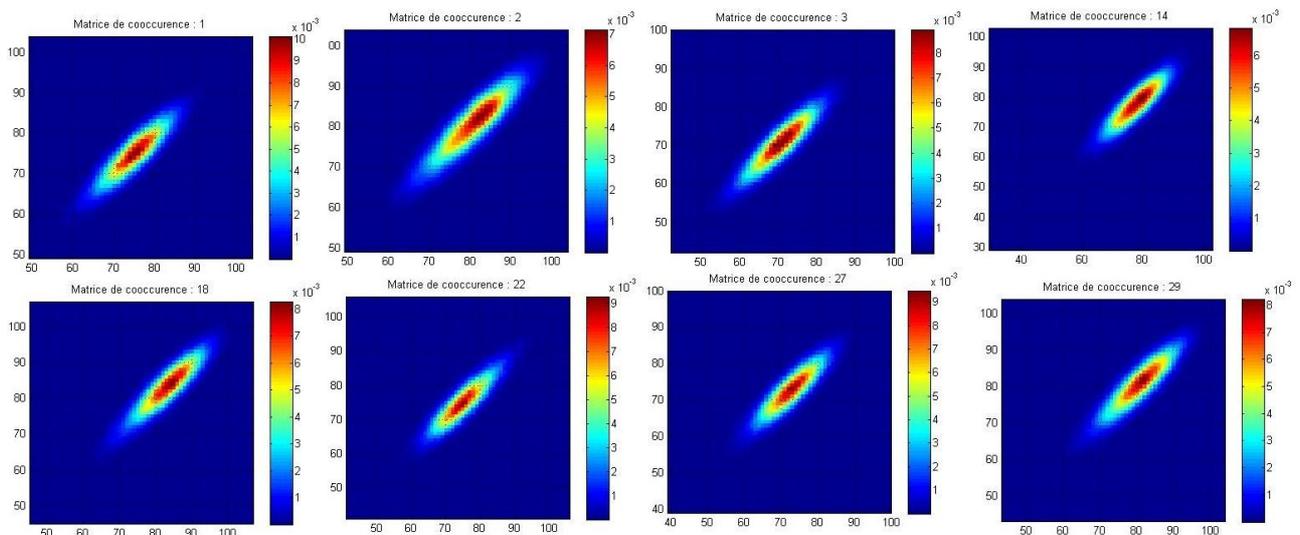


Fig 36: Matrices de co-occurrence des 8 régions d'intérêt présentant des huîtres

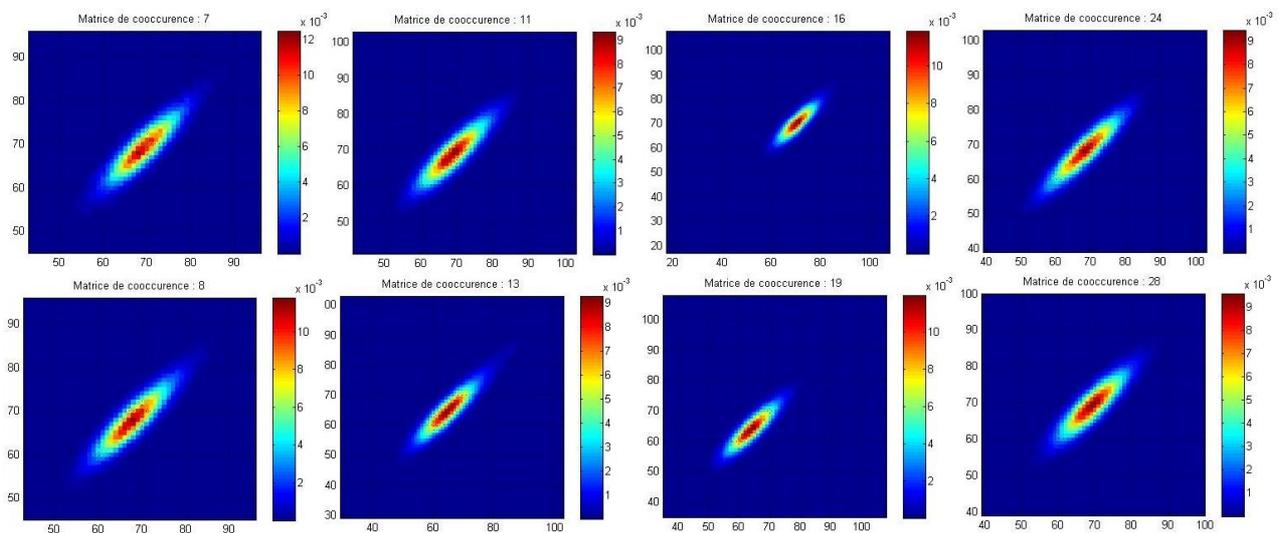


Fig 37: Matrices de co-occurrence des 8 régions d'intérêt à sédiment nu

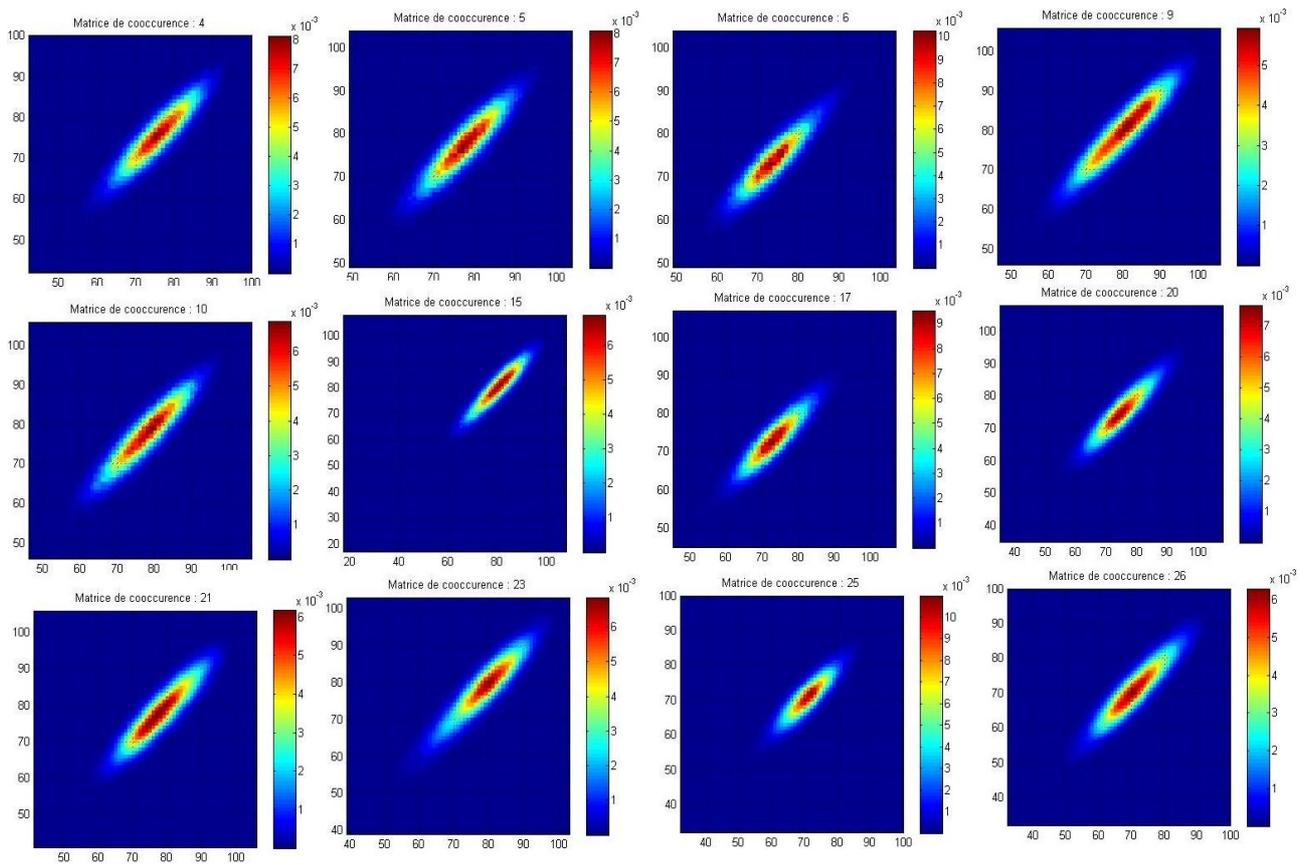


Fig 38: Matrices de co-occurrence des 12 régions d'intérêt présentant des crépidules

