



Segmentation invariante en rasance des images sonar latéral par une approche neuronale compétitive

Ahmed Nait-Chabane

► To cite this version:

Ahmed Nait-Chabane. Segmentation invariante en rasance des images sonar latéral par une approche neuronale compétitive. Autre. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2013. Français. NNT : 2013BRES0034 . tel-00968199

HAL Id: tel-00968199

<https://theses.hal.science/tel-00968199>

Submitted on 31 Mar 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



université de bretagne
occidentale



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

- *Mention : STIC / Traitement du Signal et des Images*
École Doctorale SICMA

Présentée par

Ahmed Nait-Chabane

Préparée à l'ENSTA Bretagne
(Ex ENSIETA),
Equipe OSM, Pôle STIC

Segmentation invariante en translation des images sonar latéral par une approche neuronale compétitive



Thèse soutenue le 09 décembre 2013
devant le jury composé de :

Jocelyn CHANUSSOT

Professeur des Universités, INP de Grenoble / *rapporteur*

John FAWCETT

PhD, DRDC-A, Halifax, Canada / *rapporteur*

Christophe COLLET

Professeur des Universités, Université de Strasbourg / *rapporteur*

Sylvie DANIEL

Professeur des Universités, Université de Laval / *examinateur*

Vincent MYERS

Ingénieur, Chercheur, DRDC-A, Halifax, Canada / *examinateur*

Luc JAULIN

Professeur des Universités, ENSTA Bretagne / *directeur de thèse*

Benoît ZERR

Docteur, Enseignant-Chercheur, ENSTA Bretagne / *encadrant*

Gilles LE CHENADEC

Docteur, Enseignant-Chercheur, ENSTA Bretagne / *encadrant*

Ecole Doctorale Santé, Information, Communications,
Mathématiques, Matière (ED SICMA)

THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE
BRETAGNE OCCIDENTALE

Présentée par

Ahmed Nait-Chabane

Pour obtenir le titre de Docteur de l'Université de Bretagne
Occidentale

Segmentation invariante en rasance des images sonar latéral par une approche neuronale compétitive

Travaux préparés au laboratoire STIC/OSM(Ocean Sensing and
Mapping), ENSTA Bretagne (ex :ENSEITA), Brest

Résumé

Un sonar latéral de cartographie enregistre les signaux qui ont été rétrodiffusés par le fond marin sur une large fauchée. Les signaux sont ainsi révélateurs de l'interaction entre l'onde acoustique émise et le fond de la mer pour une large plage de variation de l'angle de rasance. L'analyse des statistiques de ces signaux rétrodiffusés montre une dépendance à ces angles de rasance, ce qui pénalise fortement la segmentation des images en régions homogènes. Pour améliorer cette segmentation, l'approche classique consiste à corriger les artefacts dus à la formation de l'image sonar (géométrie d'acquisition, gains variables, etc.) en considérant un fond marin plat et en estimant des lois physiques (Lambert, Jackson, etc.) ou des modèles empiriques. L'approche choisie dans ce travail propose de diviser l'image sonar en bandes dans le sens de la portée ; la largeur de ces bandes étant suffisamment faible afin que l'analyse statistique de la rétrodiffusion puisse être considérée indépendante de l'angle de rasance. Deux types d'analyse de texture sont utilisés sur chaque bande de l'image. La première technique est basée sur l'estimation d'une matrice des cooccurrences et de différents attributs d'Haralick. Le deuxième type d'analyse est l'estimation d'attributs spectraux. La bande centrale localisée à la moitié de la portée du sonar est segmentée en premier par un réseau de neurones compétitifs basé sur l'algorithme SOFM (Self-Organizing Feature Maps) de Kohonen. Ensuite, la segmentation est réalisée successivement sur les bandes adjacentes, jusqu'aux limites basse et haute de la portée sonar. A partir des connaissances acquises sur la segmentation de cette première bande, le classifieur adapte sa segmentation aux bandes voisines. Cette nouvelle méthode de segmentation est évaluée sur des données réelles acquises par le sonar latéral Klein 5000. Les performances de segmentation de l'algorithme proposé sont comparées avec celles obtenues par des techniques classiques.

MOTS-CLÉS : segmentation des fonds marins, analyse de texture, analyse spectrale, classification non-supervisée, cartes auto-organisées (SOFM).

Abstract

The sidescan sonar records the energy of an emitted acoustical wave backscattered by the seabed for a large range of grazing angles. The statistical analysis of the recorded signals points out a dependence according grazing angles, which penalizes the segmentation of the seabed into homogeneous regions. To improve this segmentation, classical approaches consist in compensating artifacts due to the sonar image formation (geometry of acquisition, gains, etc.) considering a flat seabed and using either Lambert's law or an empirical law estimated from the sonar data. The approach chosen in this study proposes to split the sonar image into stripes in the swath direction; the stripe width being limited so that the statistical analysis of pixel values can be considered as independent of grazing angles. Two types of texture analysis are used for each stripe of the image. The first technique is based on the Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and various Haralick attributes derived from. The second type of analysis is the estimation of spectral attributes. The starting stripe at mid sonar slant range is segmented with an unsupervised competitive neural network based on the adaptation of Self-Organizing Feature Maps (SOFM) algorithm. Then, from the knowledge acquired on the segmentation of this first stripe, the classifier adapts its segmentation to the neighboring stripes, allowing slight changes of statistics from one stripe to the other. The operation is repeated until the beginning and the end of the slant range are reached. The study made in this work is validated on real data acquired by the sidescan sonar Klein 5000. Segmentation performances of the proposed algorithm are compared with those of conventional approaches.

KEYWORDS : seafloor segmentation, texture analysis, spectral analysis, unsupervised classification, Self-Organizing Feature Maps (SOFM).

Remerciements

A l'issue de la rédaction de ce manuscrit, je suis convaincu que la thèse est loin d'être un travail solitaire. En effet, je n'aurais jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes dont la générosité, la bonne humeur et l'intérêt manifestés à l'égard de ma recherche m'ont permis de progresser dans cette phase délicate de "l'apprenti-chercheur".

Je tiens tout d'abord à remercier le directeur de cette thèse, Monsieur Luc Jaulin Professeur des universités à l'ENSTA Bretagne, pour avoir accepté de diriger cette thèse.

Je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères à Monsieur Benoit Zerr, Docteur, Enseignant-Chercheur et responsable de l'équipe OSM à l'ENSTA Bretagne pour avoir encadré cette thèse et m'avoir permis de la réaliser dans les meilleures conditions. Je tiens particulièrement à le remercier de la liberté d'action qu'il m'a donnée à chaque étape de cette aventure. J'espère avoir été digne de la confiance qu'il m'avait accordée et que ce travail est finalement à la hauteur de ses espérances. Quoi qu'il en soit, j'ai beaucoup appris à ses côtés et je suis très honoré de l'avoir eu comme encadrant.

Mes vifs remerciements s'adressent à Monsieur Gilles Le Chenadec, Docteur, Enseignant-Chercheur à l'ENSTA Bretagne pour avoir encadré ce travail. Je tiens à le remercier pour ces conseils ces corrections de rapports et des articles et pour les remarques constructives et discussions fructueuses le long des ces trois années de thèse.

Je tiens à remercier les membres de mon jury, tout d'abord Monsieur Jocelyn Chanussot, Professeur des Universités à l'INP de Grenoble, Monsieur Christophe Collet, Professeur des Universités à l'université de Strasbourg et Monsieur John Fawcett, PhD et Chercheur au DRDC-A au Canada d'avoir donné de leur temps et accepté de rapporter ce manuscrit.

Je tiens également à remercier Madame Sylvie Daniel, Professeur des Universités à l'université de Laval et Monsieur Vincent Myers, Ingénieur Chercheur au DRDC-A au Canada d'avoir accepté d'examiner ce travail de thèse.

Je remercie tous mes collègues de bureau : Ridha, Ayda, Imen, Coralie, Amine et Seif et tous les membres de l'équipe OSM à l'ENSTA Bretagne.

Enfin, à titre personnel je tiens à remercier mes grands parents, mes parents et mes frères et soeurs de m'avoir soutenus toutes ces années.

La dernière pensée est pour celle qui m'accorde un soutien inconditionnel et pour

toutes les bonnes choses qu'elle m'a apportées mais surtout son soutien dans les moments les plus difficiles.

Table des matières

Résumé	ii
Abstract	iv
Remerciements	vi
Liste des figures	xii
Liste des tableaux	xvi
Abréviations	xviii
Symboles	xx
Introduction générale	1
1 Classification des fonds marins par des systèmes acoustiques de cartographie	7
1.1 Introduction	7
1.2 Classification des fonds marins	8
1.2.1 Techniques non-acoustiques de classification des fonds marins	8
1.2.2 Techniques acoustiques de classification des fonds marins	10
1.3 Notions d'acoustique sous-marine	11
1.3.1 Propagation de l'onde dans l'eau de mer	13
1.3.2 Interaction de l'onde avec le fond marin	15
1.4 Structure générale d'un sonar	17
1.4.1 Le sonar actif	18
1.4.2 Gamme de fréquences d'utilisation d'un sonar	21
1.5 Les systèmes acoustiques de cartographie	22
1.5.1 Le sondeur monofaisceau	22
1.5.2 Le sondeur multifaisceau	23
1.5.3 Le sonar latéral	25
1.5.3.1 Principe de fonctionnement et caractéristiques	25
1.5.3.2 Géométrie d'acquisition du sonar latéral	26

1.5.3.3	Caractéristiques énergétiques d'une image sonar latéral	28
1.5.3.4	Résolutions d'une image sonar latéral	29
1.5.4	Déformations géométriques	31
1.6	Approches de correction des images sonar	32
1.6.1	Approche de compensation par calibration sonar	33
1.6.1.1	Modèle de Lambert	35
1.6.1.2	Modèle de Jackson	36
1.6.2	Approche heuristique et empirique de compensation	36
1.7	Conclusion	38
2	Outils de traitement et d'extraction de l'information	39
2.1	Introduction	39
2.2	Notion de texture	40
2.3	Approches d'analyse de texture	40
2.3.1	Approche statistique	40
2.3.2	Approche par filtrage	41
2.3.3	Approche structurelle (géométrique)	42
2.3.4	Approche par modélisation probabiliste	42
2.4	Extraction de l'information à partir des images sonar	44
2.4.1	Matrice de co-occurrences	44
2.4.2	Analyse spectrale	48
2.4.3	Approche par bancs de filtres : les filtres directionnels	50
2.4.4	Filtre directionnel proposé	51
2.5	Discussion sur les attributs calculés	53
2.5.1	Influence de la rasance sur la matrice de cooccurrences	53
2.5.2	Influence de la rasance sur les attributs de texture	54
2.5.3	Attributs calculés à partir de l'analyse spectrale	54
2.5.4	Filtre directionnel proposé : exemples d'application	58
2.6	Conclusion	60
3	État de l'art des méthodes de segmentation des images sonar	61
3.1	Introduction	61
3.2	Approches paramétriques de segmentation	62
3.3	Approches non-paramétriques de segmentation	64
3.4	Algorithmes de segmentation	64
3.4.1	Cas supervisé	64
3.4.2	Cas non-supervisé	65
3.5	Exemples d'algorithmes non-supervisés	66
3.5.1	k -Moyennes (k -Means)	66
3.5.2	Réseaux de neurones	67
3.5.2.1	Présentation générale	67
3.5.2.2	Notions de base : neurone biologique et neurone formel	68

3.5.3	Réseaux de neurones compétitifs : Cartes auto-organisées de Kohonen	70
3.5.3.1	Principe de fonctionnement des cartes topologiques de Kohonen	71
3.5.3.2	Algorithme d'apprentissage de Kohonen (SOFM)	72
3.5.3.3	Choix des paramètres de l'algorithme SOFM	75
3.5.4	Exemple de déroulement de l'algorithme de Kohonen	78
3.6	Conclusion	80
4	Approche proposée de segmentation des images sonar latéral	81
4.1	Introduction	81
4.2	Approche de segmentation proposée	82
4.2.1	Découpage en bandes de l'image sonar	82
4.2.2	Création du vecteur d'attributs	84
4.2.3	Classification non-supervisée du vecteur d'attributs par l'algorithme de Kohonen	85
4.2.4	Codage supervisé de la carte par des couleurs	86
4.2.5	Segmentation de l'image par l'analyse de la carte de Kohonen	88
4.3	Conclusion	88
5	Analyse et discussion des résultats	91
5.1	Introduction	91
5.2	Présentation des données utilisées : sonar latéral Klein 5000	91
5.3	Résultat de classification d'une base de données : exemples d'algorithmes non-supervisés	93
5.4	Segmentation d'une image sonar par approche classique : K-means	96
5.5	Segmentation d'une image sonar corrigée	96
5.6	Résultat de segmentation par l'approche proposée	97
5.7	Analyse quantitative et qualitative des résultats	99
5.8	Segmentation d'une zone complète (plusieurs traces sonar)	100
	Conclusions et perspectives	106
	A Traces sonar segmentées par l'algorithme proposé	109
	B Publications et conférences	113
	Bibliographie	115

Table des figures

1.1	Exemples d'outils non-acoustiques d'exploration du fond marin : A) Pénétrromètre "le Penfeld" utilisé par l'Ifremer. B) Benne pour collecte d'échantillons.	10
1.2	Principe de l'acoustique sismique sous-marine.	12
1.3	Représentation de pertes par divergence sphérique d'une source acoustique.	14
1.4	Ondes d'incidences normales, ondes réfléchies et ondes transmises à l'interface séparant deux milieux acoustiques M_1 et M_2	16
1.5	Phénomènes observés sur une surface rugueuse : rétrodiffusion, signal cohérent et incohérent.	17
1.6	Schéma de principe d'un sonar actif	19
1.7	Exemple des principaux systèmes d'acoustique sous-marine en fonc- tion de des fréquences et portées approximatives.	21
1.8	Principe d'acquisition d'un sondeur multifaisceau.	24
1.9	Principe d'acquisition d'un sonar latéral de cartographie	27
1.10	Géométrie du sonar latéral et définitions des paramètres : angle de rasance et angle d'incidence.	28
1.11	a) Illustration des différentes zones de rasance sur un exemple d'image sonar Klein 5000, b) Exemple de représentation de structure spatio-temporelle de deux pings représentés par les deux lignes rouge et jaune sur une image bâbord du sonar latéral Klein 5000.	30
1.12	Représentation de la cellule de résolution du sonar latéral le Klein et son évolution en fonction de l'angle d'incidence.	31
1.13	Exemple de sources des déformations géométriques de l'image d'un sonar latéral.	32
1.14	Modèle de Lambert pour l'indice de rétrodiffusion (dB/m^2) en fonction de l'angle de rasance et de quatre types de fond : roche- sable-vase et argile.	36
1.15	Modèle de Jackson à 100 kHz pour l'indice de rétrodiffusion (dB/m^2) en fonction de l'angle d'incidence et de quatre types de fond (roche rugueuse-sable grossier/sable graveleux-Sable très fin-vase).	37
2.1	Exemple de textures de l'album de Brodatz : a) Textures structu- relles, b) Textures aléatoires, c) Textures directionnelles.	43

2.2	Exemple de quelques types de textures extraites des images acquises par le sonar latéral Klein 5000 : A) et B) Posidonie, C)→ F) Rides de sable avec différentes directions. G)→ J) Sable fin. K) et L) Sable avec vase. M) et N) Sable grossier.	45
2.3	Étapes de filtrage en trois bandes spectrales basses moyennes et hautes fréquences d'un exemple de texture (rides de sable).	50
2.4	Découpage du spectre de Fourier en bandes spectrales : A) DFB (Directional filter bank) conventionnel, B) nu-DBF (non uniform Directionnel filter Bank), c) Filtre directionnel proposé.	52
2.5	Représentation de deux MC pour des valeurs $(d, \theta) = (4, 0^\circ)$ et $(4, 90^\circ)$ pour deux textures : sable fin vaseux et rides de sable selon trois secteurs angulaires différents.	55
2.6	Énergie du spectre de Fourier et entropie de deux textures : a_1 -Roche ; b_1 -Rides et sable, a_2 - et b_2 - représentent l'entropie calculée à partir des matrices de cooccurrences ; a_3 - et b_3 - représentent l'énergie du spectre de Fourier.	56
2.7	Profil Horizontal moyen de l'entropie (à gauche) et de l'énergie du spectre (à droite) pour la roche et les rides de sable en fonction de l'angle de rasance.	56
2.8	Filtrage en quatre bandes spectrales par les étapes décrites sur la figure 2.3. Colonne1 : Image sonar des quatre types de fond marin : posidonie, rides, roche, sable fin. Colonne2 : Représentation en logarithme du module du spectre de Fourier, Colonne3 : Image filtrée par le filtre passe bas, Colonne 4 et 5 : Image filtrée par deux filtres passe bande, Colonne 5 : Image filtrée par le filtre passe haut..	57
2.9	Application du filtre directionnel proposé sur 4 types de texture : deux de l'album de Brodatz (D_{37} et D_{38}) et deux autres représentent des images sonar latéral : rides et sable fin.	59
3.1	Neurone biologique.	68
3.2	Le neurone formel.	69
3.3	Représentation de la topologie discrète d'une carte de Kohonen à deux dimensions constituée de 9x9 neurones. Le neurone centrale en vert représente le neurone "vainqueur" noté (G) sur le graphe. Les neurones bleus présentent le voisinage d'ordre 1 noté par $V(1)$, en jaune le voisinage d'ordre 2 noté par $V(2)$, en rouge le voisinage d'ordre 3 noté par $V(3)$	72
3.4	Fonction de voisinage à seuil (à gauche) et fonction de voisinage de type gaussien (à droite).	73
3.5	Fonctions de voisinage.	76
3.6	Représentation de l'écart type σ_t de l'équation (3.5) de la fonction de voisinage $V_{(i,j)}(t)$	77
3.7	Représentation du taux d'apprentissage $\alpha(t)$ de l'équation (3.6b).	77
3.8	Représentation d'une grille de Kohonen 2D de même taille (4x8 neurones) et de topologie différente (carrée et hexagonale).	78

3.9	Exemple de déroulement de l'algorithme de Kohonen pour l'apprentissage d'un jeu de données composé de quatre gaussiennes. De gauche à droite et de haut en bas les valeurs de T (nombre d'itérations) sont : T=0 (initialisation), T=10, T=100, T=40000 (convergence).	79
4.1	Schéma synoptique de l'algorithme proposé pour la segmentation des images sonar latéral.	83
4.2	Découpage en bandes	84
4.3	A) Table de couleur (RGB) créée après projection sur les axes ACP.B) Représentation des trois axes ACP.	87
5.1	A) Sonar latéral Klein 5000. B) Caractéristiques du sonar Latéral Klein 5000. C) Représentation des résolutions distale, azimutale et des fauchées du sonar latéral Klein 5000.	92
5.2	Exemple d'image sonar brute acquise par le sonar Klein 5000. L'image ne subit aucun prétraitement. La zone encadrée en rouge représente la partie de l'image exploitée pour les tests de segmentation. La zone centrale sombre non exploitée correspond au trajet aller-retour de l'onde acoustique vers le fond est la zone ou les angles de rasance sont importants.	93
5.3	Exemple de quatre types de textures extraites des images acquises par le sonar latéral Klein 5000 : A) Rides de sable avec différentes directions, B) Posidonie, C) Roche, D) Sable fin et sable vaseux. . .	94
5.4	A) Taux de classification pour deux algorithmes : K-means et SOFM pour trois cas d'études appliqués sur la base de donnée représentée sur la figure 5.3. B) Représentation en image de la matrice de confusion des résultats de classification des deux algorithmes : b1) K-means , b2) SOFM.	95
5.5	Segmentation par l'algorithme K-means (nombre de classes K=4) de l'image de la figure 5.2.	97
5.6	A) Image sonar de la figure 5.2, corrigée de l'amplitude en fonction de l'angle de rasance et projetée géométriquement sur un fond plat. B) Segmentation par l'algorithme SOFM de l'image corrigée.	98
5.7	Exemple de tables de couleurs : A) 2x2 neurones, B) 3x3 neurones, C) 5x5 neurones.	99
5.8	Segmentation de l'image de la figure 5.2 sans prétraitement par l'approche proposée : découpage en bandes de pixels et algorithme SOFM.	99
5.9	Représentation des bandes de chevauchement sur l'image sonar latéral utilisée pour la comparaison entre les deux algorithmes : K-means et l'approche proposée dont les résultats sont donnés sur le tableau de la figure 5.10.	101
5.10	Analyse de l'invariance de classification par le calcul du taux d'adéquation sur six zones de chevauchement entre deux bandes successives.	102

5.11	Segmentation d'une zone homogène : a) Algorithme proposé (avec découpage en bandes + SOFM, b) Image sonar brute de nature homogène (sans prétraitements), c) Algorithme K-means avec découpage en bandes, d) Image sonar prétraitée, e) Algorithme SOFM (sans découpage en bandes + correction en amplitude + projection géométrique sur un fond plat).	103
5.12	Comparaison de segmentation d'une zone homogène par les trois algorithmes (K-means avec découpage et sans correction, SOFM appliqué sur une image corrigée : compensation en amplitude + projection géométrique sur fond plat), et algorithme proposé : découpage + SOFM.	104
5.13	Localisation géographique des données sonar exploitées acquises pendant la campagne BP'02.	104
5.14	Segmentation géoréférencée de six traces sonar de la zone d'étude par l'algorithme proposé.	105

Liste des tableaux

3.1	Exemples de fonctions d'activation (fonctions de transfert) du neurone formel de l'équation (3.1).	69
4.1	Récapitulatif des attributs de texture, spectraux et géométrique. . .	85

Abréviations

ACP	A nalyses en C omposantes P incipales
BS	B ackscattering S trength
DFB	D irectional F ilter B ank
DGA	D irection G énérale de l'Armement
EBF	É nergie B asses F réquences
EMF	É nergie M oyennes F réquences
EHF	É nergie H autes F réquences
GESMA	G roupe d' É tudes S ous- M arines d' A tlantique
GPS	G lobal P ositioning S ystem
Ifremer	I nstitut F rançais de R echerche pour l' É xploitation de la M er
ISSAMS	I n S itu S ediment geo A coustic M easurement S ystem
LIDAR	L ight D etection A nd R anging
MC	M atrice de C o-occurrences
nuDFB	N on U niform D irectional F ilter B ank
QTC	Q uester T arget C orporation
RSB	R apport S ignal à B ruit
Seabec	S ingle B eam E cho sounder S eabed C lassification system
SOFM	S elf- O rganizing F eautre M aps
SHOALS	S canning H ydrographic O perational A irborne L idar S urvey
SONAR	S ound N avigation A nd R anging
SVM	S upport V ector M achines
TVG	T ime V arying G ain
VB	V isual B ottom T yper
XBP	e Xpendable B ottom P robe