3.3 La segmentation

Sur la base des travaux de Steckerman (2009), des imageries de tailles 16x16 pixels ont été retenues. Pour obtenir rapidement un premier résultat nous avons effectué une segmentation de type adjacente (avec le matériel que nous possédons et les paramètres pris le logiciel met 45 min pour donner un résultat).

Les différentes segmentations ont été évaluées dans plusieurs secteurs 'tests' où la distribution des bancs d'huîtres et/ou de crépidules était bien connue.

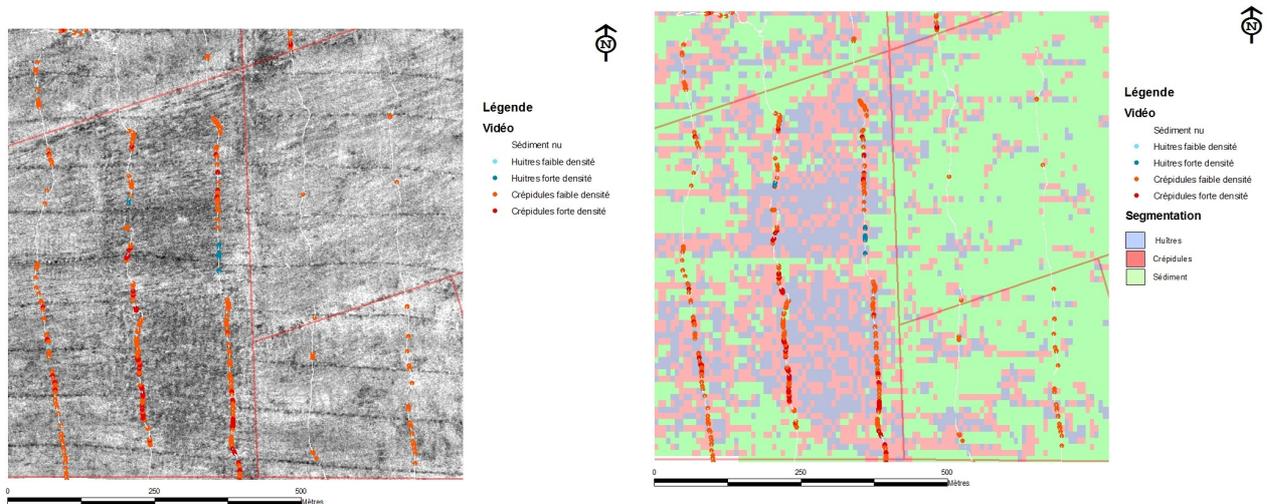
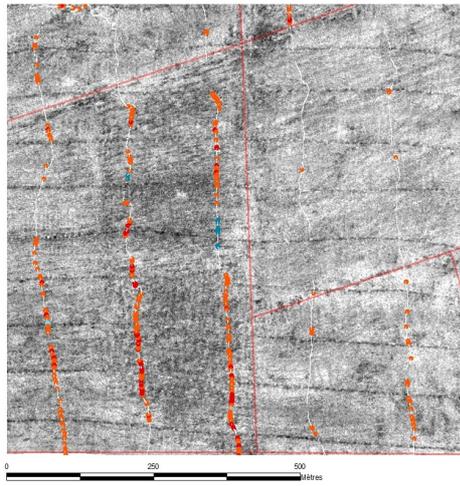
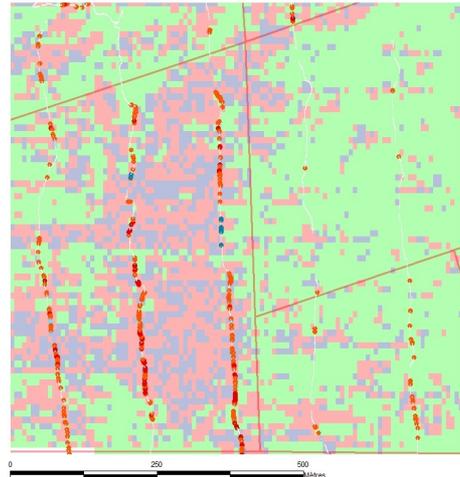