Symboles

c	célérité de l'onde	m s^{-1}
$D(i, j)$	distance entre neurones de la carte de Kohonen	
$\mathcal{E}$	espace de donnée	
f	fréquence	kHz
I	intensité acoustique	W m^{-2}
K	taille de la grille de Kohonen	
P	puissance acoustique	W
p	pression acoustique	Pa
$R(t)$	distance oblique d'un point d'une source acoustique	m
$\mathcal{R}$	espace de projection de Kohonen	
S	surface insonifiée	m^2
t	temps	s
T_R	durée entre deux émissions sonar successives	s
T_{max}	nombre d'itérations de l'algorithme de Kohonen	
$V(i, j)(t)$	fonction de voisinage	
W	poids synaptiques de l'algorithme de Kohonen	
$x_i = (x_1^i, \dots, x_p^i)$	vecteur d'entrée de p attributs	
Z	impédance acoustique d'un milieu	Pa m s^{-1}
α	angle d'incidence ($\theta - 90^\circ$)	degré
α_w	coefficient d'absorption (amortissement)	
χ	compressibilité du milieu	$\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-2}$
θ	angle de rasance	degré
ρ	masse volumique	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$

Introduction générale

Les fonds marins représentent le plus vaste espace du globe terrestre, mais aussi le moins connu. Ce monde très vaste et peu connu représente des enjeux économiques et stratégiques considérables, et recèle une grande richesse biologique et minière, que les progrès techniques mettent désormais à la portée de l'exploitation humaine. Les ondes électromagnétiques découvertes en XIX^e siècle, dont beaucoup d'applications dans le domaine de transmission de l'information ont vu le jour au début du XX^e siècle à l'issue des deux guerres mondiales. Ces applications comme le radar, la téléphonie ou la télévision ont considérablement changé le mode de vie de l'humain. Toutefois, les ondes électromagnétiques sont peu exploitables dans le domaine sous-marin, du fait de l'atténuation de ces ondes dans l'eau salée. Le meilleur support permettant la transmission de l'information dans ce milieu sont les ondes acoustiques. Il a été constaté que la vitesse de propagation d'une onde acoustique dans l'eau est supérieure à celle dans l'air, et les distances de propagation et les signaux perçus peuvent atteindre des niveaux beaucoup plus importants. Par exemple, le son se propage exactement à 1482.343 m/s dans l'eau pure à 20 °C, approximativement à 340 m/s dans l'air à 15 °C et à environ 1500 m/s dans l'eau de mer. D'un autre côté, les signaux utiles sont noyés dans le bruit ambiant (bruit généré par le trafic maritime par exemple) de l'environnement marin ce qui rend difficile son interprétation de manière directe. Une onde acoustique est une perturbation mécanique (onde de compression-dilatation du milieu) qui se propage dans un milieu matériel. Les ondes acoustiques, sont utilisées dans notre environnement par les humains ou les animaux (chauve-souris par exemple) pour communiquer, s'orienter, etc. Un système équivalent pour des mammifères marins,

peut être vu chez les cétacés qui se localisent et détectent leurs proies par des ondes acoustiques.

Les méthodes classiques d'exploration des fonds marins comme l'inspection visuelle (photo, vidéo, plongeurs) ou le prélèvement par benne ne permettent qu'une connaissance ponctuelle de la nature des fonds inspectés. En plus, la complexité d'intervention dans un environnement hostile augmente fortement les risques d'accidents et nécessite des moyens coûteux. Les méthodes acoustiques (sonar) permettent une couverture sur des zones beaucoup plus larges sans intervention humaine particulière. La nouvelle génération de robots sous-marins permettent d'accomplir des tâches d'exploration riches en information (mesures physiques : pression, température, salinité, célérité ; vidéo, cartographie acoustique, etc) mêmes à de grandes profondeurs.

Les premières applications pratiques des ondes acoustiques découlent des travaux de Paul Langevin et de Constantin Chilowski au cours de la première guerre mondiale qui donne naissance au sonar. Il a été utilisé par les marines de guerre pour la détection de sous-marins et des bâtiments de surface par les sous-marins, ainsi que des mines et objets posés sur le fond par les bâtiments de chasse aux mines, mais également pour le guidage des torpilles sous-marines. D'autres applications civiles se sont développées comme la mesure des profondeurs et la cartographie des fonds des mers pour la navigation maritime et fluviale ou encore la détection des bancs de poissons pour la pêche, etc.

Les systèmes sonar peuvent être classés en deux groupes selon leur principe de fonctionnement, des sonars passifs et des sonars actifs. Les sonars passifs sont destinés à la seule fonction d'écouter l'environnement marin pour des applications comme le suivi des mammifères marins, le trafic maritime, ou le craquement des icebergs. Ils sont discrets pour des applications militaires de lutte sous-marine comme l'interception des signaux de sonars actifs émis par les navires ou les sous-marins cibles. Les sonars actifs émettent un signal et enregistrent les échos renvoyés par un obstacle ou une cible ; la mesure du temps aller-retour du signal émis permet d'estimer la distance sonar-cible et éventuellement sa direction angulaire. Par ailleurs l'analyse de l'écho permet d'obtenir certaines indications sur la cible

elle-même, par exemple sa vitesse grâce à l'effet Doppler ou sa nature physique par des modèles appropriés.

Les principaux types de sonars actifs sont : les échosondeurs qui sont les systèmes sonars les plus répandus et les plus simples à utiliser. Ils sont spécialisés dans la mesure de la hauteur d'eau en émettant un signal verticalement vers le bas dans un faisceau. Un autre type rassemble les systèmes de cartographie qui permettent d'avoir une imagerie du fond marin. Parmi ceux, le sonar latéral émet de l'énergie dans une direction très proche de l'horizontale ; le signal réfléchi en fonction du temps reproduit alors des irrégularités et changements de structure du fond marin. Le deuxième type de sonars de cartographie est le multifaisceau. Il émet et enregistre selon un éventail de faisceaux, transversal à l'axe du navire, ce qui permet de balayer rapidement une large bande de terrain sur le fond. Cela permet d'avoir des relevés précis de la topographie et de la réflectivité des fonds marins. Sur le même principe de fonctionnement, le sondeur de sédiments est utilisé dans le domaine sismique mais aussi en prospection pétrolière et repose sur l'utilisation de basses fréquences et autorise la pénétration dans le sédiment.

Ces systèmes acoustiques permettent aujourd'hui d'obtenir des images des fonds marins d'une qualité et d'une résolution remarquables. Ils fournissent à la fois, des cartographies du relief mais aussi des valeurs de réflectivité du fond marin et donc des informations sur sa nature physique. Plusieurs domaines d'applications militaires et civiles sont concernés par la cartographie sous-marine, comme la lutte sous-marine, l'industrie pétrolière et minière, ou encore des applications plus récentes comme l'étude d'implantation des hydroliennes et éoliennes off-shore et leur impact sur l'environnement marin.

Dans notre travail de thèse, nous exploitons les images acquises par le sonar latéral afin de discriminer les types de sédiments marins ; sans tenter de remonter aux paramètres physiques ou géoacoustiques des sédiments. La géométrie d'acquisition du sonar latéral permet d'enregistrer des images texturées, ainsi la plupart des techniques de traitement d'images peuvent être appliquées sur ce type de données. Une étape importante dans la chaîne de traitement des images est la segmentation. La segmentation des images est une opération qui permet de regrouper des pixels ou

un ensemble de pixels en régions homogènes selon des critères de ressemblance. Les techniques de segmentation peuvent être supervisées : dans ce cas les algorithmes de segmentation sont élaborés à partir d'informations fournis par un ou plusieurs experts sur les types de classes à attribuer, non-supervisées : aucune information externe en dehors des images n'est requise pour le processus de segmentation, ou semi-supervisées : ces approches mixent l'approche supervisée et non-supervisée. Dans notre travail, une approche non-supervisée pour les algorithmes de segmentation a été retenue pour les raisons suivantes : les approches non-supervisées fournissent toujours la même décision pour les mêmes entrées et ne dépendent pas de la subjectivité introduite par l'expert. Les approches supervisées dépendent fortement des informations apportées par l'expert et sont donc sujettes à l'erreur humaine. Au contraire, les approches non-supervisées élaborent des règles de décisions uniquement à partir des données en se basant sur les ressemblances et les différences entre ces dernières.

Les signaux rétrodiffusés par le fond marin sont enregistrés par le sonar latéral sur une large fauchée et donc une large gamme d'angle de rasance. Ainsi, une analyse statistique de ces signaux montre la dépendance aux angles de rasance du sonar. Plusieurs auteurs, montrent que cette dépendance pénalise fortement les résultats de segmentation en régions homogènes. Pour améliorer la segmentation des images, deux approches sont utilisées pour corriger les artefacts dus à la formation de l'image. La première approche consiste à appliquer des corrections liées au système sonar (calibration du sonar) et essaye d'estimer des lois physiques de la rétrodiffusion du fond (Lambert, Jackson, etc.) ou des modèles empiriques décrivant la dépendance des signaux reçus en fonction de l'angle de rasance. Dans ce cas, une bonne connaissance précise des conditions d'acquisition du système sonar sont requises pour une bonne correction des données. La seconde approche est dite heuristique, elle exploite directement les images sonar en estimant des lois statistiques sur des zones homogènes de l'image. Ces lois statistiques sont estimés sur un jeu d'images représentant différents types de sédiments. Une base de donnée est constituée et servira de référence pour comparer à d'autres images dont la loi statistique ou ses paramètres se rapproche d'un modèle de la base de données. Ces

approches supposent généralement que le fond est plat et homogène.

L'originalité de ce travail est de proposer une approche non-supervisée de segmentation des images sonar latéral sans connaissances à priori des caractéristiques du système sonar. L'approche consiste à découper l'image sonar en bandes verticales qui se chevauchent dans le sens de l'avancement du sonar ; ce qui minimise la dépendance aux angles de rasance du sonar des statistiques estimées. Ensuite, pour la segmentation, nous adaptons un algorithme des réseaux de neurones compétitifs pour gérer la dépendance en rasance et avoir une continuité des classes entre les bandes successives de l'image.

Ce manuscrit se compose d'une introduction générale, de cinq chapitres et d'une conclusion générale.

Le **premier chapitre** consiste à introduire les techniques de classification des fonds marins non-acoustiques et acoustiques. Ensuite, nous nous intéressons aux techniques acoustiques par la présentation des différents systèmes acoustiques de cartographie et les problèmes liés à l'interprétation des images sonar. Le **second chapitre** sera consacré aux outils d'extraction et de traitement de l'information acquise par le système sonar. Nous nous focalisons sur les approches classiques de compensation et de correction des images sonar. Le **troisième chapitre** expose l'état de l'art des méthodes de segmentation des images sonar, les approches supervisées et non-supervisées. Le **quatrième chapitre** détaille l'approche proposée pour la segmentation des images sonar latéral. Enfin, le **dernier chapitre** est consacré à la présentation des résultats expérimentaux sur des données réelles, nous comparons aussi les performances de l'approche proposée par rapport aux approches classiques de segmentation des images sonar latéral.

Une conclusion générale et des perspectives à ce travail de thèse seront exposées à la fin de ce manuscrit.

Chapitre 1

Classification des fonds marins par des systèmes acoustiques de cartographie

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons décrire rapidement les techniques acoustiques et non-acoustiques et les principaux outils de classification des fonds de mer. Ensuite, nous nous intéressons plus particulièrement aux techniques acoustiques. Nous présentons les notions de base de l'acoustique sous-marine, et le principe d'acquisition de quelques systèmes acoustiques de cartographie. Nous commençons par le sondeur monofaisceau (écho sondeur) qui est le système sonar le plus simple, ensuite nous passons au sondeur multifaisceau, initialement destiné à l'estimation de la bathymétrie et nous terminons par le sonar latéral qui fait l'objet de notre travail, qui lui est destiné généralement à imager de façon précise les fonds marins. La deuxième partie de ce chapitre sera consacrée aux principes de formation d'une image sonar latéral. Nous abordons les problèmes liés à l'interprétation de l'information issue de l'image sonar. Pour cela, nous introduisons les approches classiques de prétraitement des images sonar latéral.

1.2 Classification des fonds marins

La classification des fonds marins est un domaine de recherche particulièrement actif ces dernières décennies. Son utilité concerne plusieurs applications civiles et militaires, comme la détection de mines, la cartographie des fonds marins et des habitats benthiques, la géophysique marine pour la prospection pétrolière et minière. Dans la pratique, plusieurs outils permettent l'exploration des fonds marins et on peut distinguer deux grandes techniques d'exploration : les techniques de classification non-acoustiques et les techniques acoustiques.

1.2.1 Techniques non-acoustiques de classification des fonds marins

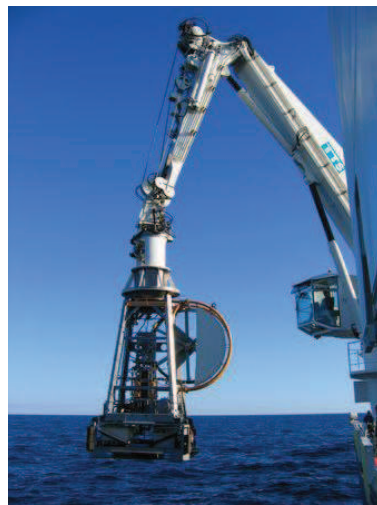
Les principaux outils utilisés dans les techniques de classification non-acoustiques sont : les techniques mécaniques, les techniques optiques et les outils de télédétection. Les techniques mécaniques représentent la façon la plus simple et traditionnelle pour la caractérisation des fonds marins à travers le prélèvement d'échantillons et leur analyse par des experts. Les outils exploités pour la collecte des échantillons sont le carottage et les bennes. Actuellement, les échantillons collectés sont mieux exploités avec plus de précision (mesures GPS exactes). Des études complémentaires peuvent être faites sur les échantillons comme l'analyse microscopique et la tomographie par rayons X pour la caractérisation physique et chimique du type de fond. Un autre outil utilisé est le pénétromètre qui est composé d'une sonde métallique. Cet instrument mécanique a été conçu pour une évaluation rapide des paramètres géoacoustiques (célérité, atténuation,...) des sédiments. Un pénétromètre est une tige métallique lâchée en chute libre dans la colonne d'eau, elle pénètre dans le fond à des profondeurs et à des vitesses différentes en fonction de la géométrie, de la masse et de la vitesse de l'impact de la sonde, mais surtout en fonction de la résistance au cisaillement du sédiment. Si les dimensions physiques et la vitesse finale de la sonde sont connues, il est possible de déduire la force de cisaillement du sédiment. Certaines autres propriétés du fond peuvent être comparées sur la base

de l'analyse de la signature de décélération de l'onde acoustique dans le sédiment, par rapport à une base de données compilée à partir d'essais sur différents types de sédiments. Telle est l'approche utilisée par les auteurs (SSB07) en proposant le XBP (eXpendable Bottom Probe). Les auteurs de (RB96) proposent aussi le "ISSAMS" (In Situ Sediment geoAcoustic Measurement System) dont le principe de fonctionnement ressemble à celui du pénétromètre. Un exemple de pénétromètre (appelé le Penfeld) exploité par l'Ifremer (Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer) est donné sur la figure 1.1 A).

Les techniques optiques regroupent la photographie et la vidéo, pour les systèmes de télédétection, ils regroupent les systèmes satellitaires optiques et radars ou laser (comme le "LIDAR" de l'anglais light detection and ranging). Ces outils sont plutôt utilisés pour cartographier des zones côtières peu profondes. Par exemple, les auteurs de (FBO⁺06) exploitent les images multispectrales du satellite IKONOS pour la cartographie de la posidonie en mer méditerranéenne. Les auteurs (LTL00) proposent un algorithme non-supervisé, en temps réel, de détection de changement des habitats benthiques par analyse de séquences vidéo. Pour le LIDAR, l'auteur (CAL08) présente le système SHOALS (Scanning Hydrographic Operational Airborne Lidar Survey) pour la cartographie des habitats benthiques dans des eaux peu profondes.

Les techniques de classification non-acoustiques sont coûteuses, et nécessitent beaucoup plus de temps et de moyens pour une couverture plus large des zones explorées. Les systèmes de cartographie radar et laser sont plutôt adaptés pour les petits fonds et de l'autre côté la vidéo et la photographie donnent des informations ponctuelles sur le fond marin. Cependant, pour des applications précises et pour des travaux de complémentarité et de vérification terrain ; elle sont indispensables pour des résultats de classification plus fiables et ces outils non-acoustiques viennent en support des techniques acoustiques.

La prochaine section sera consacrée à présenter les techniques acoustiques de classification des fonds de mer.



© Ifremer

A)



© Ifremer

B)

FIGURE 1.1 : Exemples d'outils non-acoustiques d'exploration du fond marin : A) Pénétrromètre "le Penfeld" utilisé par l'Ifremer. B) Benne pour collecte d'échantillons.

1.2.2 Techniques acoustiques de classification des fonds marins

Les techniques de classification des fonds de mer par systèmes acoustiques se basent essentiellement sur l'émission d'une onde acoustique et l'enregistrement de l'énergie renvoyée par les cibles rencontrées. Dans la pratique, plusieurs outils existent, le choix de la fréquence de l'onde émise conditionne fortement les objectifs et les résultats de la mission. Parmi ces applications, on cite les outils utilisés en acoustique sismique ([Wer86](#))(voir la figure 1.2). Le principe est de générer des ondes par des sources acoustiques, comme des explosifs, des boomers dont les fréquences peuvent aller de 10 Hz à quelques centaines de hertz. Les fronts d'ondes générés se propagent dans la colonne d'eau et pénètrent les couches sédimentaires. Une partie de l'énergie renvoyée est interceptée par des capteurs tractés près de la surface ou posés sur le fond. Des techniques de traitement du signal (temps fréquence par exemple) permettent d'avoir une idée sur les différentes couches sédimentaires du

fond étudié.

D'autres systèmes acoustiques basés sur le même principe de l'acoustique sismique (émission d'ondes-réception-détection et traitement) sont développés pour caractériser les fonds marins mais aussi les cartographier. La caractérisation du fond marin par l'acoustique dépend de la fréquence utilisée. Pour des fréquences basses (par exemple, inférieures à 10 kHz) des systèmes comme le sondeur de sédiments permettent de caractériser les couches du fond marin. Par contre pour des fréquences allant de 10 kHz à quelques centaines de kilohertz, des systèmes comme le sonar latéral et le sondeur multifaisceau renseignent beaucoup plus sur la couche surfacique du fond (réflectivité, texture, rugosité,...).

Dans ce travail de thèse, on s'intéresse à la caractérisation de la couche superficielle du fond marin par cartographie acoustique. Ainsi, les systèmes acoustiques les plus adaptés pour ce cas là sont : l'échosondeur (mono-faisceau), le sonar latéral et sondeur multifaisceau.

Le principe de fonctionnement de ces trois systèmes est basé sur l'architecture du sonar actif donnée dans la figure 1.6. La section suivante sera consacrée à introduire les notions de base de l'acoustique sous-marine. Par la suite, nous détaillons les différents systèmes acoustiques de cartographie.

1.3 Notions d'acoustique sous-marine

Une onde acoustique est une perturbation mécanique (compression-dilatation) qui se propage dans un milieu matériel. La nature du milieu favorise ou non la propagation de cette onde. Ainsi, une telle onde nécessite un support matériel élastique pour pouvoir se propager (gaz, liquide ou solide) ; les caractéristiques mécaniques de ce support fixent la vitesse de propagation de la perturbation ce qu'on appelle : la célérité de propagation (Lur02). Du fait de l'élasticité du milieu, la perturbation se transmet d'un élément autour de son point d'équilibre à son voisin de proche en proche en s'éloignant de la source de la perturbation. Dans la pratique, la grandeur physique la plus utilisée en acoustique sous-marine est la pression ; les récepteurs utilisés sont des capteurs de pression (hydrophones). L'unité de mesure

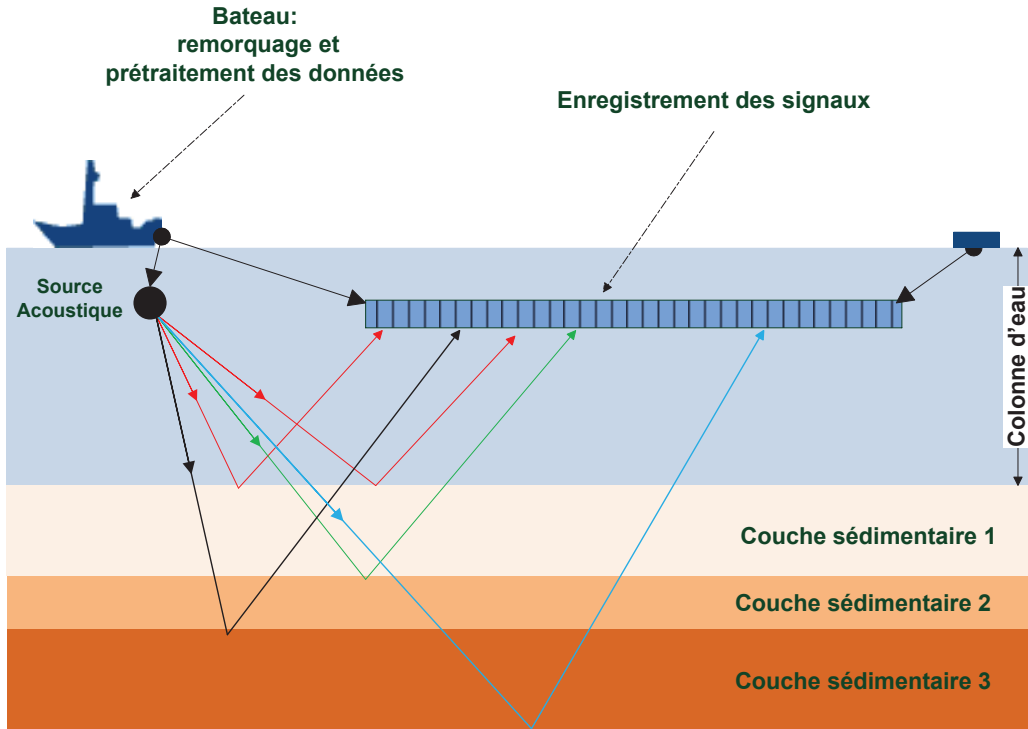


FIGURE 1.2 : Principe de l'acoustique sismique sous-marine.

de la pression est le pascal ($1Pa = 1N/m^2$). On définit la puissance acoustique P comme étant l'énergie acoustique émise par unité de temps en prenant en compte la vitesse de propagation v des particules du milieu de propagation. L'intensité acoustique I est la valeur moyenne d'un flux d'énergie par unité de surface et de temps. La relation entre l'intensité et la pression est donnée par :

$$I = \overline{pv} = \frac{\overline{p^2}}{\rho c} \quad (1.1)$$

ρ : masse volumique, c : célérité de l'onde acoustique dans le milieu, $\overline{p^2}$: pression quadratique moyenne.