Fig 39 a: (clique [1 0] sans angle, segmentation adjacente, sans masquage du spéculaire)

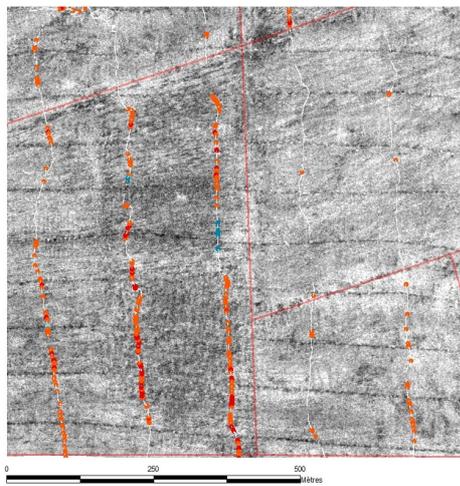


- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité

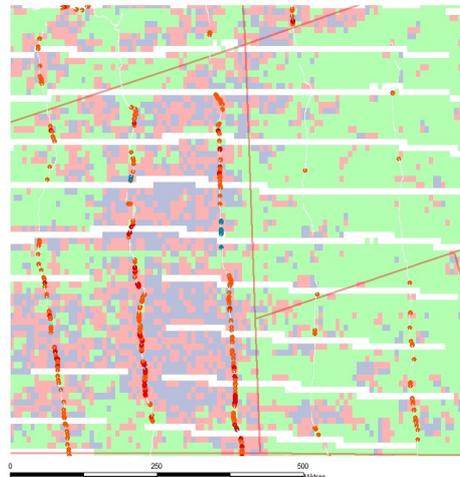


- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité
- Segmentation**
- Huîtres
 - Crépides
 - Sédiment

Fig 39 b:(clique [1 0] avec angle, segmentation adjacente, avec spéculaire)

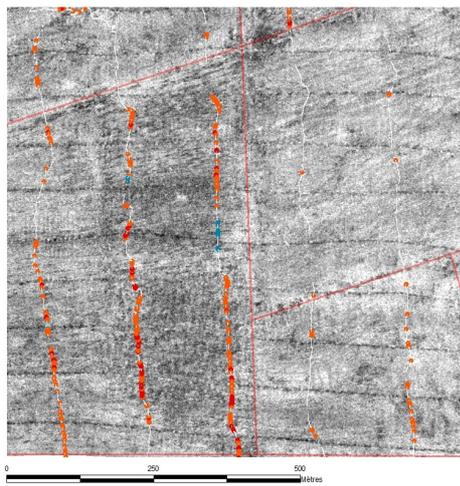


- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité

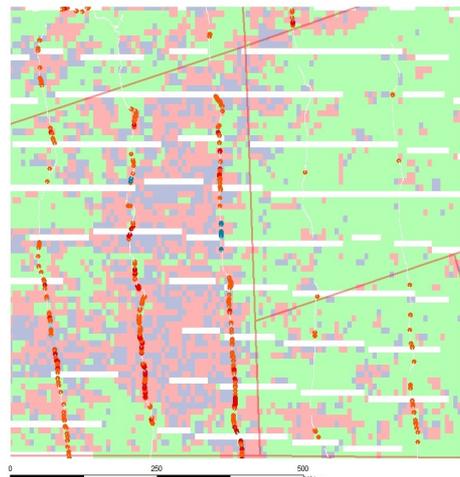


- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité
- Segmentation**
- Huîtres
 - Crépides
 - Sédiment

Fig 39 c:([1 0] sans angle, segmentation adjacente, sans spéculaire)



- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité



- Légende Vidéo**
- Sédiment nu
 - Huîtres faible densité
 - Huîtres forte densité
 - Crépides faible densité
 - Crépides forte densité
- Segmentation**
- Huîtres
 - Crépides
 - Sédiment

Fig 39 d:(clique [1 0] avec angle, segmentation adjacente, sans spéculaire)

En première analyse, nous pouvons remarquer que la segmentation en mode sans angle est beaucoup moins performante dans la discrimination huîtres-crépidules (figures 39a et 39b). Cependant même l'approche avec angle n'y parvient pas suffisamment. Par ailleurs, les modes sans ou avec angle confondent le spéculaire avec du coquillier. Le masquage du spéculaire permet de contourner ce problème (figures 39c et 39d).

3.4 La distinction huîtres/crépidules

Pourquoi n'arrive t'on pas à faire la différence entre huîtres et crépidules ?

Les divergences entre les matrices de co-occurrence, calculées avec la clique [1 0], pour les textures de régions à huîtres et crépidules à forte densité sont comparées dans le tableau suivant.

$K(4,5) = 0,24$	$K(4,10) = 0,28$	$K(4,14) = 0,32$	$K(4,15) = 0,53$	$K(4,18) = 0,87$	$K(4,23) = 0,40$	$K(4,29) = 0,61$
	$K(5,10) = 0,16$	$K(5,14) = 0,18$	$K(5,15) = 0,35$	$K(5,18) = 0,66$	$K(5,23) = 0,25$	$K(5,29) = 0,40$
		$K(10,14) = 0,19$	$K(10,15) = 0,27$	$K(10,18) = 0,61$	$K(10,23) = 0,16$	$K(10,29) = 0,35$
			$K(14,15) = 0,33$	$K(14,18) = 0,66$	$K(14,23) = 0,37$	$K(14,29) = 0,37$
				$K(15,18) = 0,35$	$K(15,23) = 0,18$	$K(15,29) = 0,17$
					$K(18,23) = 0,50$	$K(18,29) = 0,32$
						$K(23,29) = 0,24$

Les divergences de Kullback_Leibler entre textures appartenant au même groupe (crépidules en rouge et des huîtres en bleu) ou entre groupe d'espèces différentes (en noir) montrent que les distances intra-groupe ne sont inférieures aux distances inter-groupes (Exemple : $K(5,15) = 0,35$, $K(18,29) = 0,32$, $K(10,14) = 0,19$). A noter que des cliques de type [3 0], [6 0] [1 1] [3 3] n'ont pas pu améliorer la discrimination entre les faciès à huîtres et à crépidules.