La puissance totale reçue par une surface S est donnée par :

$$P = S.I \quad (1.2)$$

Du fait de la dynamique importante des grandeurs acoustiques ; il est plus commode d'utiliser une échelle logarithmique pour mieux les représenter. Pour cela, on exprime

les différentes grandeurs acoustiques en décibels (dB) qui est basée sur le rapport en puissance définit comme suit : $P_{dB} = 10 \log \frac{P}{P_0}$; avec P_0 la puissance de référence. De la même manière, la pression acoustique est définit en décibels comme suit : $p_{dB} = 20 \log \frac{p}{p_0}$; avec $p_0 = 1\mu Pa$ la puissance de référence pour l'acoustique sous-marine.

1.3.1 Propagation de l'onde dans l'eau de mer

L'eau de mer est un milieu très favorable pour la propagation des ondes acoustiques, néanmoins ce milieu impose des limitations. Ainsi, une onde acoustique subit des atténuations, lors de sa propagation, dues essentiellement aux caractéristiques du milieu de propagation qui sont très variées et fluctuantes, à la fois dans l'espace et dans le temps. Par exemple, la température et la salinité de l'eau varient en fonction de la saison et du lieu géographique, s'ajoute à cela l'influence de la houle des courants internes et des marées, etc.

La perte d'énergie des ondes acoustiques dues à leur propagation dans le milieu marin a une double origine : la divergence sphérique et l'absorption.

- **Pertes par divergence sphérique**

La propagation d'une onde acoustique sphérique depuis une source sonore correspond à un étalement de l'énergie acoustique sur une surface de plus en plus importante, et donc à une diminution d'intensité proportionnellement à cette surface. La décroissance de l'intensité acoustique locale entre deux points P_1 et P_2 est l'inverse du rapport des surfaces des deux sphères correspondantes :

$$\frac{I_{P_2}}{I_{P_1}} = \frac{(4\pi R_2)^2}{(4\pi R_1)^2} = \left(\frac{R_2}{R_1}\right)^2 \quad (1.3)$$

Où R_1 et R_2 sont les rayons des sphères par rapport la source. On remarque bien la décroissance en $1/R^2$ de l'intensité acoustique.

- **Pertes par absorption (amortissement)**

Ces pertes sont dues à la conversion d'une partie de l'énergie acoustique en énergie thermique par dissipation (frottements, réactions chimiques) de l'eau de mer avec l'onde acoustique. Les pertes par absorption s'expriment par $\alpha_w.R(t)$ où α_w est

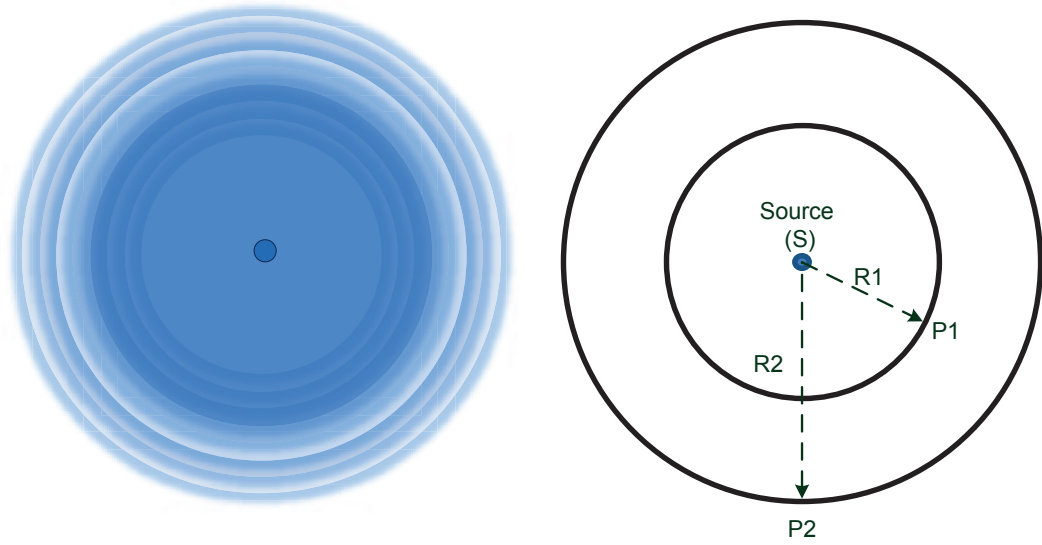


FIGURE 1.3 : Représentation de pertes par divergence sphérique d'une source acoustique.

le coefficient d'absorption, exprimé en dB/km , dépendant de la température, de la salinité, de la pression et de la fréquence de l'onde émise, $R(t)$ est le parcours de l'onde acoustique de la source vers la cible. Selon les auteurs (FG82a) et (FG82b), les pertes par absorptions sont dues principalement à :

- La viscosité de l'eau pure qui peut être définie comme la résistance à l'écoulement uniforme et sans turbulence se produisant dans la masse d'eau,
- La relaxation des molécules de sulfate de magnésium $MgSO_4$, au-delà de 100 kHz, (**relaxation des molécules** : dissociation de certains composants ioniques en solution causée par la variation locale de la pression).
- La relaxation des molécules d'acide borique $B(OH)_3$ au-delà de 1kHz.

Plusieurs modèles sont disponibles pour estimer l'atténuation des ondes dans l'eau de mer par absorption, par exemple le modèle suivant développé par (FG82b) :

$$\alpha_w = C_1 \frac{f_1 f^2}{f_1 + f^2} + C_2 \frac{f_2 f^2}{f_2 + f^2} + C_3 f^2 \quad (1.4)$$

Les deux premiers termes de l'équation (1.4) représentent la relaxation des molécules pour les fréquences f_1 et f_2 , le troisième terme lui représente la viscosité de l'eau

pure. Les constantes C_1 , C_2 et C_3 dépendent de la température, de la pression et de la salinité de l'eau de mer.

1.3.2 Interaction de l'onde avec le fond marin

Une onde acoustique se propageant dans l'eau de mer et venant interagir avec le fond marin, subit des transformations. Ces modifications reflètent la structure géométrique et physique du fond. Comme le fond est rugueux une partie de l'énergie est réfléchiée dans toutes les directions de l'espace et en particulier une portion vers l'émetteur. Une autre partie de l'énergie est absorbée par le sédiment. Ces phénomènes de réflexion et de transmission sont quantifiés par la définition des coefficients de réflexion et de transmission.

- **Coefficient de réflexion et de transmission**

Une impédance acoustique notée Z d'un milieu donné est la résistance de ce milieu à la propagation d'une onde acoustique. L'impédance acoustique est une fonction de la masse volumique et de la compressibilité du milieu, qui caractérise la capacité de ce milieu de retrouver sa forme initiale après déformation. L'impédance acoustique d'un milieu en fonction de la masse volumique et de la compressibilité du milieu ou encore en fonction de la célérité et de la masse volumique du milieu est donnée par l'équation (1.5).

$$Z = \frac{1}{\sqrt{\rho\chi}} = \rho c \quad (1.5)$$

c : célérité de l'onde acoustique dans le milieu ; ρ : masse volumique du milieu et χ : compressibilité du milieu.

Lorsqu'une onde acoustique rencontre l'interface séparant deux milieux d'impédances acoustiques différentes, une partie de l'onde est transmise dans l'autre milieu tandis qu'une autre partie se réfléchit sur l'interface. La notion d'impédance acoustique permet d'étudier quantitativement ce phénomène et d'estimer les quantités d'énergie acoustique transmises et réfléchies. Sur la figure 1.4, le coefficient de réflexion $r_{M_1,2}$ et de transmission $t_{M_1,2}$ entre les deux milieux (M1) et M(2)

d'impédances respectives Z_1 et Z_2 sont donnés comme suit :

$$r_{M_1,2} = \frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \quad (1.6)$$

$$t_{M_1,2} = \frac{2Z_1}{Z_1 + Z_2} \quad (1.7)$$

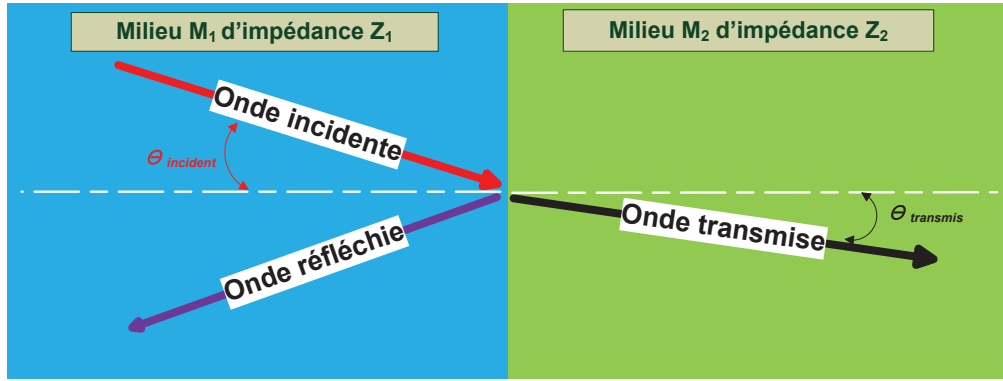


FIGURE 1.4 : Ondes d'incidences normales, ondes réfléchies et ondes transmises à l'interface séparant deux milieux acoustiques M_1 et M_2 .

- Cas d'une surface plane

Dans le cas d'une surface parfaitement plane, la figure 1.4 montre bien qu'une partie de l'onde incidente sera réfléchiée dans le milieu M_1 de caractéristiques (ρ_1, c_1) ; une autre partie de l'énergie sera transmise dans le milieu M_2 de caractéristiques (ρ_2, c_2) selon le coefficient de transmission défini dans l'équation (1.7). Dans ce cas la loi de Snell-Descartes donnée par : $(\frac{\sin(\theta_{incident})}{c_1} = \frac{\sin(\theta_{transmis})}{c_2})$ est respectée.

- Cas d'une surface rugueuse

Dans le cas où la surface est rugueuse, c'est à dire que la longueur d'onde de l'onde émise est du même ordre de grandeur que celui du relief de la surface, les phénomènes observés sont beaucoup plus complexes. Ils dépendent essentiellement de la fréquence de l'onde émise, de son angle d'incidence mais aussi

des caractéristiques physiques et géométrique de la surface. Cependant, trois principaux phénomènes se distinguent. Une grande partie de l'énergie émise est renvoyée dans toutes les directions de l'espace du fait de la rugosité de la surface ; c'est le phénomène de diffusion. Toutefois, une partie de l'onde incidente est réfléchiée dans la direction spéculaire (c'est la partie dite cohérente du signal), le reste étant diffusé (de manière incohérente) dans tout l'espace, y compris vers la source. C'est cette dernière partie qui sera détectée, amplifiée et traitée par les antennes réceptrices. Dans le cas des systèmes acoustiques traités dans ce travail, la figure 1.5 représente les différents phénomènes observés lors de l'interaction d'une onde acoustique avec une surface rugueuse.

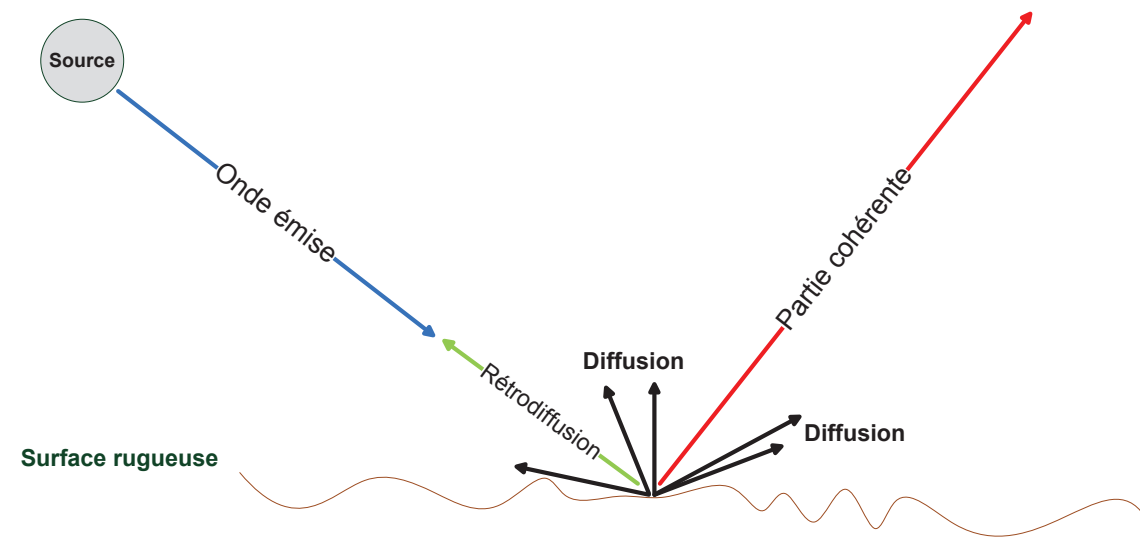


FIGURE 1.5 : Phénomènes observés sur une surface rugueuse : rétrodiffusion, signal cohérent et incohérent.

1.4 Structure générale d'un sonar

La propagation de l'onde acoustique dans l'eau est favorable et son intérêt tient en trois principales caractéristiques physiques qui sont : la propagation, le faible coefficient d'absorption et la diffraction par les hétérogénéités du milieu (Lur02). Le sonar réalise deux principales fonctions : la détection et la localisation, ces fonctions sont basées sur son système de réception composé d'hydrophones. Dans le cas où le sonar reçoit une portion de l'énergie émise par son antenne on parle de

sonar actif, sinon si sa seule fonction est de recevoir les signaux rayonnés par des cibles ou par le milieu, on parle de sonar passif.

1.4.1 Le sonar actif

Un système sonar actif dont la structure générale de fonctionnement est schématisée sur la figure 1.6, dispose d'une chaîne d'émission de signaux acoustiques de forte puissance. Les ondes émises par la partie d'émission se propagent dans l'eau de mer, où ils subissent un affaiblissement et des déformations. Les ondes émises interagissent ensuite avec une cible, un objet ou le fond de mer. Une partie de l'onde se propage vers le sonar et les signaux sont enregistrés par la partie de réception.

La partie de réception est constituée de plusieurs hydrophones disposés de manière adéquate. Pour assurer une bonne détection des signaux renvoyés par la cible ; les signaux reçus passent par une chaîne de traitements qui amplifie d'abord l'amplitude du signal détecté, puis est appliqué un contrôle automatique du gain suivi d'une numérisation du signal pour le stocker.

Le contrôle automatique du gain, connu sous le nom de TVG (de l'anglais Time-Varying Gain), est une étape essentielle de la chaîne de réception. Ce traitement se fait dans la plupart des systèmes sonar, il permet de réduire la dynamique du signal reçu en compensant les pertes par divergence sphérique. Ces pertes s'expriment en fonction de la distance $R(t)$ parcourue par l'onde acoustique par la relation $40 \log 10(R(t))$, dans le cas d'une cible ponctuelle. Pour une cible volumique ces pertes peuvent s'écrire sous la forme suivante : $20 \log 10(R(t))$ et pour une cible considérée comme surfacique on peut l'approximer par : $30 \log 10(R(t))$ (Lur02). Ainsi pour une cible surfacique, par exemple, l'écho reçu est fonction de la distance cible-sonar et les pertes de l'énergie reçue pouvant s'écrire comme la somme des deux absorptions décrites dans la section 1.3.1 comme suit : $-[30 \log R(t) + 2\alpha_w R(t)]$. Pour compenser cet effet, une solution commune consiste à corriger le signal reçu de la loi attendue pour la perte de propagation, transposée dans le domaine temporel

en exploitant la relation liant la distance cible-sonar au temps de propagation de l'onde ($R = \frac{ct}{2}$).

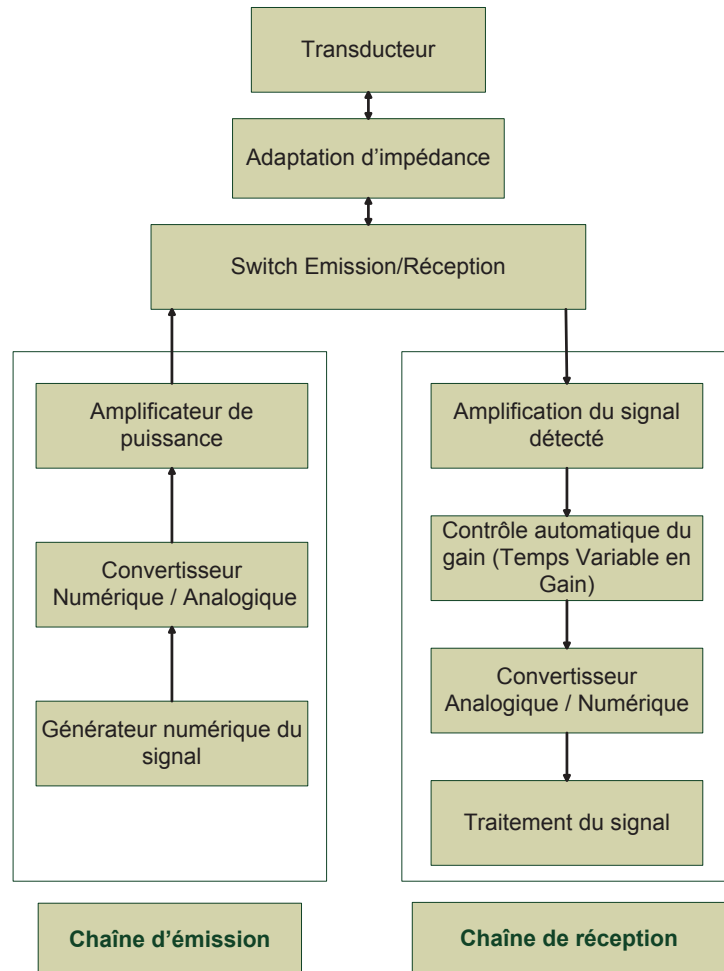


FIGURE 1.6 : Schéma de principe d'un sonar actif (pris de la référence (Leg11)).

Grâce aux propriétés de propagation de l'onde acoustique dans l'eau et les avancées technologiques réalisées sur le conception du système sonar lui même, plusieurs applications découlent de son utilisation :

- Détection

En exploitant les propriétés des ondes acoustiques et les systèmes de mesures (antennes), il est possible de mesurer la direction d'arrivée d'une onde acoustique émise, ce qui permet de détecter des cibles sous-marines.

- Mesure de distance

Si on connaît la date d'émission de l'onde acoustique et si on suppose que la vitesse de propagation de l'onde acoustique est constante. Le durée de temps aller-retour de cette onde nous informe sur la distance de la cible par rapport à l'émetteur. Ainsi, l'onde reçue aura parcouru le double de la distance source/cible, si la célérité dans l'eau notée c et le temps écoulé t alors la distance recherchée est : $d = ct/2$. Les premières applications sont utilisées pour la détection des icebergs (après le naufrage du Titanic 1912) des navires (guerres mondiales). Mais aussi, la mesure de la profondeur de l'océan dans le cas où l'émetteur est placé sous la coque du bateau.

- Mesure de vitesse

En exploitant les propriétés de décalage en fréquence d'une onde acoustique quand la source (émetteur) et la cible sont en mouvement relatif (ce qu'on appelle l'effet Doppler), il est possible de mesurer la vitesse de la cible par rapport à l'émetteur. Donc, la connaissance des deux informations : la distance et la vitesse permet de localiser la cible par rapport à la source.

- Transmission

Il est possible d'envoyer de l'information à distance par propagation des ondes acoustiques. Par contre, les systèmes de communications en acoustique sous-marine sont limités dans leurs performances par les faibles bandes passantes disponibles et par les difficultés imposées par la propagation des ondes acoustiques dans l'environnement marin ; des débits de plusieurs kilobits par seconde sont toutefois possibles à des distances de plusieurs kilomètres.

- Imagerie

Une onde acoustique émise est réfléchiée sur tous les objets rencontrés mais aussi par le fond marin. Comme nous pouvons localiser (distance et vitesse) chaque réflecteur, nous sommes capables d'obtenir une image du fond en rassemblant toutes les mesures des réflecteurs. Donc, nous pouvons avoir une carte de réflectivité et une caractérisation de la nature physique de la zone insonifiée. Les systèmes qui permettent d'avoir ce genre d'information seront détaillés dans la section 1.5.

1.4.2 Gamme de fréquences d'utilisation d'un sonar

L'onde acoustique émise par un sonar est caractérisée par sa fréquence exprimée en Hz . Elle exprime le nombre de vibrations par seconde (inverse de la période définie : durée d'une vibration élémentaire). La gamme des fréquences utilisées en acoustique sous-marine s'échelonne entre $10Hz$ et $1MHz$, selon le type de l'application souhaitée, ce qui correspond en durée d'impulsion émise de $0.1s$ à $0.1\mu s$. Si on considère la célérité de $1500m/s$ pour une onde acoustique dans l'eau, les longueurs correspondantes seront de $150m$ à $10Hz$ et de $1.5mm$ à $1MHz$.

A titre indicatif, nous donnons sur la figure 1.7 les gammes des fréquences utilisées pour certaines applications civiles et militaires.

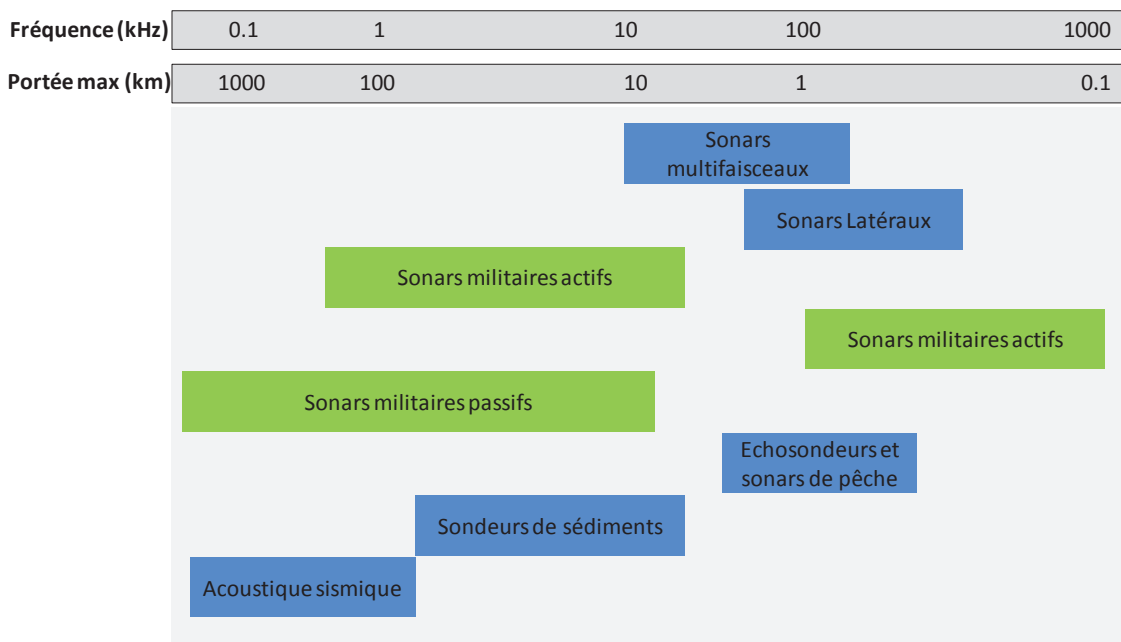


FIGURE 1.7 : Exemple des principaux systèmes d'acoustique sous-marine en fonction de des fréquences et portées approximatives (Lur02).

1.5 Les systèmes acoustiques de cartographie

1.5.1 Le sondeur monofaisceau

Le sondeur monofaisceau est un système sonar simple et beaucoup utilisé. Le signal acoustique est émis vers le nadir par un transducteur à large ouverture (typiquement plus de 30°) et réfléchi par le fond ; l'écho est reçu par le même transducteur. La distance minimale à la cible est facilement déduite de la mesure du temps de parcours (aller/retour) en connaissant la célérité moyenne du son. Il peut aussi être placé horizontalement au navire et détecter des obstacles comme les bateaux ou les robots autonomes.

Malgré son faible taux de couverture du fond, le monofaisceau est utilisé pour la caractérisation, la classification et la cartographie des fonds marin. RoxAnn (HMP99) fut le premier système commercial développé à partir des années 1980 exploitant le signal du mono-faisceau. Le principe de classification de RoxAnn se base sur l'extraction de l'information à partir de deux échos (E_1 et E_2). Un premier écho E_1 issu de l'énergie rétrodiffusée directement du fond donne une idée sur la rugosité du fond. Le second écho E_2 , issu de la réflexion de l'onde émise sur le fond ensuite sur la surface de mer, puis une deuxième fois sur le fond et enfin reçu sur l'antenne, donne une information sur la dureté du sédiment. L'approche de RoxAnn est basée sur une classification supervisée. Le principe consiste à découper l'espace représentant les deux échos E_1 et E_2 en régions rectangulaires qui représentent les différents types de sédiments.

Les auteurs de (PL92) ont développé une méthode d'identification des fonds marins superficiels destinée aux sondeurs mono-faisceaux de pêche, et basée sur la structure temporelle cumulée des échos qui reproduit les caractéristiques angulaires de la rétrodiffusion. L'identification est effectuée par comparaison entre les échos expérimentaux et des signaux tests estimés, pour un sondeur donné, en fonction du type de fond, et de la hauteur d'eau.

Contrairement à RoxAnn qui exploite uniquement l'aspect énergétique de l'écho, le système QTC IMPACT (EGB02) de la société (Quester Tangent) (Cor98) analyse

la forme de l'écho. Le principe de ce système est de calculer 166 attributs seulement du premier écho : 38 attributs sur la forme de l'écho et de sa forme cumulée (amplitude, kurtosis, aire,...), 64 attributs d'une analyse spectrale de Fourier, et 64 attributs calculés par une analyse en ondelettes. Ensuite, une analyse en composantes principales (ACP) est effectuée afin de ne produire que les trois combinaisons linéaires les plus porteuses d'information. Un logiciel qui ressemble beaucoup à l'approche du QTC IMPACT est le Seabec (Single beam echo sounder seabed classification system) produit par la société Kongsberg ([Kon14](#)).

D'autres systèmes existent, comme le VBT (Visual Bottom Typer) ([Bio78](#)) produit par Biosonic qui lui extrait 4 attributs : un premier attribut qui consiste à comparer les courbes d'énergie mesurée à une base de données de courbes existantes et de calculer la similarité. Le second attribut, représente le rapport des énergies du premier et du second écho. Le troisième attribut extrait la dureté et la rugosité. Enfin, le calcul de la dimension fractale pour chaque écho est effectué.

D'autres systèmes sont développés, comme le TNO ([SvWD03](#)) qui est constitué d'un mono-faisceau vertical et d'un sonar frontal sont basés sur des modèles physiques de rétrodiffusion. L'objectif de ce système est de remonter à la taille moyenne du grain à partir de l'énergie de l'écho.

1.5.2 Le sondeur multifaisceau

Les sondeurs acoustiques multifaisceaux sont des systèmes sonars qui permettent une large couverture du fond marin et décrivent la bathymétrie des zones insonifiées, pouvant atteindre plusieurs kilomètres de largeur. Le principe de ce système est d'émettre un ensemble d'ondes acoustiques ("pings") par une antenne formée par un ensemble de transducteurs réalisant une large ouverture angulaire latérale. Le signal réfléchi par le fond est reçu sur un réseau de transducteurs perpendiculaire à la coque du navire. Ensuite, une combinaison des signaux reçus par les transducteurs permet de reconstituer le signal réfléchi par le fond marin dans des faisceaux angulaires étroits (de l'ordre de 1° , ou moins) ; ce principe est appelé la formation de voies, voir la figure [1.8](#). Un sondeur multifaisceau peut être vu comme un ensemble de

sondeurs monofaisceaux placés en réseau perpendiculairement à la coque du navire. À chaque signal émis ("ping") correspondent ainsi à plusieurs dizaines ou plusieurs centaines de signaux reçus, chacun représentant le signal réfléchi par un secteur angulaire étroit, et donc une petite zone du fond ; sur chacun de ces signaux on peut mesurer : un temps de parcours, et donc, une distance oblique, d'où peut se déduire une profondeur à une position donnée. La combinaison des informations reçues, pour des fauchées successives, permet de décrire les profondeurs sur une largeur qui dépend de l'ouverture angulaire du sondeur (de quelques dizaines de mètres par faibles profondeurs, à plus de 20km par grands fonds), mais aussi de constituer une image représentative de la nature du fond marin. La fréquence du signal émis dépend de l'utilisation souhaitée. Typiquement, la fréquence du sondeur peut aller de quelques kHz pour les sondeurs grands fonds à quelques centaines de kHz dans le cas des petits fonds.

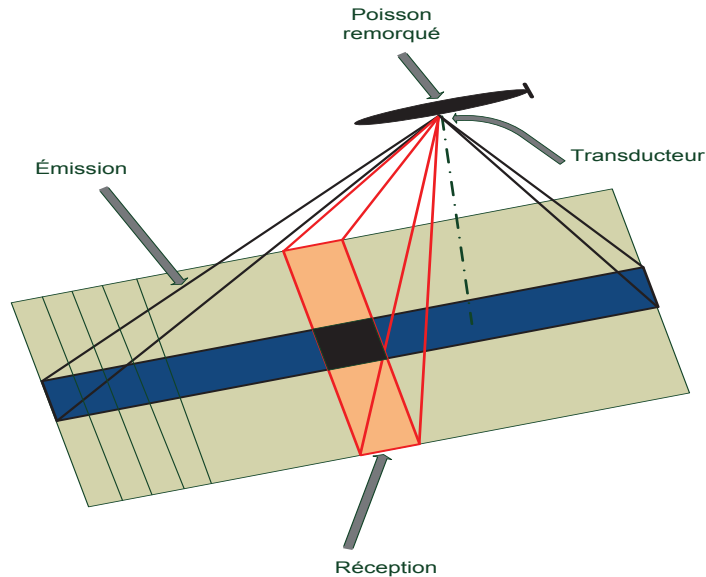


FIGURE 1.8 : Principe d'acquisition d'un sondeur multifaisceau.

Les systèmes multifaisceaux ont beaucoup été utilisés dans la cartographie des habitats, où l'on tire profit de l'information bathymétrique jumelée à l'interprétation

du type du sédiment à partir des cartes de réflectivités. Les auteurs ([Mou86](#)) furent parmi les premiers à montrer le potentiel du sondeur multifaisceau pour la caractérisation et la cartographie des fonds. Plusieurs des systèmes commerciaux cités pour le sondeur mono-faisceau (QTC, RoxAnn) ont aussi développé des modules de classification (QTC multiview et RoxAnn Swath) en exploitant les données du multifaisceau. Pour le module multiview de QTC : plusieurs attributs sont extraits (matrices de co-occurrences, analyse de l'histogramme, dimension fractale, analyse de Fourier,...)([Pre09](#)).

1.5.3 Le sonar latéral

1.5.3.1 Principe de fonctionnement et caractéristiques

Un sonar latéral est un système acoustique de cartographie des fonds marins, généralement fixé sur un poisson remorqué à une faible altitude par rapport au fond. Le sonar émet des ondes acoustiques vers le fond à l'aide de deux antennes linéaires et identiques disposées de part et d'autre du poisson. L'ouverture horizontale du faisceau est faible (quelques dixièmes de degrés, typiquement) ce qui permet d'avoir une fine résolution longitudinale (dans le sens du déplacement du poisson). L'ouverture verticale est large (quelques dizaines de degrés, typiquement) ce qui permet de couvrir une large fauchée sur le fond. En réception, l'antenne capte les signaux s'étant propagés et ayant interagit avec le fond marin. De plus, la plupart des systèmes appliquent, à la réception des signaux, un gain variable en temps destiné à compenser les pertes dues à la propagation dans la colonne d'eau et à réduire la dynamique du signal reçu. Le signal est ensuite numérisé et stocké. L'émission d'ondes acoustiques à intervalles de temps réguliers alliée au déplacement du poisson permet la formation d'une image du fond marin (voir la figure [1.9](#)). Les fréquences typiques utilisées pour le sonar latéral vont de 100 à 500kHz. Le temps entre deux impulsions émises obéit à un principe simple. Un nouveau "ping" n'est émis que si le précédent est complètement reçu (son niveau est suffisamment faible lors de la détection). La durée entre deux émissions doit

vérifier la relation : $T_R > \frac{2R_{max}}{c}$, tel que c est la célérité de l'onde acoustique, R_{max} est la portée maximale du sonar ; au-delà de cette distance le rapport signal à bruit (RSB) s'effondre et le signal devient peu exploitable.

Contrairement au sondeur mono-faisceau, le sonar latéral permet une large couverture de la zone étudiée. En plus, sa géométrie d'acquisition permet d'acquérir des images texturées à haute résolution.

Plusieurs systèmes sont développés pour la classification des fonds marins en exploitant les données du sonar latéral. On peut citer : Seaclass ([Tri93](#)) (module de classification de Triton) et GeoTexture ([Kon14](#)) (module de Geoacoustics), dont le principe est basé sur une analyse de texture suivi d'une classification supervisée par réseaux de neurones. Par contre le système OICclass ([Con93](#)) (module de classification de Ocean Imaging Consulting) offre lui le choix d'une classification supervisée ou non-supervisée.

Sideview est le module de classification des images sonar latéral de QTC : le principe est de calculer sur des blocs d'image plusieurs attributs comme les matrices de co-occurrences, la dimension fractale, les coefficients de la transformée de Fourier et l'analyse de la répartition de l'énergie en bandes spectrales, ensuite d'appliquer un algorithme supervisé pour la classification.

1.5.3.2 Géométrie d'acquisition du sonar latéral

Comme nous le montrons sur la figure [1.9](#) et détaillé dans la section précédente, le sonar latéral est généralement tracté près du fond. Cela permet au sonar d'être dans des conditions optimales de rasance afin d'obtenir des images de qualité et d'augmenter sa fauchée. Les antennes du sonar latéral émettent selon une directivité large transversalement à la route du sonar, l'ensemble de ces phénomènes introduisent une variation du niveau des signaux reçus en fonction de l'instant de réception. L'angle de rasance (θ) définit l'angle d'arrivée de l'onde acoustique sur le fond marin plat (voir la figure [1.10](#)). Dans le cas du sonar latéral, la variation temporelle du niveau du signal rétrodiffusé est directement liée à la variation de l'angle de rasance. Les émissions successives, au fil de l'avancée du sonar, permettent de constituer une image sonar. Cette dernière traduit les variations de l'indice

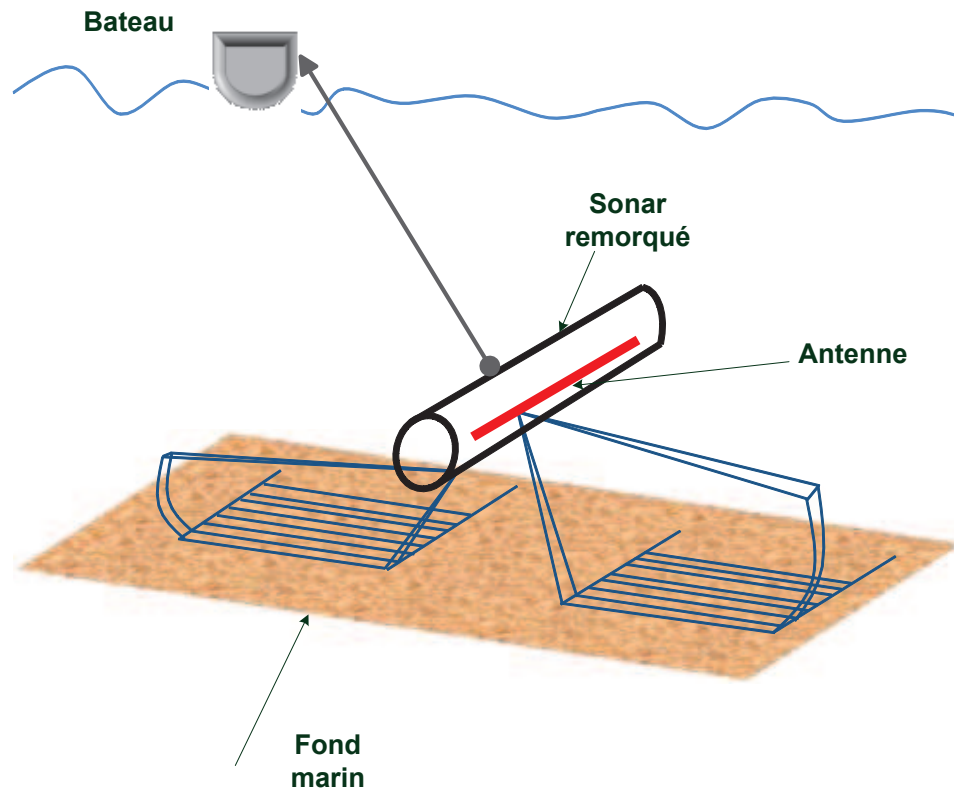


FIGURE 1.9 : Principe d'acquisition d'un sonar latéral de cartographie.

de rétrodiffusion en fonction de l'angle de rasance et de la structure géométrique et physique du fond. Cet outil permet d'une part d'interpréter et de caractériser la nature sédimentaire du fond et la texture de l'image, d'une autre part permet d'avoir des informations sur la géométrie des cibles et objets posés sur le fond (mines, épaves, etc.).

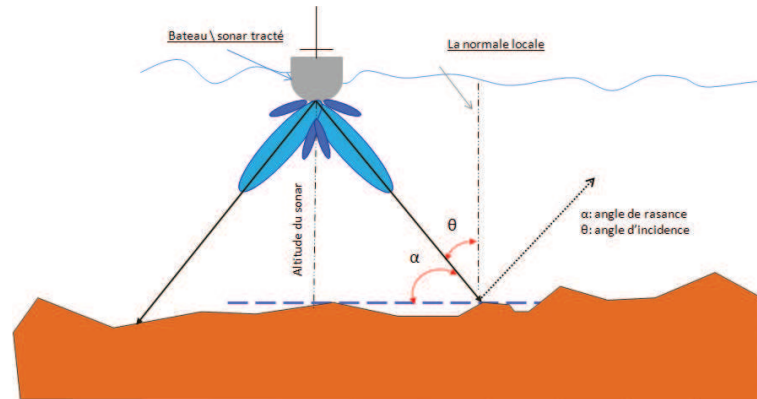


FIGURE 1.10 : Géométrie du sonar latéral et définitions des paramètres : angle de rasance et angle d'incidence.

1.5.3.3 Caractéristiques énergétiques d'une image sonar latéral

Une fois le signal émis par les antennes sonar, l'onde acoustique se propage dans la colonne d'eau. La rétrodiffusion est faible sauf si des bancs de poisson ou des bulles de gaz interceptent cette onde. La première réflexion de l'onde sur le fond marin est spéculaire, elle est située presque au nadir du sonar. L'écho est très fort et peut nous renseigner sur la hauteur de la colonne d'eau. Ensuite, l'onde émise explore les angles proches du nadir, la réflectivité dans cette partie de l'image est forte et la résolution spatiale est plutôt médiocre. L'énergie réfléchie par le fond décroît en fonction de l'angle de rasance, et le signal se dégrade et devient inexploitable en fin de la portée du sonar. La forme du signal reçu dépend aussi de la nature du fond, par exemple la vase absorbe plus l'énergie émise que la roche qui elle présente un indice de réflexion plus important. Un exemple de la structure spatio-temporelle de deux pings est donné sur une image bâbord du sonar latéral Klein 5000 (voir la figure 1.11 b)). Sur des images sonar formées et pour des angles rasants, un phénomène de formation d'ombre est remarqué sur les obstacles rencontrés par l'onde acoustique émise. Cette ombre peut nous renseigner sur les dimensions de l'objet.

La figure 1.11.a) représente une image sonar acquise par le sonar latéral Klein 5000. L'axe horizontal de l'image est suivant la portée sonar et l'axe vertical suivant le déplacement du sonar. La zone sombre sur la figure figure 1.11.a) représente le

trajet des ondes dans la colonne d'eau. De part et d'autre de la colonne d'eau, se distinguent trois zones :

- Une zone saturée (claire)

Cette zone de l'image est caractérisée par des angles de rasance importants, des niveaux de gris élevés et qui varient rapidement, les textures sont difficilement discernables (pas de formation d'ombre à la verticale du sonar).

- Une zone utile

Elle est dite aussi en anglais "sweet spot" selon (Cha08). Dans cette plage les angles de rasance sont intermédiaires, les niveaux de gris sont moyens et les textures sont aisément observables et le moins déformées géométriquement.

- Une zone bruit capteur

Cette partie de l'image représente une plage de faibles angles de rasance où le niveau du signal reçu devient de plus en plus faible (le rapport signal-sur-bruit s'effondre), les textures subissent des déformations géométriques et sont difficilement observables.

1.5.3.4 Résolutions d'une image sonar latéral

La cellule de résolution d'une image sonar latéral est caractérisée par deux mesures. Une mesure de résolution en distance qui est dans le sens du mouvement du porteur (sens des pings). Un objet donné à une distance oblique d est enregistré après un temps $t = \frac{2d}{c}$. Pour détecter un second objet, il faudra attendre un temps $t + \tau = \frac{2(d+\Delta d)}{c}$, τ est la durée d'impulsion du signal émis, c la célérité de l'onde acoustique et Δd est la résolution oblique. Ainsi, $\Delta d = \frac{c\tau}{2}$. Pour un angle de rasance θ , la résolution en distance qu'on note $\delta y = \frac{\tau \cdot c}{2 \cdot \cos \theta}$.

La résolution azimutale est fonction de l'ouverture à $-3dB$ du lobe de directivité de l'antenne. Si la longueur de l'antenne est L et λ la longueur d'onde de l'onde émise, en champ lointain, La résolution azimutale une distance r de l'antenne est donnée par : $\delta x = r(2\theta_{-3dB}) \approx \frac{r\lambda}{L}$.