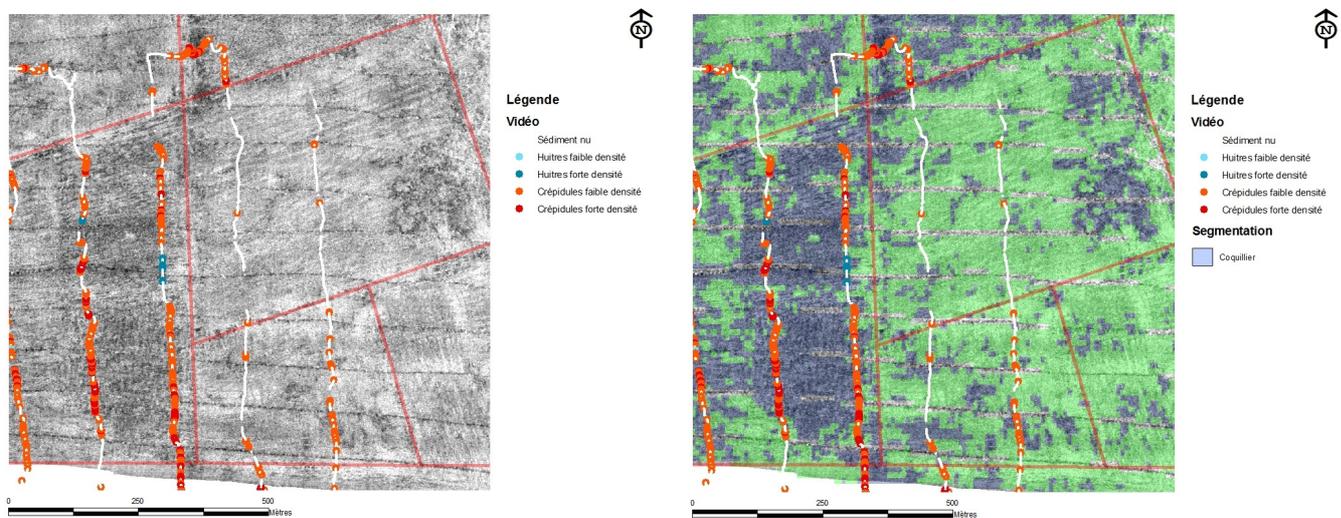
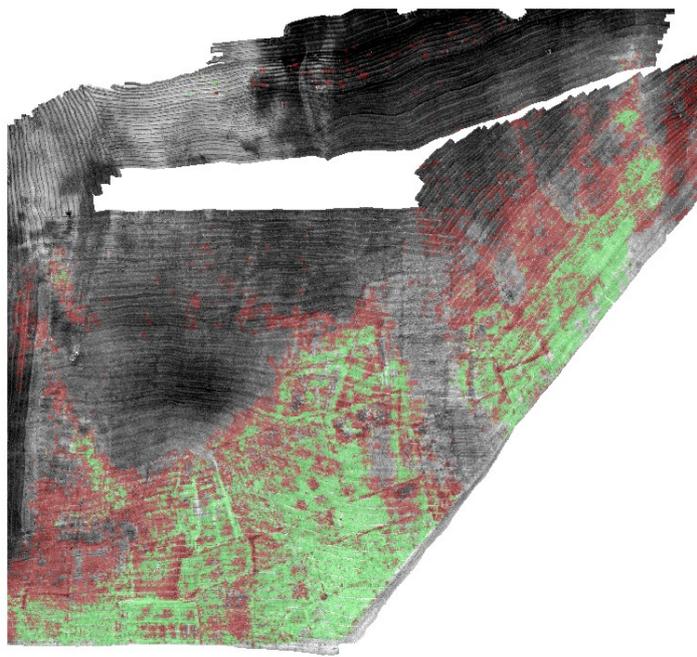


Fig 40: Segmentation du coquillier et du sédiment nu (clique [1 0] sans angle, segmentation adjacente, masquage du spéculaire)

Tout en conservant les 29 régions nécessaires à la segmentation, nous avons regroupé l'ensemble des faciès segmentés en deux classes : « coquillier » et « sédiment nu ». La validation vidéo démontre (figure 40) la bonne qualité de la segmentation de ces deux classes : sédiment nu = points blanc sur fond vert, coquillier = point rouges ou bleu sur fond violet. La géométrie régulière de certains secteurs classés comme coquilliers est une validation supplémentaire de la bonne segmentation (figure 41).