La figure 1.12 représente les deux résolutions (en distance et en azimut) d'une image tribord du sonar latéral Klein 5000. Nous représentons aussi, les déformations de la résolution en fonction de l'éloignement du sonar. Proche du nadir la résolution

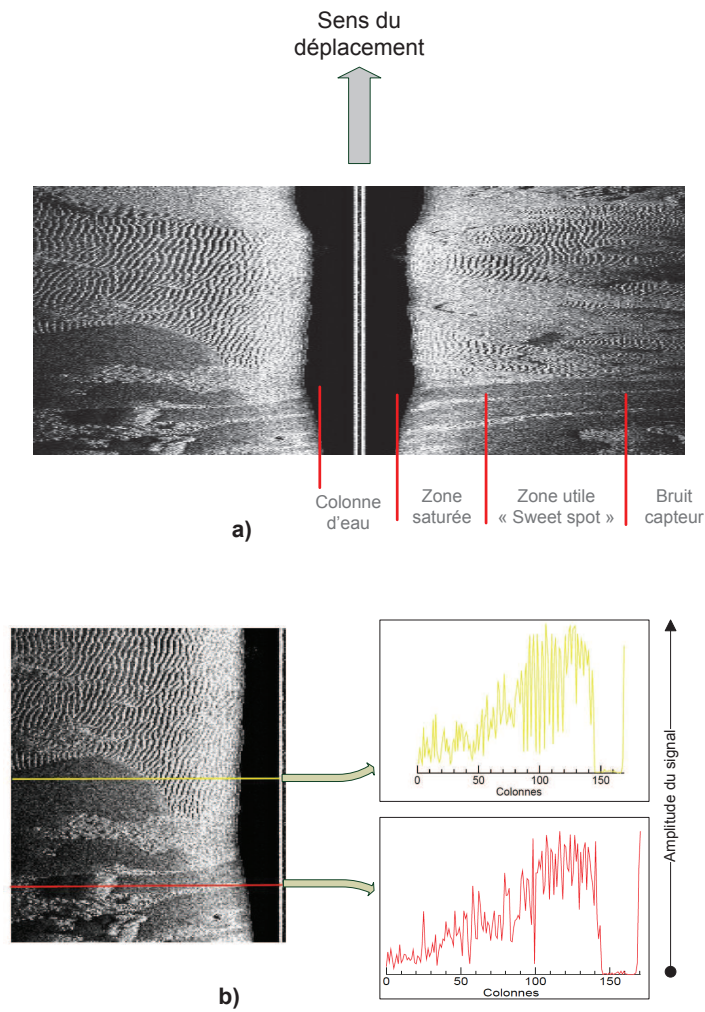


FIGURE 1.11 : a) Illustration des différentes zones de rasance sur un exemple d'image sonar Klein 5000, b) Exemple de représentation de structure spatio-temporelle de deux pings représentés par les deux lignes rouge et jaune sur une image bâbord du sonar latéral Klein 5000.

azimutale δy est meilleure que la résolution en distance δx . Par contre pour des angles rasants, la résolution azimutale se dégrade et la résolution en distance devient meilleure.

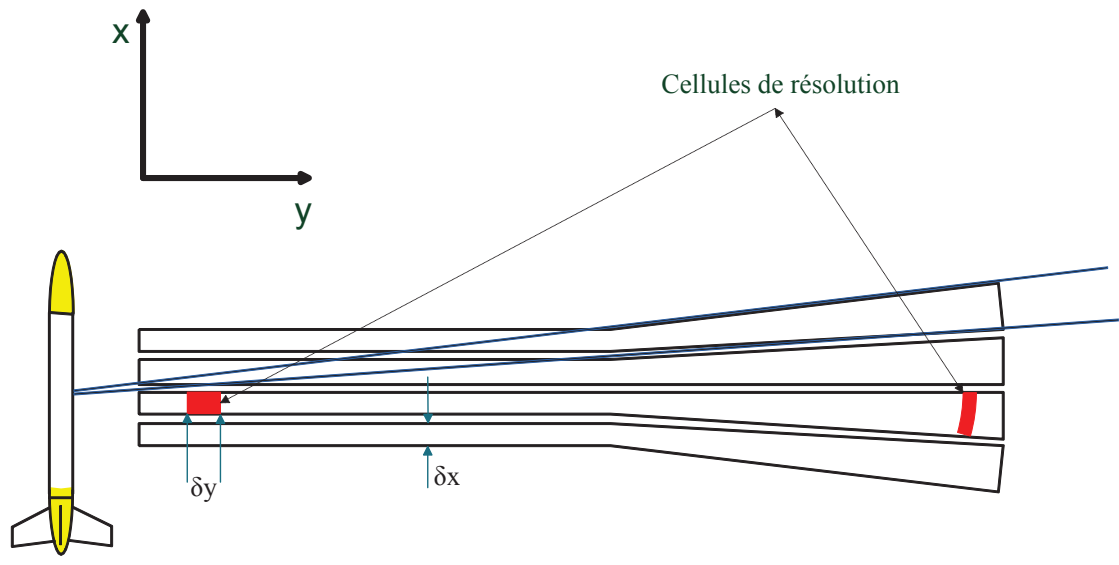


FIGURE 1.12 : Représentation de la cellule de résolution du sonar latéral le Klein et son évolution en fonction de l'angle d'incidence.

1.5.4 Déformations géométriques

Lors de l'acquisition des signaux d'un sonar latéral, des déformations géométriques de certains points du fond sont constatées. Ces déformations sont dues principalement à la variabilité de l'échantillonnage de l'image qui est fonction de la durée de l'impulsion et de la portée du sonar. Ainsi, le signal ne reflète pas exactement la réalité géométrique des cibles. Sur la figure 1.13, nous montrons un exemple de distorsions que peuvent subir des points du fond.

- Zone de raccourcissement

Cet effet est dû à l'angle que forme le front d'onde émis par le sonar avec la pente du fond marin. Dans ce cas, une compression des distances réelles entre deux points proches du fond est constatée (voir les points **a** et **b** de la figure 1.13). Pour une plus grande pente comme le cas des points **c**, **d** de la figure 1.13 ; le raccourcissement est maximal, jusqu'à ce que les points soient confondus lors de la restitution de l'image. Ceci a pour conséquence de générer des points brillants sur l'image.

- Zone d'inversion

Cette zone est générée si la pente du fond marin est supérieure à l'angle de rasance du sonar. Dans ce cas, le phénomène d'inversion de la restitution des

échocs se produit (voir les points **e** et **f** de la figure 1.13). Le point **e** est illuminé en premier, alors que le point **f** qui est plus bas est illuminé en dernier. En conséquence, les positions des échocs du sommet et de la base de la pente sont inversées par rapport à l'ordre géométrique réel.

- Zone d'ombre

Le sonar insonifie le fond marin en incidence rasante, ainsi les zones normales se situant à l'opposé de la visée du sonar ne sont pas éclairées. Cette zone apparaît en noir sur l'image restituée, elle peut porter des informations sur le relief et la hauteur de la cible (voir le point **g** de la figure 1.13).

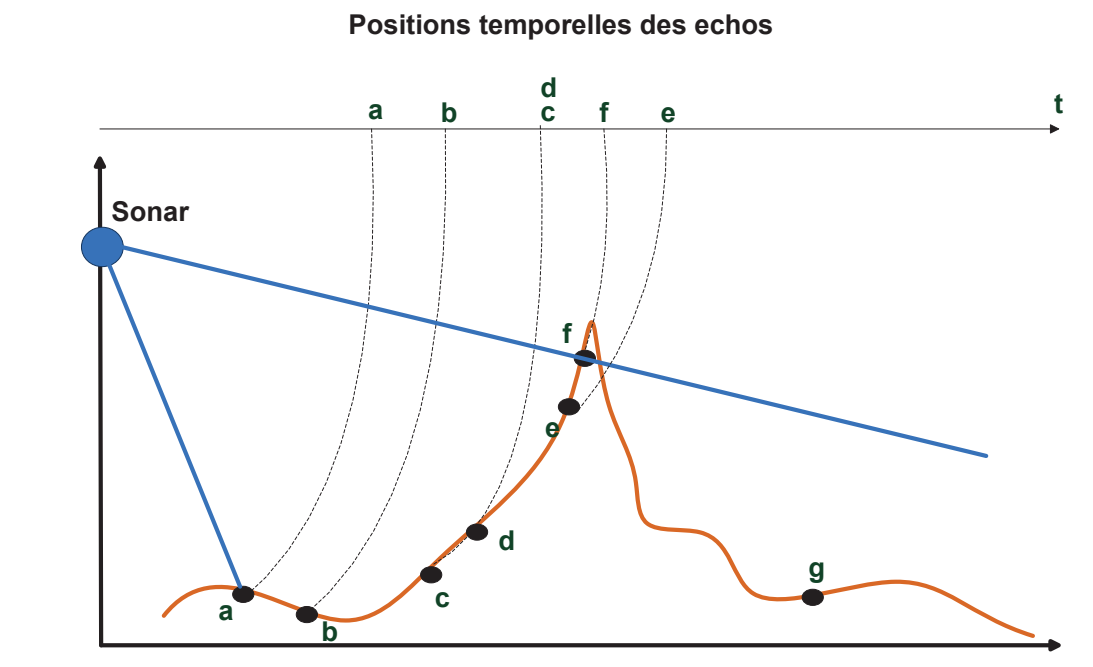


FIGURE 1.13 : Exemple de sources des déformations géométriques de l'image d'un sonar latéral.

1.6 Approches de correction des images sonar

Un sonar latéral de cartographie enregistre les signaux qui ont été rétrodiffusés par le fond marin sur une large fauchée. Les signaux sont ainsi révélateurs de l'interaction entre l'onde acoustique émise et le fond de la mer pour une large plage de variation de l'angle de rasance. La dépendance à la rasance du signal rétrodiffusé, implique

une dépendance des statistiques estimées sur l'image sonar. Il a été démontré, que cette dépendance à la rasanse pénalise fortement les résultats de segmentation. Pour améliorer la segmentation des images sonar latéral, deux approches sont utilisées pour corriger les artefacts dus à la formation de l'image. La première approche consiste à appliquer des corrections liées au système sonar (antenne, bruit capteur) et aux conditions d'acquisition, ce qu'on appelle la calibration sonar. Dans cette approche, des modèles physiques de rétrodiffusion comme ceux de Lambert et de Jackson sont estimés sur les images corrigées en fonction de la rasanse, et permettent d'avoir des courbes de rétrodiffusion pour différents types du fond. La seconde approche est heuristique (ou empirique), elle exploite directement les images sonar brutes en essayant d'estimer un modèle statistique de dépendance à la rasanse sur un ensemble de lignes de l'image.

1.6.1 Approche de compensation par calibration sonar

Cette approche essaye de refléter le plus fidèlement possible le processus physique de l'interaction de l'onde acoustique avec le fond marin. Les modèles physiques veulent caractériser la rétrodiffusion à partir des données géoacoustiques du milieu et cherchent une modélisation mathématique rigoureuse du phénomène de la rétrodiffusion.

Cette approche détaillée dans la référence (Che04) essaie d'aboutir à une mesure précise de l'indice de rétrodiffusion si toutes les caractéristiques du système d'acquisition et du milieu de propagation sont parfaitement connues. Le processus de correction d'un système acoustique est généralement basé sur l'équation sonar 1.8 donnée comme suit :

$$ER = NE - 2PT + BS + AI + SH + GT + FD \quad (1.8)$$

ER : Énergie du signal en fin de chaîne d'acquisition.

NE : Niveau émis par le système dans la colonne d'eau.

PT : Pertes par propagation (absorption + divergence sphérique).

BS : Indice de rétrodiffusion du fond.

AI : Aire insonifiée ($= 10 \log(A/1m)$).

SH : Sensibilité des antennes en réception.

GT : Gain de traitement (amplification du signal à la réception avant numérisation et loi de TVG).

FD : Fonction de directivité des antennes.

Une analyse de l'équation (1.8) montre trois principales informations qui permettent une formation de l'image sonar :

- Paramètres intrinsèques au système sonar

Cette étape consiste à corriger tous les paramètres liés au système d'acquisition sonar et principalement, la fréquence d'émission, la durée d'impulsion, la puissance émise, la rendement de l'antenne, etc. En conséquence, les termes de l'équation sonar 1.8 à prendre en compte pour la phase de correction sont (NE, AI, SH, GT, FD.)

- Milieu de propagation

Le terme (PT) de l'équation sonar (1.8) est dû aux caractéristiques de l'environnement marin qui influe sur la propagation de l'onde acoustique qui sont les pertes par divergence sphérique et les pertes par absorption, voir la section 1.3.1 pour plus de détails.

Après avoir corrigé les images en se basant sur l'équation sonar donnée par (1.8), des modèles de rétrodiffusion en fonction de l'angle de rasance sont estimés. Un modèle physique du fond marin est basé sur des considérations qui simplifient la compréhension et la retranscription mathématique du processus de rétrodiffusion. Quatre méthodes de modélisation physique peuvent être trouvées dans la littérature (BL03). Le modèle de Lambert est le modèle le plus simple. La méthode des petites perturbations (ou Rayleigh Rice) est appliquée quand la longueur d'onde est grande par rapport aux variations verticales de la surface. Dans ce cas, la relief provoque de faibles perturbations du champ acoustique, la réflexion du fond est quasi spéculaire et le signal rétrodiffusé est cohérent. Dans le cas où la rugosité est nettement supérieure à la longueur d'onde, le phénomène de diffusion domine, le signal est dit incohérent, un modèle de la méthode des plans tangents (Kirchhoff) est adapté.

Le modèle hybride de Jakson ([APL94](#)), largement utilisé actuellement, combine les deux dernières approches. L'originalité de ce modèle réside dans le fait que le spectre de rugosité est coupé en deux contributions, une rugosité petite échelle et une autre grande échelle.

Dans cette section, nous ne présentons que deux modèles à savoir le modèle de Lambert et celui de Jackson. Pour de plus amples informations sur les autres modèles, nous invitons le lecteur à consulter les références suivantes ([Lur02](#)) ([Ber08](#)).

1.6.1.1 Modèle de Lambert

Plusieurs modèles prédisent la valeur de l'indice de rétrodiffusion ($BS(\theta)$) en fonction de l'angle de rasance pour différents types de fond. Le modèle heuristique de Lambert montre la dépendance en rasance de l'indice de rétrodiffusion $BS(\theta)$ (θ : angle de rasance) pour un fond plat. Le modèle de Lambert, traite le cas simple où la surface est considérée parfaitement diffusante. L'indice de rétrodiffusion est donnée par l'équation [1.9](#) et représenté sur la figure [1.14](#). Il est applicable plutôt sur des surfaces très rugueuses comme la roche, par exemple, et valable pour toute la plage des angles de rasance. La validité de ce modèle est discutable pour des rasances fortes et pour des types de fonds où le phénomène de diffusion n'est pas dominant ([APL94](#)) ([Bel95](#)).

$$BS(\theta) = BS_0 + 20 \log(\cos(\theta)) \quad (1.9)$$

BS_0 : constante qui dépend du type du fond (dB), θ : angle de rasance du sonar.

Pour une surface plane complètement réfléchissante, BS_0 est approximativement égal à $-5dB$. En pratique, la dynamique des valeurs BS_0 s'étend de $0dB$ à $-40dB$ pour les différents types du fond (gravier, roche, sable, vase, argile) ([Bou92](#)). A titre d'exemple, la figure [1.14](#) présente l'évolution de l'indice de rétrodiffusion en fonction de l'angle de rasance, pour quatre types de fond (roche, sable, vase et argile).

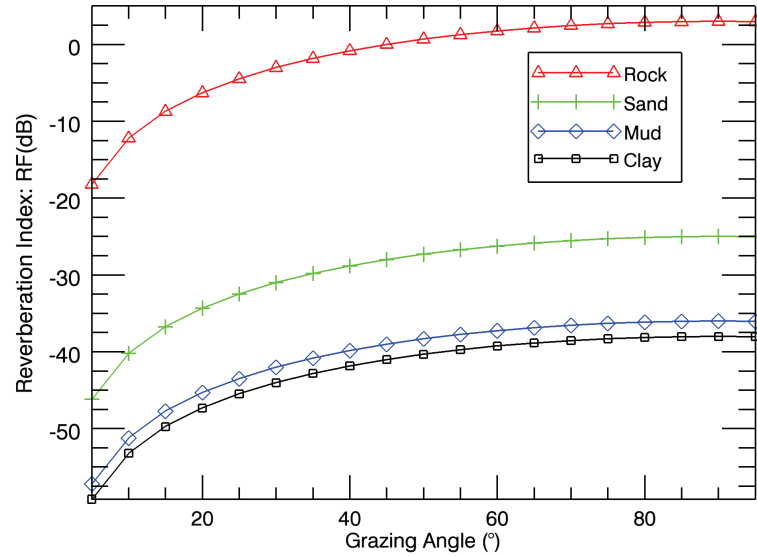


FIGURE 1.14 : Modèle de Lambert pour l'indice de rétrodiffusion (dB/m^2) en fonction de l'angle de rasance et de quatre types de fond : roche-sable-vase et argile.

1.6.1.2 Modèle de Jackson

Le modèle dit hybride de Jackson relie les deux approches (petites perturbations et plans tangents). Une fonction d'interpolation est utilisée pour relier les deux contributions des deux modèles pour avoir un indice de rétrodiffusion unique du fond marin. Dans ce cas le fond marin rugueux peut être décrit par une série de paramètres qui permettent de discriminer entre les types de fonds (APL94). Le modèle de Jackson est valable pour des fréquences allant de 10-100kHz, et pour des angles d'incidence faibles les performances de ce modèle sont discutables et une approximation par le modèle de Kirchhoff est préférable (Bel95).

1.6.2 Approche heuristique et empirique de compensation

En absence d'informations sur le système sonar, il est difficile de compenser les images par la première approche. Une approche empirique ou heuristique se basant que sur les données brutes s'impose. Plusieurs travaux se sont intéressés à ce problème. L'approche proposée par (CBE⁺08) consiste à compenser l'amplitude de chaque ligne de l'image par la moyenne $\bar{a}$ et l'écart type σ_a d'une distribution

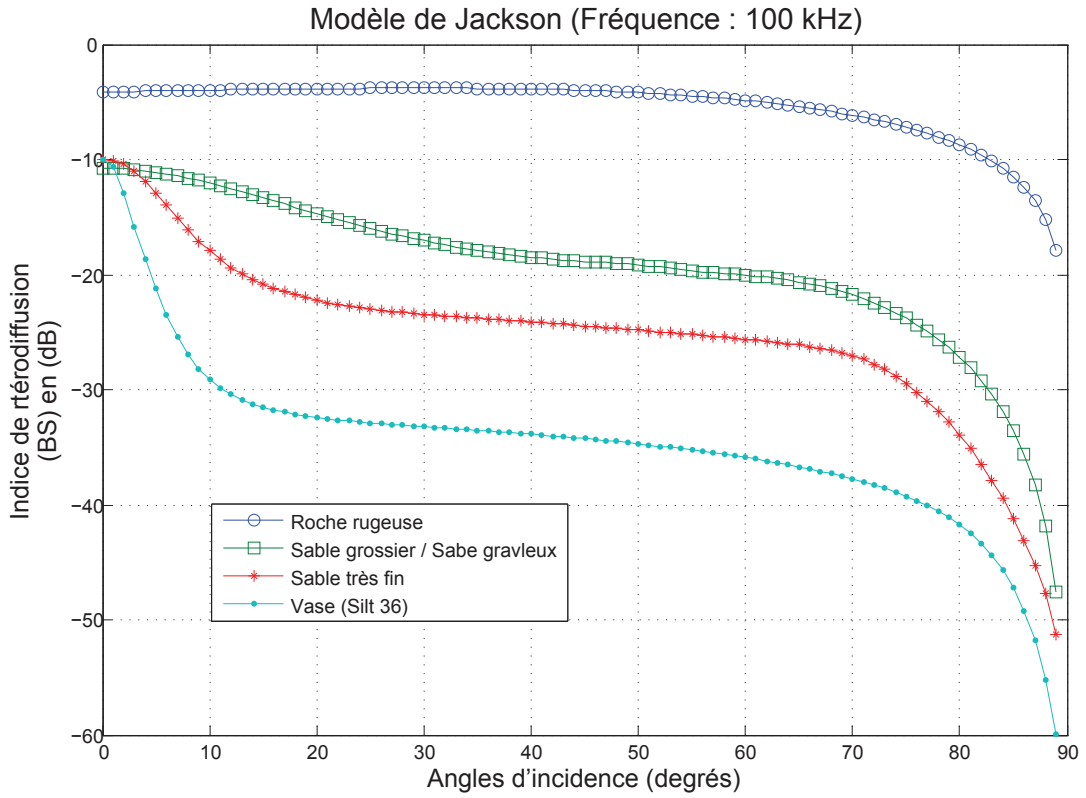


FIGURE 1.15 : Modèle de Jackson à 100 kHz pour l'indice de rétrodiffusion (dB) en fonction de l'angle d'incidence et de quatre types de fond (roche rugueuse-sable grossier/sable graveleux-sable très fin-vase).

statistique estimée sur une zone homogène de l'image. Ainsi, l'amplitude de chaque pixel est compensée par l'équation (1.10) :

$$\hat{a} = \frac{a - \bar{a}}{\sigma_a} \quad (1.10)$$

a : amplitude de l'image sonar,

$\hat{a}$: amplitude compensée.

La nouvelle distribution $\hat{a}$ aura des valeurs autour de zéro, un changement de dynamique est appliqué sur cette distribution pour ramener les données entre 0 et 255 par l'application de la formule (1.11)

$$\hat{a} = 255 \frac{\hat{a} - \hat{a}_{min}}{\hat{a}_{max} - \hat{a}_{min}} \quad (1.11)$$

$\hat{a}$: amplitude compensée et ramenée entre [0-255],

$\hat{a}_{max}$ et $\hat{a}_{min}$: sont respectivement la valeur maximum et minimum de $\hat{a}$.

1.7 Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre les notions de base d'acoustique sous-marine et les différents systèmes acoustiques de cartographie. Par la suite, nous nous sommes focalisés beaucoup plus sur le sonar latéral qui fait l'objet de notre étude. Nous avons présenté les deux approches de compensation des images sonar latéral. La première approche nécessite une bonne connaissance du sonar et des conditions d'acquisition pour une meilleure correction des images sonar. Ainsi, les résultats de segmentation dépendent fortement de la qualité des corrections effectuées. La seconde approche est empirique. Les modèles statistiques estimés dépendent du nombre d'images utilisées pour l'estimation d'une loi n'est valable que sur le jeu de données utilisées. Les auteurs de (Pre09) et de (CBE⁺08) spécifient bien que l'estimation de cette loi ou de ses paramètres conditionnent significativement la qualité des résultats de segmentation car les lois proposées sont empiriques et /ou reposent sur des hypothèses de fond plat et de nature homogène.

L'approche que nous proposons est indépendante du système sonar et de ses caractéristiques. Nous exploitons directement les images sonar brutes. Le principe est de diviser la portée du sonar en bandes de faible largeur dans les quelles l'analyse statistique du signal rétrodiffusé peut être considérée comme indépendante de la rasanee. Le chapitre 4 sera consacré à détailler les différentes étapes de l'approche proposée dans ce travail pour la segmentation des images sonar latéral.

Chapitre 2

Outils de traitement et d'extraction de l'information

2.1 Introduction

Après avoir présenté les différents systèmes acoustiques et les problèmes liés à l'interprétation des images sonar, ce chapitre sera consacré à introduire les outils qui nous permettent d'exploiter l'information portée par les signaux enregistrés par le sonar. Les conditions d'acquisition d'un sonar latéral (tracté près du fond) autorisent l'apparition de textures dans l'image du fond marin. Par conséquent, nous avons opté dans notre travail pour une analyse de texture des images sonar latéral. L'objectif de ce chapitre est de dresser un état de l'art des différentes méthodes d'analyse de texture. Nous commençons par introduire rapidement la notion de texture, ensuite nous présentons les différentes approches d'analyse de texture. Enfin nous présentons les approches choisies, dans ce travail, pour l'extraction de l'information discriminant les textures du fond marin.

2.2 Notion de texture

Dans le dictionnaire français Larousse on définit la texture comme un : "Arrangement, disposition des parties d'un ouvrage". En traitement d'image et vision, selon Haralick ([Har79](#)), la notion de texture est souvent abordée par deux approches : une approche statistique et une autre structurale ou encore probabiliste et déterministe. L'approche probabiliste essaye de modéliser les micro-textures qui sont plutôt caractérisées par une homogénéité statistique et dans ce cas, la distribution des intensités des pixels formant la texture est aléatoire comme la texture du sable, des nuages ou de l'herbe. La seconde approche structurale est adaptée pour les macro-textures dans la périodicité du motif est évidente comme les rides de sable, un mur en briques ou un maillage de grille. Gagalowicz ([Gag83](#)) propose une synthèse des deux approches en considérant "la texture comme une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives (ou motifs de base) ayant chacune un aspect aléatoire".

2.3 Approches d'analyse de texture

L'objectif de l'analyse de texture est de formaliser la description visuelle de la texture par des paramètres statistiques qui permettaient de l'identifier. Dans ce sens plusieurs critères visuels ont été retenus dans la littérature pour caractériser une texture comme : le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Les approches d'analyse de texture proposées dans la littérature se divisent en quatre grandes familles : l'approche statistique, l'approche par filtrage, l'approche structurelle (géométrique) et l'approche par modélisation probabiliste.

2.3.1 Approche statistique

L'approche statistique consiste à étudier la relation entre chaque pixel et son entourage (voisins). On peut distinguer trois techniques utilisées pour calculer les

attributs statistiques : celles du premier ordre, du second ordre et d'ordre supérieur. Les techniques du premier ordre sont basées sur le calcul des statistiques d'un ensemble de pixels comme : la moyenne la variance, l'aplatissement, l'asymétrie et le rapport signal à bruit (RSB). Les paramètres de premier ordre permettent d'avoir une idée globale et de manière rapide sur la texture, mais ne prennent pas en considération la relation spatiale entre deux pixels par exemple. Les matrices de co-occurrences et les différents paramètres qui en découlent (voir la section 2.4.1) développés par (Har73) (Har79) sont l'une des méthodes du second ordre les plus utilisées. Cette dernière permet de mieux caractériser une texture et de représenter la dépendance spatiale des niveaux de gris.

Une autre vision de l'approche statistique est de la décomposer en deux grandes classes à savoir : des techniques globales ou locales. Les méthodes globales sont basées sur les décompositions orthogonales : Fourier, Haar, Karhunen-Loeve. Pour les statistiques locales, elles se basent sur l'étude de l'histogramme des moments d'ordre 2 ou de la fonction d'autocorrélation de l'image directement (PFG78) ou de son spectre de puissance (BL86).

2.3.2 Approche par filtrage

Les méthodes développées dans cette approche sont inspirées du fonctionnement naturel du système visuel. En neurophysiologie (CR68), le mécanisme dit multi-canal suggère que le système visuel décompose l'image rétinienne dans un ensemble de sous-bandes, obtenus par opération de convolution de l'image avec des bancs de filtres linéaires, suivi d'un filtrage non-linéaire.

Les techniques dites fréquentielles ou spectrales appartiennent à ce type d'approches. Dans ce cas, la texture est vue comme étant une répétition de motifs selon une fréquence. La transformée de Fourier a été l'une des premières techniques exploitées pour la caractérisation spectrale d'une texture. Plusieurs travaux se sont intéressés à l'utilisation de cette technique pour la segmentation de différents types d'images (satellitaires, médicales, sonars,...). On peut citer par exemple les travaux de (CR68) (HCW93) (TS95) (Ker07). D'autres nouvelles techniques se sont développées pour

l'analyse de texture, comme les filtres de Gabor et la transformée en ondelettes. Les filtres de Gabor ont été utilisés dans l'analyse de texture pour la segmentation des images (BCG90), (JF90). La transformée en ondelettes est utilisée pour caractériser la texture et pour traiter les problèmes de segmentation et de classification des textures dans les travaux des auteurs (TS95) (AABF03) (NO04b).

2.3.3 Approche structurelle (géométrique)

L'approche structurelle est basée sur la modélisation spatiale de l'agencement et de placement des motifs ou des primitives constituant la texture. Cette approche s'applique plutôt sur des textures dont les motifs sont identifiables et sont peu efficaces sur des textures non structurées. Dans la littérature, on distingue la méthode par filtres propres (MMT04), par graphe de de Voronoï (TJ90) ou par spectre de texture (KBA97).

La morphologie mathématique développée par Mathéron et Serra (Ser82) peut être intégrée dans l'approche structurelle. Elle consiste à appliquer des opérations (ouverture, fermeture, érosion et dilatation) par balayage de l'image par des éléments structurants de formes géométriques connues comme un carré ou un cercle, cela permet d'extraire des motifs ou des structures de la texture analysée.

2.3.4 Approche par modélisation probabiliste

Cette approche considère une texture comme un phénomène stochastique, donc comme une réalisation d'un processus aléatoire régi par des lois de probabilité. Ces modèles permettent de modéliser une texture par un ensemble restreint de paramètres statistiques. L'estimation de ces paramètres définissant la texture permettent entre autre de synthétiser ces textures par échantillonnage des lois de probabilité obtenues. Cette approche inclue principalement les méthodes de filtrage (modélisation des textures par des filtres) (AABF03), (DV02); les modèles auto-régressifs (JBS09) et les modèles de Markov (CJ83) ou de Gibbs (EP94).

La figure 2.1 représente un exemple de textures de l'album de Brodatz. La figure

2.1.a) présente deux textures de type structurel. On constate bien la répartition spatiale des motifs élémentaires de base dans différents angles de l'espace suivant une certaine règle de placement. Pour la figure 2.1.b), deux textures de type aléatoire sont présentées. Contrairement aux textures structurées, on ne peut pas en extraire de motifs de base se répétant spatialement. La figure 2.1.c) représente deux textures directionnelles. Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations. Ce qui permet en pratique, de caractériser ce type de textures par une fréquence de répétition spatiale.

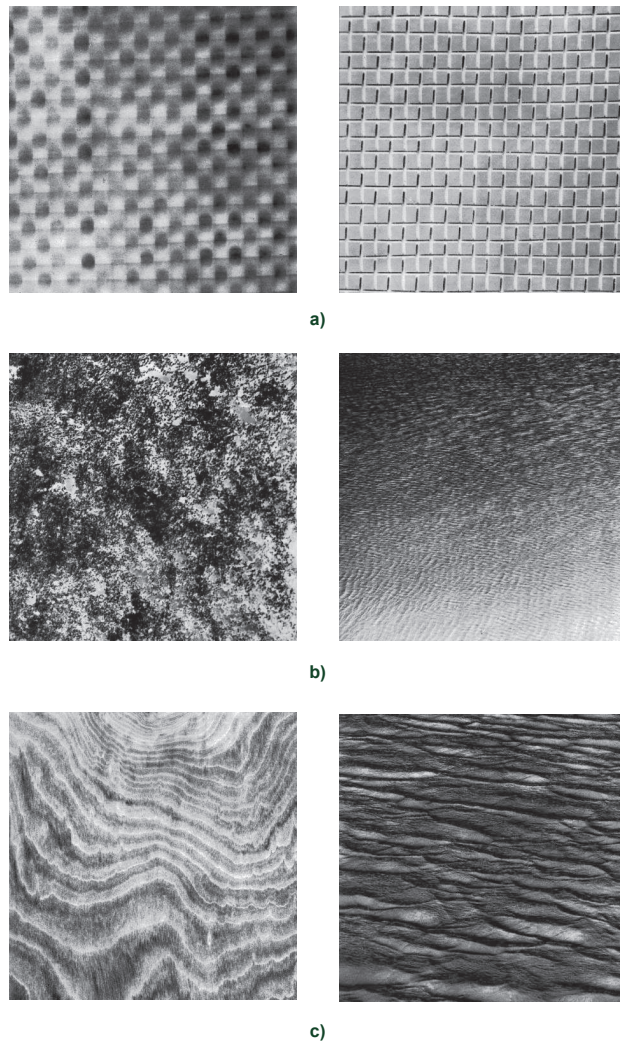


FIGURE 2.1 : Exemple de textures de l'album de Brodatz : a) Textures structurées, b) Textures aléatoires, c) Textures directionnelles.

2.4 Extraction de l'information à partir des images sonar

Les conditions d'acquisition d'un sonar latéral (tracté près du fond) autorisent l'apparition de textures dans l'image du fond marin. Comme nous l'avons montré dans la section précédente, plusieurs méthodes d'analyse de texture sont proposées dans la littérature. Pour l'analyse de textures, les statistiques du premier ordre estimées à partir de l'histogramme de la texture (LTL87) sont utilisées, d'autres se basent sur les statistiques du second ordre (matrices de co-occurrences) (PTR+98) et d'autres auteurs, sur l'analyse spectrale (Transformée de Fourier, paquets d'ondelettes, filtrage de Gabor, etc.) (TS95) (Ker07). La capacité de ces attributs à discriminer les textures de fonds marins a été montrée dans plusieurs travaux comme ceux de (PTR+98) (BPR98) (BGS09) (KFBA09).

Dans ce travail, deux types d'analyse de texture issues de l'approche statistique sont utilisées. La première technique est basée sur l'estimation de matrice de co-occurrences et des différents attributs d'Haralick qui en découlent. Le deuxième type d'analyse est l'estimation d'attributs liés à la transformée de Fourier. Ceux-ci permettent d'affiner la séparabilité des différents types de textures et de détecter les textures périodiques comme les rides de sable et les dunes. La figure 2.2 représente un exemple de 14 images représentant différents types de sédiments, les textures extraites des images sonar latéral Klein 5000.

2.4.1 Matrice de co-occurrences

La matrice de co-occurrences MC est un histogramme bidimensionnel qui estime la probabilité conjointe que deux pixels distants d'une distance d dans une direction θ aient certaines valeurs de niveaux de gris. Cet outil statistique du second ordre est ainsi adapté à l'analyse de texture et a obtenu de bons résultats dans la segmentation de différents types d'images satellitaires (LTL87), (MHDG90) et médicales (SL98). La MC d'une image I de N lignes et M colonnes codée en N_g niveaux de gris est une matrice de taille $(N_g \times N_g)$. L'expression analytique de

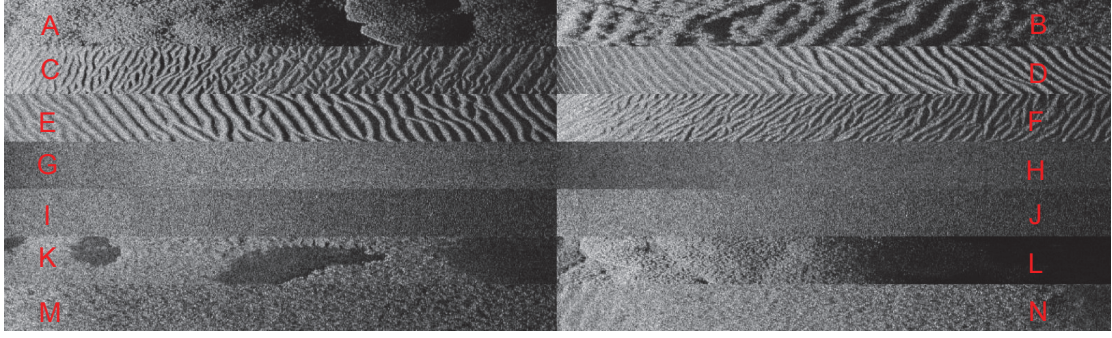


FIGURE 2.2 : Exemple de quelques types de textures extraites des images acquises par le sonar latéral Klein 5000 : A) et B) Posidonie, C)→ F) Rides de sable avec différentes directions. G)→ J) Sable fin. K) et L) Sable avec vase. M) et N) Sable grossier.

la MC pour une distance d dans une direction θ d'une image I est donnée par l'équation suivante :

$$MC_{d,\theta}(i, j) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \begin{cases} 1 & \text{si } I(n, m) = i \text{ et } I(n + d \cos(\theta), m + d \sin(\theta)) = j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.1)$$

Afin d'obtenir une estimation de la probabilité conjointe, la MC est usuellement normalisée :

$$P_{d,\theta}(i, j) = \frac{MC_{d,\theta}(i, j)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M MC_{d,\theta}(i, j)} \quad (2.2)$$

Classiquement pour caractériser les textures de manière robuste, d prend plusieurs valeurs parmi 1, 2, 3, ... (nombre de pixels) et balaye quatre directions : $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ aboutissant au calcul d'un grand nombre de MC . Haralick a proposé d'extraire quatorze attributs ([Har73](#)) permettant de discriminer différents types de texture.

Par exemple, les auteurs ([BPR98](#)) ([BGS09](#)) exploitent une analyse de texture par les attributs d'Haralick pour la segmentation des images sonar latéral et du sondeur multifaisceau. Dans ce travail, nous avons opté pour l'utilisation des attributs d'Haralick suivants :

- Entropie

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. L'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente), et à l'inverse elle présente de faibles valeurs pour une texture structurée.

$$F_1 = - \sum_i \sum_j (P(i, j) \log(P(i, j))) \quad (2.3)$$

- Contraste

Les valeurs de ce paramètre sont d'autant plus élevées que la texture présente un fort contraste. Ce paramètre est complètement décorrélé de l'hétérogénéité.

$$F_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (2.4)$$

- Homogénéité

L'homogénéité appelée aussi moment différentiel inverse de l'anglais IDM (Inverse Difference Moment) mesure la régularité (valeurs homogènes) des niveaux de gris de l'image.

$$F_3 = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2.5)$$

- Hétérogénéité

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues lorsque (d, θ) correspond à la période de la texture.

$$F_4 = \sum_i \sum_j (P(i, j))^2 \quad (2.6)$$

- Corrélation

La corrélation mesure la dépendance linéaire (relativement à (d, θ)) des niveaux de gris de l'image. On note que ce paramètre est décorrélé avec l'entropie et l'hétérogénéité.

$$F_5 = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.7)$$

$\mu_i, \mu_j, \sigma_i, \sigma_j$ sont les moyennes et les écarts type respectivement de $P(i)$ (loi marginale en lignes) et $P(j)$ (loi marginale en colonnes) de la *MC* $P(i, j)$.

- Maximum de probabilité

Ce paramètre permet d'estimer le nombre de niveaux de gris présents dans l'image. Si la valeur de ce paramètre est grande, l'image ne possède que quelques niveaux de gris (elle est presque binaire). Ces quelques niveaux peuvent être très différents et dans ce cas on a une image très contrastée, ou très voisins, et alors l'image est plutôt uniforme.

$$F_6 = \max(P(i, j)) \quad (2.8)$$

- Kurtosis

Le Kurtosis, plus souvent traduit par le coefficient d'aplatissement, correspond à une mesure de la forme de la distribution d'un nuage de points. Il permet de mesurer l'effet de la dispersion (donnée par l'écart type) sur la forme du nuage, mais aussi la disposition des données autour de leur moyenne. Un coefficient d'aplatissement élevé indique que la distribution est plutôt pointue en sa moyenne, et a des queues de distribution lourdes.

$$F_7 = \sum_i \sum_j \left(\frac{P(i, j) - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3 \quad (2.9)$$

μ, σ sont respectivement la moyenne et l'écarts type de $P(i, j)$.

- Facteur d'élongation

Ce paramètre calcule le rapport largeur/longueur du nuage de point de la *MC* dans le sens diagonal. Plus ce paramètre est fort plus on a une image texturée (à condition que la distance d'analyse soit proportionnelle à la période de la texture), sinon l'image est plutôt uniforme.

$$F_8 = \frac{0.5(\sigma_i + \sigma_j) - cov}{0.5(\sigma_i + \sigma_j) + cov} \quad (2.10)$$

cov est la covariance de $P(i, j)$ donnée comme suit : $cov = \sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)$.
 $\mu_i, \mu_j, \sigma_i, \sigma_j$ sont les moyennes et les écarts type respectivement de $P(i)$ (loi marginale en lignes) et $P(j)$ (loi marginale en colonnes) de la MC $P(i, j)$.

2.4.2 Analyse spectrale

Le calcul de la MC pour différentes distances d permet d'évaluer la périodicité des textures et pour différentes directions sert à caractériser leur direction. Ce schéma de calcul permet une caractérisation précise des textures d'une image au détriment d'un temps de calcul important. Pour cette raison, dans ce travail nous avons choisi d'utiliser une seule distance mais plusieurs directions pour le calcul de la MC et des attributs. La caractérisation de la périodicité des textures résulte d'une analyse spectrale de la texture étudiée. Plusieurs approches sont envisageables, la transformée de Fourier (TF) (HCW93)(TS95), les coefficient de corrélation (CP83), les ondelettes (AABF03). La TF est l'outil classique de l'analyse spectrale, elle permet d'avoir une information globale sur la distribution des fréquences. Par contre, la résolution spatiale est faible du fait de l'utilisation de fenêtres d'analyse à largeur constante. Ainsi, une bonne résolution spectrale se fait au détriment d'une bonne résolution spatiale.

Pour palier ce problème, les ondelettes (Mal89) utilisent des fenêtres à taille variable permettant d'avoir une information à différentes échelles de l'image. Une approche équivalente est utilisée dans (Ker07). Une décomposition multirésolution par analyse de Fourier est exploitée pour éviter la complexité de l'implémentation des ondelettes (invariance en translation).

L'analyse spectrale a montré sa complémentarité à l'analyse par MC pour la discrimination des textures périodiques comme les rides de sables ou non périodiques comme la roche (TS95) (Ker07).

Dans notre travail, six attributs ont été extraits à partir de la transformée de Fourier. Soit une image I de taille $(M \times N)$, et soit $F(u, v)$, sa transformée de Fourier à deux dimensions, les trois premiers attributs issus du module de $F(u, v)$

sont la moyenne (Moy), la variance (Var) et l'énergie (E) du spectre sont définis par :

$$Moy = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \|F(u, v)\| \quad Var = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} (\|F(u, v)\| - Moy)^2 \quad (2.11)$$

$$E = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \|F(u, v)\|^2 \quad (2.12)$$

Les trois autres attributs sont estimés après filtrage du module du spectre en trois bandes spectrales : basse (BF), moyenne (MF) et haute fréquence (HF). Dans l'espace des fréquences, ces trois filtres sont caractérisés par les fréquences de coupure en deux dimensions. A partir des spectres filtrés, l'énergie dans la bande basse fréquence (EBF), l'énergie dans la bande moyenne fréquence (EMF) et l'énergie dans la bande haute fréquence (EHF) complètent l'ensemble d'attributs. Lors du calcul de la FFT, un problème intervient lorsque la transformée de Fourier rapide n'est pas calculée sur un nombre entier de périodes. Dans ce cas, le spectre obtenu par FFT n'est pas une bonne approximation du spectre du signal. Il faut généralement envisager l'existence possible d'une discontinuité. Cet effet, connu sous le nom de fuites spectrales (leakage) ([Har78](#)) se manifeste dans le domaine fréquentiel. Cette discontinuité provoque un élargissement de la raie spectrale. L'utilisation d'une fenêtre type Hanning, Hamming ou Blackman ([Har78](#)) aura pour effet, en filtrant fortement les extrémités du motif dans le domaine temporel, d'atténuer l'effet des fuites. Dans notre cas la fenêtre de Hanning 2D est utilisée avant l'application du filtrage de Fourier pour minimiser les effets de bord sur l'image. La figure [2.1](#) donne un schéma représentant les étapes effectuées pour le filtrage spectral en trois bandes spectrales basse, moyenne et haute d'un exemple de texture de type rides de sable.

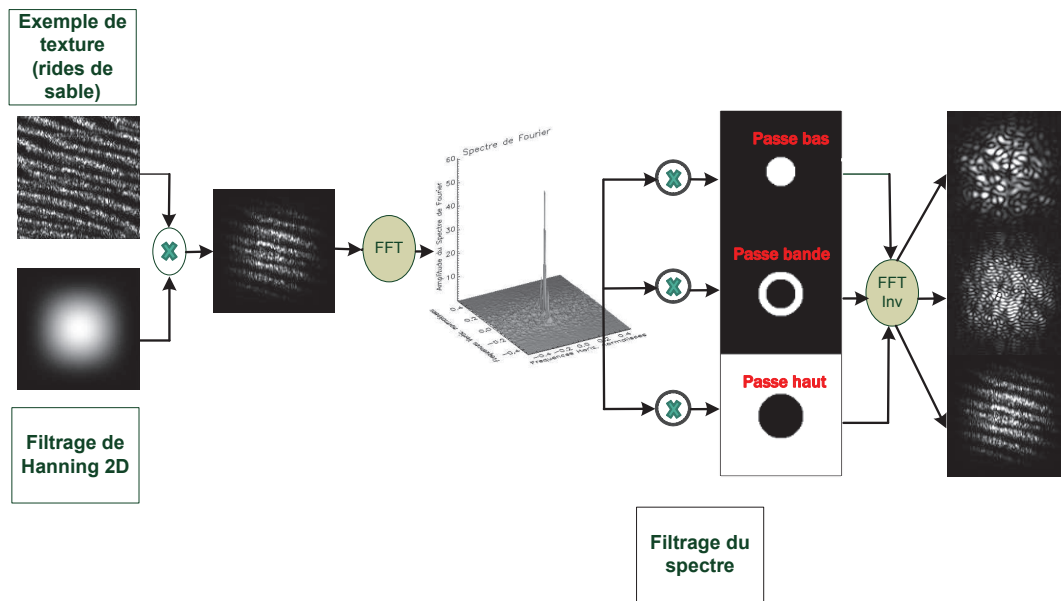


FIGURE 2.3 : Étapes de filtrage en trois bandes spectrales basses moyennes et hautes fréquences d'un exemple de texture (rides de sable).