Légende
Segmentation
 Coquillier

0 250 500
 Mètres

Fig 41 : Résultat final dans le secteur à dureté faible

Conclusion

Par leur caractère continu les images vidéo sont apparues primordiales pour la définition des régions d'intérêt et l'interprétation de l'imagerie sonar. Le signal de dureté acoustique du sondeur RoxAnn a également permis de diriger plus efficacement la segmentation. La prise en compte de la bathymétrie et notamment des pentes dans SonarScope permettrait sans doute une meilleure détection des zones de transition sédimentaire.

La segmentation automatique du coquillier apparaît possible mais elle reste contrainte par la nature du fond. La signature acoustique des huîtres comme des crépidules apparaît très différente de celle du sédiment lorsque celui est de nature vaseuse. A l'inverse dans les secteurs durs de type sableux les signatures se distinguent moins nettement. Pour autant, un apprentissage spécifique de cette gamme de dureté (en s'appuyant sur le signal RoxAnn) permettra peut être, de contourner la difficulté. La distinction automatique des secteurs à d'huîtres ou à crépidules reste par contre impossible à ce jour. En effet la définition d'une clique efficace apparaît très difficile car les textures d'un champ d'huîtres ou de crépidules se révèlent très variables selon les pratiques culturales (mode de semis, hersage...). Une étude plus approfondie de la texture (choix d'échelle, clique...) permettrait peut être de mieux différencier ces deux espèces.

La segmentation apparaît être sensible à la définition des régions d'intérêt et au choix des paramètres : cliques, prise en compte ou non des angles. La prise en compte des angles dans la segmentation, si elle améliore la discrimination huîtres-crépidules, reste déficiente dans la distinction sédiment nu-coquillier dans le spéculaire. Par contre le mode glissant, très lourd en temps calcul, n'améliore pas sensiblement la segmentation avec une imagerie 16 x 16.

Les distances de Kullback-Leibler que Sonarscope calcule à la fin de la segmentation nous renseignent sur la qualité de la segmentation. L'utilisateur peut définir un seuil de distance minimale au delà duquel l'imagerie sera classée comme indéterminée. La définition de ce seuil reste cependant un peu arbitraire et donc délicate. Faute de temps cette partie très utile a dû être malheureusement négligée.

Une généralisation à d'autres secteurs sédimentaires de la Baie reste à mener

Bibliographie

[AM03] Augustin, J.M., Menut, E., 2003. Segmentation d'images sonar texturée. Matrices de co-occurrence et paramètres texturaux. Ifremer/TMSI/AS.

[AUG03] Augustin, J.M., 2003. Segmentation d'images sonar texturée. Estimation de la densité de probabilité conjointe et quantification des niveaux de gris des images. Ifremer/TMSI/AS.

[KARO07] Karoui, I., 2007. Segmentation par méthodes markoviennes et variationnelles des images texturées: application à la caractérisation sonar des fonds marins. Thèse de l'ENST Bretagne.

[STE09] Steckerman, A, 2009. Segmentation d'images acoustiques à l'aide de *SonarScope*. Méthodologie et applications. Ifremer /DCB/GM/LES/R.INT

[CUR10] Curti C., 2010. Logiciel Caraibes, Traitement Imagerie et Bathymétrie. Ifremer

[AF04] Augustin, J.M., Fablet, R., Menut, E., Le Chenadec, G., 2004. Segmentation d'images sonar par analyse de texture. Ifremer/TMSI/AS

[AL] Augustin, J.M.; Lurton, X. Principes et performances des méthodes de mesure bathymétrique en sonar. Ifremer/TMSI/AS

[GS] 2009. GeoSwath Haliotis: Principes de fonctionnement-acquisition des données. Genavir, Ifremer

[MSK07] Mori, N., T. Suzuki and S. Kakuno, 2007. Noise of acoustic Doppler velocimeter data in bubbly flow, Journal of Engineering Mechanics, American Society of Civil Engineers, Volume 133, Issue 1, pp.122-125.

Sites web:

[WM] <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/15361-despiking>

aide en ligne: D:\SonarScopeDoc\DocHtml\acous_sism\sonarscope\Help\help.html