2.4.3 Approche par bancs de filtres : les filtres directionnels

Le filtrage de Fourier permet une représentation globale de l'énergie d'une image ; cette représentation ne permet pas d'avoir à la fois une précision sur la résolution spectrale et spatiale. La classification de textures par une approche multispectrale et multi-résolution est abordée par plusieurs auteurs, par exemple : l'application des filtres de Gabor par (JF90), les ondelettes par (DV02) et les filtres directionnels par (NO04a) (NO04b).

Mallat (Mal89) est le premier à proposer le concept de décomposition du spectre en bandes multispectrales. Le principe de la décomposition en ondelette 2D est le suivant : l'image originale est décomposée en quatre sous-images, dont une représente la partie basse du spectre (les trois autres contenant de l'information hautes fréquences). Cette sous-image sert de base à la décomposition suivante. Ainsi, ce sont uniquement les basses fréquences qui sont décomposées.

Dans le cas des images sonar, l'information de texture ne se trouve pas uniquement dans les basses fréquences, il serait donc souhaitable de continuer la décomposition sur chaque sous-image contenant de l'information. Cette approche adaptative est

appelée paquets d'ondelettes.

Par la suite d'autres techniques de décomposition du spectre en bandes spectrales et directionnelles se sont développées. Les premiers travaux ont été ceux des auteurs (BS92) qui proposent les filtres directionnels (DFB : Directional filter bank).

La décomposition par les DFB diffère des ondelettes par son apport précis sur la directionnalité des textures, en plus elle permet une reconstruction parfaite de la texture avec peu de paramètres (pour les techniques de synthèse de textures). La décomposition par les DFB se fait dans 2^n bandes spectrales (n représente le nombre d'échelles de décomposition). Contrairement aux ondelettes, elle ne décompose pas en bandes spectrales basses et hautes fréquences et la composante continue dans ce cas est répartie dans toutes les directions du filtrage. Dans (NO04b) des filtres directionnels non-uniformes sont introduits (non uniform Directionnel filter Bank nuDFB). Le principe est de décomposer le spectre en quatre bandes spectrales basses fréquences et huit bandes spectrales hautes fréquences, voir la figure 2.4.

2.4.4 Filtre directionnel proposé

Notre approche de décomposition du spectre de Fourier est similaire à celle appliquée par les filtre directionnels (nuDFB) proposés par (NO04a), qui décomposent le spectre en énergie basse et hautes fréquence. Dans notre cas, on sépare du spectre de Fourier 2D tout d'abord les BF et les HF et on s'intéresse plus précisément à l'énergie moyenne fréquence (EMF). Ensuite nous proposons de découper l'EMF en secteurs angulaires (typiquement de 30° chacun) et sur chaque secteur angulaire, on calcule l'énergie qu'on normalise par l'énergie totale du spectre. Pour chaque secteur angulaire on utilise huit bandes spectrales pour avoir une information multi-spectrale. L'énergie moyenne fréquence (EMF) sur chaque secteur angulaire de l'espace de Fourier découpé se calcule en coordonnées polaires par les formules suivantes :

$$f_{r_1, r_2} = \int_0^{2\pi} \int_{r_1}^{r_2} |F(u, v)|^2 dr d\theta \quad (2.13)$$

$$f_{\theta_1, \theta_2} = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_0^\infty |F(u, v)|^2 dr d\theta \quad (2.14)$$

f_{r_1, r_2} : représente l'énergie totale sur une bande spectrale délimitée par les rayons r_1 et r_2 .

f_{θ_1, θ_2} : représente l'énergie totale sur un secteur angulaire délimité par les angles θ_1 et θ_2 .

$F(u, v)$: spectre de Fourier, $r = \sqrt{u^2 + v^2}$ et $\theta = \arctan \frac{v}{u}$.

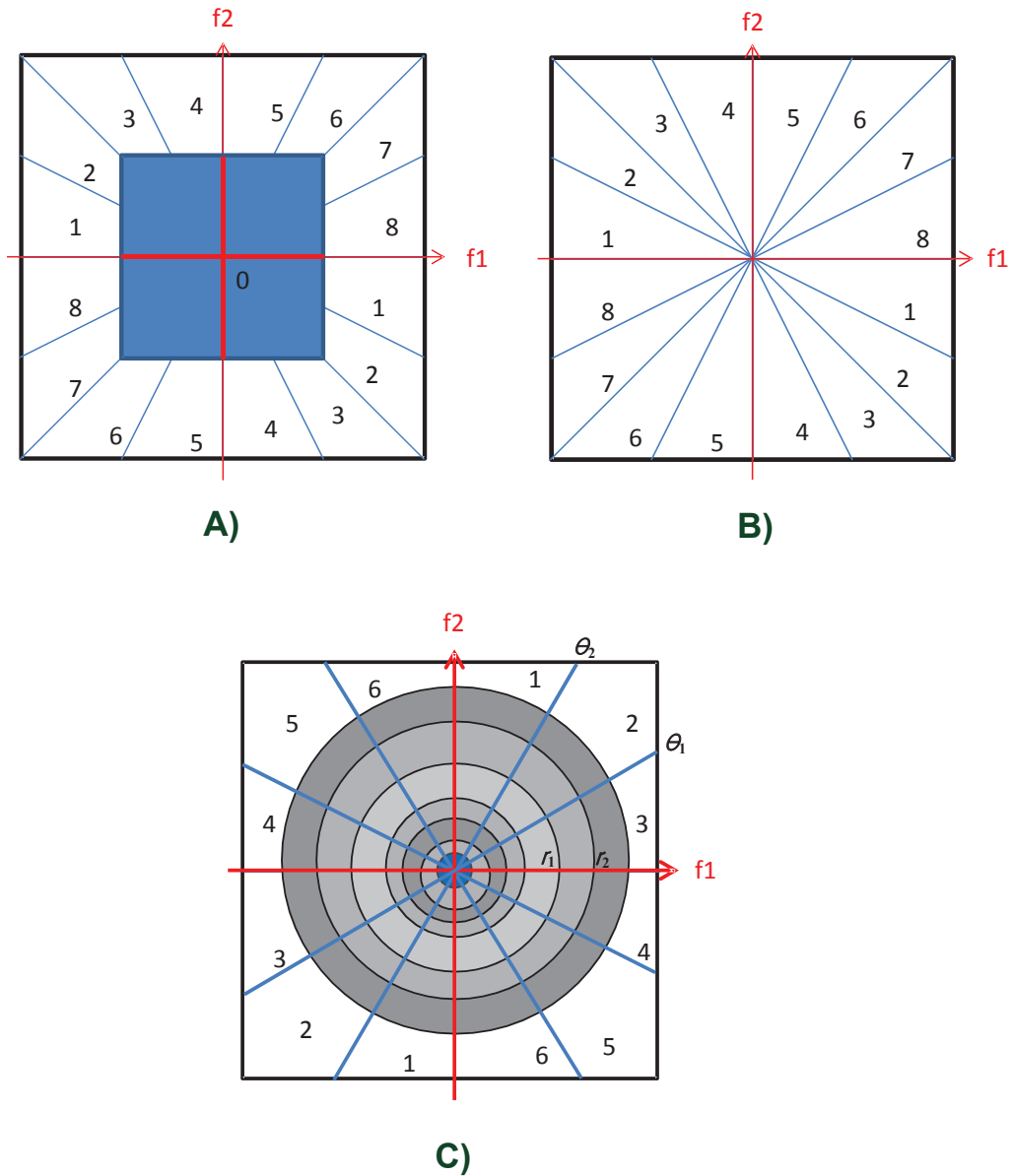


FIGURE 2.4 : Découpage du spectre de Fourier en bandes spectrales : A) DFB (Directional filter bank) conventionnel, B) nu-DBF (non uniform Directionnel filter Bank), c) Filtre directionnel proposé.

2.5 Discussion sur les attributs calculés

La dépendance de la réponse des fonds marins par rapport à l'angle de rasance pose un problème pour la classification et la segmentation des sédiments à travers les images acoustiques du sonar latéral. Ce constat a été mis en évidence dans plusieurs travaux de recherches et a fait objet de plusieurs thèses. Par exemple, les travaux de (Hel98) (Che04) ont illustré la dépendance des paramètres de la loi K à l'angle d'incidence. Dans notre cas, cette dépendance à la rasance sera illustrée sur la MC elle-même puis sur les attributs qui sont extraits.

2.5.1 Influence de la rasance sur la matrice de cooccurrences

Sur la figure 2.5, on représente respectivement les MC calculées pour les paramètres $(d, \theta) = (4, 0^\circ)$ et $(d, \theta) = (4, 90^\circ)$, sur deux échantillons de texture (sable fin et rides de sable) situés dans trois secteurs angulaires différents. Un secteur angulaire spéculaire $[14^\circ - 20^\circ]$, un secteur angulaire au milieu de la portée du sonar : $[27^\circ - 33^\circ]$ pour le sable et $[30^\circ - 36^\circ]$ pour les rides. Un dernier secteur angulaire qui représente les angles rasants en fin de portée du sonar : $[66^\circ - 72^\circ]$ pour le sable fin et $[64^\circ - 70^\circ]$ pour les rides.

Nous constatons, que la forme des MC est différente pour la même texture à des secteurs angulaires différents. Ce constat est valable pour les deux textures : sable fin et les rides représentées sur la figure 2.5. Ces différences sont dues essentiellement à la perte du contraste en fonction de la portée. En effet, la réflexion est importante pour les angles spéculaires. Par contre, pour des angles rasants le RSB s'effondre et la qualité du signal devient médiocre ce qui influence fortement le rendu des images texturées comme les rides de sable. En milieu de portée et pour des angles moyens, les textures subissent peu de déformations géométriques et sont mieux observables. Ce problème de dépendance des descripteurs en fonction de l'incidence est traité dans la littérature, les auteurs (Che04) découpent la fauchée en 64 secteurs angulaires de largeur constante de 2.5° . Par contre, les auteurs (KFBA09) découpent la fauchée seulement en trois secteurs angulaire de largeur de 30° chacun, et proposent

un ensemble de descripteurs sous forme de distributions des réponses des fonds marins. Pour la prise en compte de la dépendance à la rasance, une mesure de similarité basée sur la divergence de Kulback-Leiber est pondérée par un terme angulaire représentant les différents fonds sur les différents secteurs angulaires.

2.5.2 Influence de la rasance sur les attributs de texture

Pour montrer l'influence de l'angle de rasance sur les attributs de texture, deux attributs sont analysés : l'entropie estimée à partir de la *MC* et l'énergie du spectre d'amplitude estimée à partir de la transformée de Fourier. Les deux attributs sont estimés pour deux types de fonds texturés représentés sur la figure 2.6 a_1 et 2.6 b_1 , une zone de rides de sable et une zone rocheuse. La figure 2.6 a_2 et 2.6 b_2 représentent l'entropie calculée à partir des *MC* respectives des deux zones ; la figure 2.6 a_3 et 2.6 b_3 représentent l'énergie du spectre.

La figure 2.7 montre l'évolution moyenne de l'entropie et de l'énergie en fonction de la portée pour les deux types de fond présentés sur la figure 2.6 a_1 et 2.6 b_1 . Pour chaque valeur de la portée, la courbe représente la valeur moyenne de l'attribut calculée sur l'ensemble des lignes. Ces courbes montrent une dépendance significative de la valeur de l'attribut (entropie ou énergie) en fonction de la portée qui peut conduire à une classification ambiguë ; l'entropie pour un fond de type sable à une certaine portée peut être similaire à l'entropie d'un fond rocheux à une autre portée.

2.5.3 Attributs calculés à partir de l'analyse spectrale

La figure 2.8 représente le résultat du filtrage en quatre bandes spectrales obtenues par le principe détaillé sur la figure 2.3 pour quatre types de fond : posidonie, rides de sable, roche et sable fin. La première colonne de la figure 2.3 représente les imagerie des quatre types de fond, la taille des imagerie est de 128x128 pixels. La seconde colonne représente les spectres de Fourier respectifs de chaque type de fond en échelle logarithmique. La troisième colonne représente l'énergie

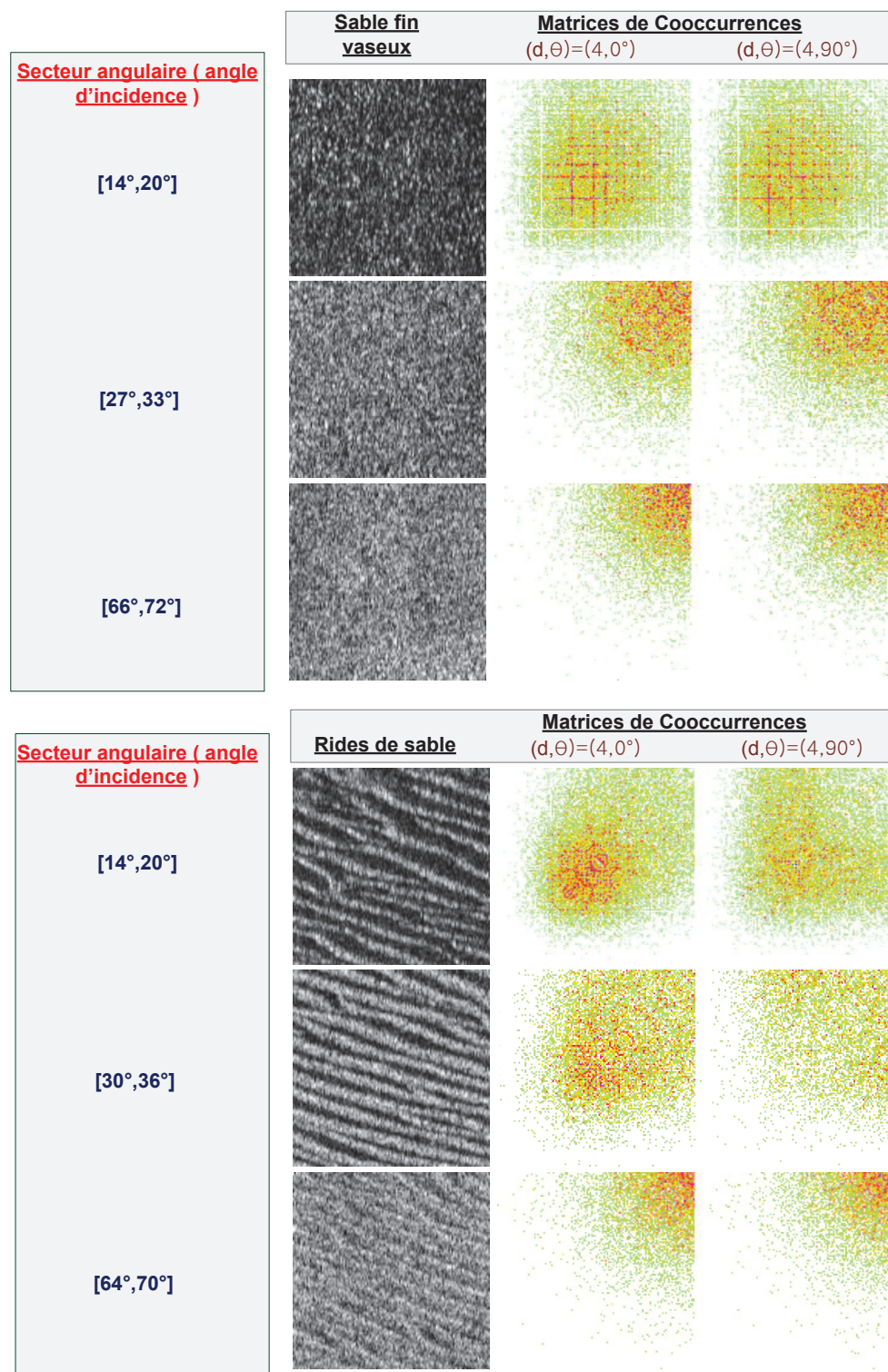


FIGURE 2.5 : Représentation de deux MC pour des valeurs $(d,\theta) = (4,0^\circ)$ et $(4,90^\circ)$ pour deux textures : sable fin vaseux et rides de sable selon trois secteurs angulaires différents.

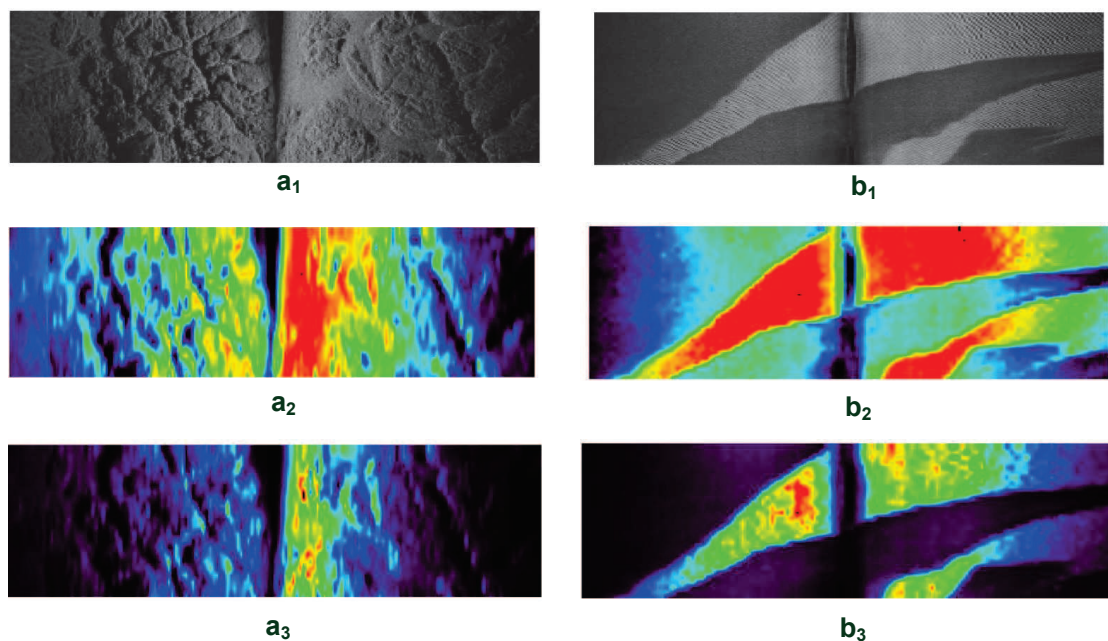


FIGURE 2.6 : Énergie du spectre de Fourier et entropie de deux textures : a_1 -Roche ; b_1 -Rides et sable, a_2 - et b_2 - représentent l'entropie calculée à partir des matrices de cooccurrences ; a_3 - et b_3 - représentent l'énergie du spectre de Fourier.

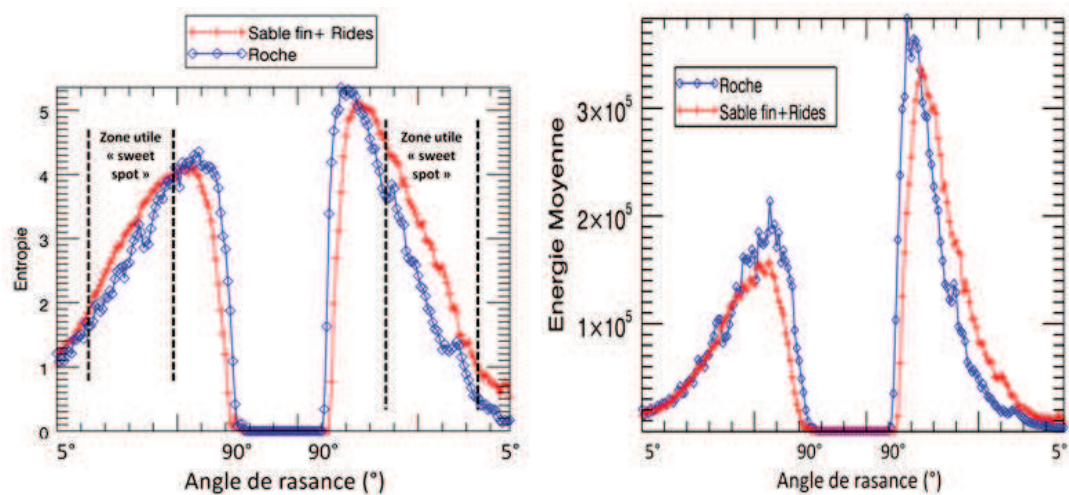


FIGURE 2.7 : Profil Horizontal moyen de l'entropie (à gauche) et de l'énergie du spectre (à droite) pour la roche et les rides de sable en fonction de l'angle de rasance.

basse fréquence (EBF). La quatrième et cinquième colonnes représentent l'énergie moyenne fréquence (EMF) pour deux filtres passe bande. La dernière colonne représente l'énergie haute fréquence (EHF) pour chaque imagerie de test. Les

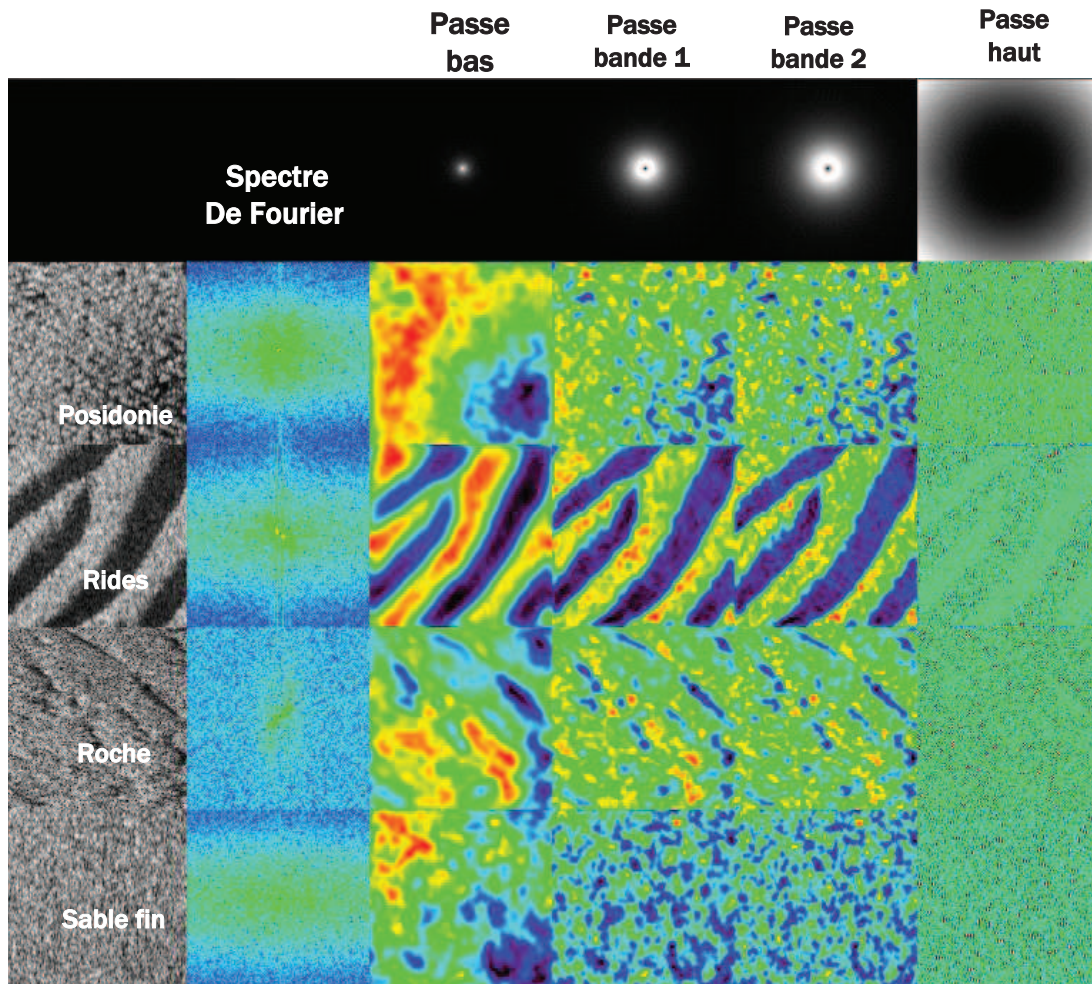


FIGURE 2.8 : Filtrage en quatre bandes spectrales par les étapes décrites sur la figure 2.3. Colonne1 : Image sonar des quatre types de fond marin : posidonie, rides, roche, sable fin. Colonne2 : Représentation en logarithme du module du spectre de Fourier, Colonne3 : Image filtrée par le filtre passe bas, Colonne 4 et 5 : Image filtrée par deux filtres passe bande, Colonne 6 : Image filtrée par le filtre passe haut.

attributs estimés après filtrage du module du spectre en trois bandes spectrales : basse (BF), moyenne (MF) et haute fréquence (HF) qui sont les l'énergie dans la bande basse fréquence (EBF), l'énergie dans la bande moyenne fréquence (EMF) et l'énergie dans la bande haute fréquence (EHF) sont calculées à partir des

filtres appliqués dans le domaine fréquentiel. Ces trois filtres sont caractérisés par les fréquences de coupure basse et haute en deux dimensions ($f_{(bf,x)}, f_{(bf,y)}$) et ($f_{(hf,x)}, f_{(hf,y)}$).

Dans le cas des textures des images sonar ; en tenant compte de la résolution spatiale du pixel de l'image sonar, les fréquences de coupure sont calculées de manière à révéler dans la bande HF les fonds marins de périodicité spatiale inférieure à $0.25m$ ce qui représente $4cycle/m$ ($1m/0.25m$) dans la bande MF, les périodicités spatiales comprises entre $0.25m$ et $1m$ donc entre $1cycle/m$ et $4cycles/m$ et dans la bande BF, les périodicités spatiales supérieures à $1m$ (supérieures à $1cycle/m$). Ainsi, les fréquences de coupure spatiales basses et hautes sont définies par les équations (2.15), sachant que la résolution (pour le sonar Klein 5000) dans le sens de la portée est de $0.03m$ (c'est-à-dire 1 pixel a une taille de $0.03m$ selon l'axe horizontal x) et la résolution dans le sens de l'avance du sonar est de $0.1m$ (c'est-à-dire 1 pixel a une taille de $0.1m$ selon l'axe vertical y) :

$$\left\{ \begin{array}{l} f_{(bf,x)} = \frac{0.25}{0.03} = 8.33 \text{ pixel/cycle} \\ f_{(bf,y)} = \frac{0.25}{0.1} = 2.5 \text{ pixel/cycle} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} f_{(hf,x)} = \frac{1}{0.03} = 33.33 \text{ pixel/cycle} \\ f_{(hf,y)} = \frac{1}{0.1} = 10 \text{ pixel/cycle} \end{array} \right. \quad (2.15)$$

2.5.4 Filtre directionnel proposé : exemples d'application

Comme nous l'avons détaillé dans la section 2.4.4 et sur la figure 2.4, le filtre directionnel proposé basé sur l'utilisation des deux équations (2.13) et (2.14) caractérisent l'anisotropie de la distribution de l'énergie de la texture dans le domaine spectral.

La figure 2.9 représente un exemple d'application du filtre directionnel proposé sur quatre types de texture. Les deux première textures (D_{37} et D_{38}) sont issues de l'album de Brodatz qu'on peut trouver sur le site suivant :

<http://sipi.usc.edu/database/?volume=textures>.

Les deux autres textures sont issues des images sonar latéral, une représente

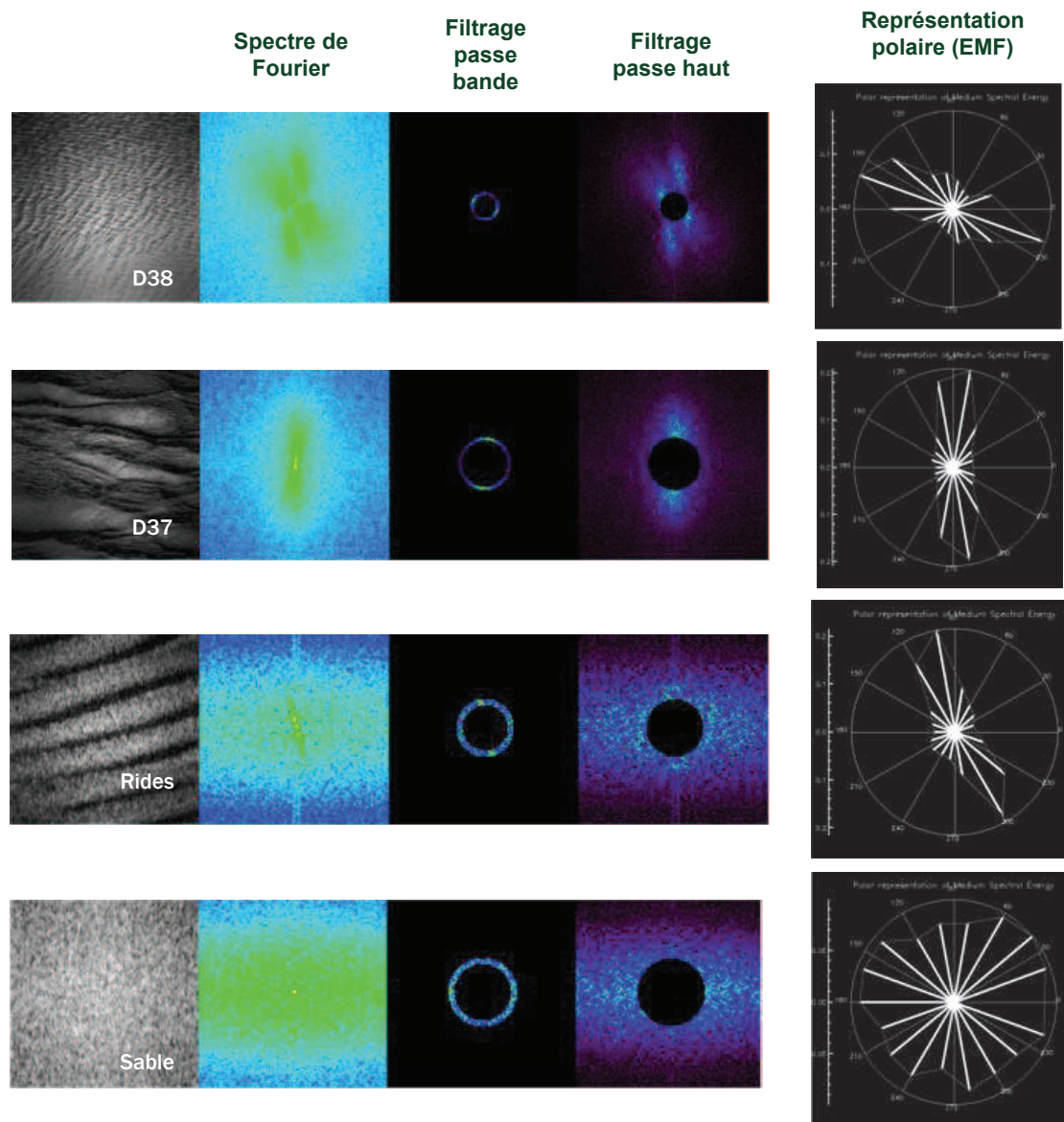


FIGURE 2.9 : Application du filtre directionnel proposé sur 4 types de texture : deux de l'album de Brodatz (D_{37} et D_{38}) et deux autres représentent des images sonar latéral : rides et sable fin.

des rides de sable et l'autre du sable fin. Nous avons représenté le spectre de Fourier de chaque texture sur la 2 colonne de la figure 2.9, sur la 3 colonne les annaux représentent l'énergie présente dans les moyennes fréquences, la 4 colonne représente l'énergie présente dans les hautes fréquences. Enfin, la dernière colonne représente une représentation en coordonnées polaires de l'énergie des fréquences moyennes (EMF). D'après cette colonne, nous constatons que les textures (D_{37} , D_{38} et les rides) qui présentent une certaine périodicité du motif qui la constitue se traduit par une distribution de son énergie selon des directions particulières. Contrairement au sable fin où la distribution de l'énergie ne prend pas une direction privilégiée et présente une courbe plus au moins uniforme pour sa représentation en coordonnées polaires. Cela peut être justifié de part par la nature des textures (motifs périodiques ou aléatoires) et d'autre part par la dépendance à la rasance des valeurs des attributs estimés sur ces textures.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les outils nécessaires pour exploiter l'information donnée par les images sonar latéral. Le mode d'acquisition des images par un sonar latéral favorise l'apparition de textures. Ainsi, nous avons présenté les différentes approches d'analyse de textures. Par la suite, nous nous sommes penchés sur les techniques utilisées précisément pour les images sonar. Nous avons conclu ce chapitre par une discussion sur les différents attributs calculés dans ce travail et leur exploitation pour les approches de segmentation. Nous avons montré la dépendance à la rasance des valeurs des attributs estimés à partir de la *MC* et de l'analyse spectrale. Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art des différentes approches de segmentation des images sonar latéral.

Chapitre 3

État de l’art des méthodes de segmentation des images sonar

3.1 Introduction

La segmentation est une étape importante dans une chaîne de traitement d’images. Elle consiste à partitionner une image en régions homogènes selon des critères de similarité. Les méthodes de segmentation existantes dans la littérature peuvent être regroupées en deux familles, selon que l’on exploite l’information d’un pixel, ou d’une région :

- Approche pixel : dans ce cas chaque pixel de l’image est associé à une classe donnée à partir de descripteurs locaux calculés sur l’image. Les techniques de seuillage d’histogramme et l’application de filtres détecteurs sont souvent utilisées pour ces approches. Les méthodes utilisées dans ce cas sont généralement basées sur un calcul de distance minimale. Comme exemples d’algorithmes utilisés dans cette approche, on peut citer la segmentation par approche neuronale ([ZMG94](#)) bayésienne et markovienne ([CTM⁺98](#)) ([Mig00](#)).
- Approche région : les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d’une première partition de l’image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de

méthodes de type décomposition/fusion (ou split and merge en anglais) (LCD98) ; soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions (TTMG12). Des approches de segmentation basée région dites variationnelles sont appliquées sur des images sonar par les auteurs (LP05) et (KFBA10).

Les images optiques sont généralement acquises avec une acquisition équivalente pour tous les pixels, par contre les images de réflectivité acquises par les systèmes acoustiques dépendent fortement des variations environnementales et instrumentales. Ainsi, une dépendance significative de la valeur de chaque pixel en fonction de l'angle de rasance de l'onde acquise est constatée. Pour cela, une adaptation des algorithmes de segmentation appliqués sur des images optiques doit être faite pour traiter des images sonar. Dans la littérature deux familles d'approches peuvent être distinguées pour la segmentation des images sonar : les approches paramétriques et les approches non-paramétriques.

3.2 Approches paramétriques de segmentation

Ce type d'approche essaye de trouver des modèles paramétriques qui reflètent au mieux la distribution marginale de l'énergie rétrodiffusée par le fond marin. Les algorithmes de segmentation appliqués dans ce cas, nécessitent tout d'abord une calibration du sonar en corrigeant les données des artefacts liés à la propagation de l'onde acoustique et aux caractéristiques du système sonar. Ainsi, une connaissance précise du système et des conditions d'acquisition (géométrie d'acquisition, mouvement du bateau : tangage, lacet et roulis, mesures de célérité, salinité, pression et température, etc) est primordiale pour avoir de bons résultats de segmentation.

Les modèles les plus utilisés sont le modèle de Rayleigh, Weibull, la loi Γ et la loi K (Dug97) (HBL03) (CB05). Dans (Dug97) un modèle de réflectivité gaussien dans les paramètres dépendent de l'angle d'incidence est introduit. Dans (CB05), la loi

K a montré une bonne capacité et robustesse à modéliser les données expérimentales pour deux systèmes sonar à haute résolution (le multifaisceau EM 1000 et le sonar latéral DF 1000). De plus, cette loi permet une interprétation physique du phénomène de rétrodiffusion et montre l'intérêt de son utilisation dans un contexte d'identification des fonds marins. En particulier, ses deux paramètres permettent une description énergétique et texturale du fond étudié. Les deux paramètres de la loi K sont le paramètre d'échelle μ , estimé par la moyenne de l'intensité rétrodiffusée. Ce paramètre a montré un potentiel intéressant dans la classification des fonds marins (CB05). Le second paramètre de la loi K est le paramètre de forme ν . Ce dernier permet une plus grande flexibilité dans la forme de la distribution que la classique distribution de Rayleigh disposant d'un seul paramètre d'échelle. Ce paramètre est totalement indépendant de la moyenne, il porte donc une information de structure et il est proposé comme mesure de rugosité ou de désordre (Oli89). En outre, l'évolution angulaire du paramètre décrivant la forme de la loi K montre une variété du comportement discriminant du type de fond. Ainsi, un modèle de la dépendance angulaire du paramètre de forme a été étendu en tenant compte des caractéristiques du système d'acquisition et des caractéristiques d'une grande diversité de fond.

L'auteur (Kar07) utilise une somme pondérée de la divergence de Kullback-Leibler entre des attributs de textures pour la segmentation supervisée et non-supervisée des textures. Cette somme pondérée est adaptée pour les images sonar par l'ajout d'un terme tenant compte de la dépendance angulaire du signal rétrodiffusé par le fond.

Les approches paramétriques de segmentation partent du même principe de correction des données. Le processus de correction est basé sur l'équation énergétique du sonar, mais les particularités d'acquisition des systèmes amènent à des moyens de corrections différents. De plus, des hypothèses de zones homogènes et peu variables en altitude sont supposées pour ce type d'approche. Pour être indépendant des corrections appliquées sur le système d'acquisition, des approches non-paramétriques sont proposées dans la littérature. Ces dernières exploitent directement les images brutes sans application de prétraitements particuliers.

3.3 Approches non-paramétriques de segmentation

Ces approches utilisent les techniques classiques développées en traitement d'image optique ou radar. Elles se basent principalement sur la mesure de similarité entre les attributs calculés à partir des images sonar. Comme nous l'avons montré dans le chapitre 2, plusieurs attributs sont calculés à partir des images sonar pour discriminer entre les types de fond. Les statistiques du premier ordre estimées à partir de l'histogramme de l'image sont utilisées par (LTL87). D'autres travaux comme ceux de (BPR98) (PTR⁺98) et (BGS09) se basent sur les statistiques du second ordre (matrices de cooccurrences). Pour les auteurs (TS95) (Ker07) une analyse spectrale des images sonar (Transformée de Fourier, paquets d'ondelettes, filtrage de Gabor, etc.) est exploitée. La capacité de ces attributs à discriminer les textures de fonds marins a été montrée dans plusieurs travaux comme ceux de (PTR⁺98) (Ker07) et (KFBA09).

3.4 Algorithmes de segmentation

De nombreux algorithmes de segmentation existent dans la littérature (DHS01). Deux catégories peuvent être distinguées : les algorithmes supervisés et les algorithmes non-supervisés. Dans le cas des algorithmes supervisés la notion de l'information apportée par un expert sur le type et le nombre de classes est préalablement connu. Par contre pour les algorithmes dits non-supervisés aucune indication sur la nature de la classe qu'on traite, le nombre de classes peut être préalablement connu ou non.

3.4.1 Cas supervisé

Dans le cas supervisé, les classes d'appartenance des données sont connues. Le recherche de frontières entre les classes se fait généralement par la recherche d'une

fonction discriminante. L'apprentissage supervisé utilise une base d'apprentissage et une autre base de test. La base d'apprentissage sert à déterminer une fonction appelée fonction de prédiction, qui à une nouvelle entrée des données lui associe une classe. Le but d'un algorithme d'apprentissage supervisé est donc de généraliser pour des entrées inconnues ce qu'il a pu « apprendre » grâce aux données déjà traitées par des experts. La base de test permet de vérifier le bon apprentissage. Selon (DHS01), les approches de classification supervisée peuvent être regroupées en deux groupes :

- La recherche d'une partition de données par approches de nuées dynamiques comme les k -plus proches voisins,...
- La recherche de frontières et de fonctions discriminantes comme l'analyse discriminante linéaire, les SVM (Support Vector Machines)(Vap98).

Dans le cas de classification supervisée, plusieurs travaux de recherches peuvent être cités. Les auteurs (KFBA10) utilisent un algorithme de classification supervisée basée sur les contours actifs pour la segmentation des images sonar latéral, le même principe a été aussi traité par les auteurs (LP05) et (LP07). On note que les différents systèmes commerciaux pour la classification des fonds de mer, détaillés dans la section 1.5, comme RoxAnn et GeoTexture (module de classification de Geoacoustics) utilisent une approche supervisée. Par contre QTC MultiView offre lui un choix d'une approche de classification supervisée ou non-supervisée.

3.4.2 Cas non-supervisé

On parle d'apprentissage non supervisé ou de "clustering en anglais", dans le cas où le système ou l'opérateur ne disposent que d'exemples, mais non d'étiquettes, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés. Les algorithmes appliqués dans ce cas, doivent découvrir par eux-mêmes la structure plus ou moins cachée des données. L'algorithme doit partitionner les données selon les attributs disponibles de chaque entrée. Les critères de similarité sont généralement calculés selon une fonction de distance entre paires d'exemples.

Le segmentation des images sonar par des algorithmes non-supervisés est abordée

par plusieurs travaux. Les auteurs (PJSJ03) utilisent un algorithme non-supervisé basé sur les cartes auto-organisées de Kohonen pour la détection des pipelines dans des images sonar latéral. Les auteurs (Mig00) utilisent un modèle de Markov hiérarchique pour la segmentation automatique des images sonar. Pour les systèmes commerciaux de classification des fonds de mers, on peut citer le système OICclass qui lui offre la possibilité d'une classification supervisée et non-supervisée.

3.5 Exemples d'algorithmes non-supervisés

3.5.1 k -Moyennes (k -Means)

L'algorithme des k -Moyennes (k -Means en anglais) est un algorithme d'apprentissage non-supervisé dont le but est de diviser des observations en k partitions (clusters). Chaque classe est représentée par un prototype dont les coordonnées sont généralement calculées à partir de la moyenne des coordonnées des observations composant la classe. Chaque observation est affectée à la classe qui présente une distance minimale entre les coordonnées de l'observation et les coordonnées des prototypes. Les principales étapes de l'algorithme des k -Moyennes sont données dans l'algorithme 1.

Algorithme 1 : k -Moyennes

- 1 Choisir le nombre k de classes
 - 2 Choisir aléatoirement les positions initiales des prototypes des k classes
 - 3 Affecter les observations à une classe suivant un critère de minimisation de distance
 - 4 Une fois toutes les observations affectées, recalculer les k prototypes
 - 5 Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce que les coordonnées des prototypes restent stables.
-

3.5.2 Réseaux de neurones

Dans cette section nous présentons un aperçu historique sur l'évolution des réseaux de neurones. Ensuite nous donnons les principes de base des réseaux de neurones. Enfin, nous nous intéressons plus particulièrement aux réseaux de neurones compétitifs qui seront exploités dans notre travail.

3.5.2.1 Présentation générale

Un réseau de neurone est un modèle mathématique de calcul dont la conception est inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Les neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts furent les premiers à publier dès la fin des années 1950 les premiers travaux sur les réseaux de neurones. Ils constituèrent ensuite un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent que des réseaux de neurones formels simples peuvent théoriquement réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes. Ensuite ce modèle simplifié est développé pour avoir le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience appelé le Perceptron, à la suite des travaux de Donald Hebb et Franck Rosenblatt en 1957. Dans les années soixante-dix, la communauté scientifique apporte un coup dur sur les réseaux de neurones et montre les limitations théoriques du Perceptron, et plus généralement des classifieurs linéaires, notamment l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires. Ce n'est qu'en 1982 que John Joseph Hopfield donna un nouveau souffle aux réseaux de neurones en publiant un article introduisant un nouveau modèle de réseau de neurones (complètement récurrent) appelé par la suite le modèle de Hopfield. Par la suite des modèles neuronaux plus aboutis comme le Perceptron multicouche (en anglais Multi layer Perceptron) ont été développés dès 1986 par les travaux de Rumelhar et LeCun ; les cartes auto adaptatives ou auto-organisées (en anglais Self-Organizing Maps (SOM)), ou encore cartes de Kohonen du nom du statisticien ayant développé le concept en 1984.

3.5.2.2 Notions de base : neurone biologique et neurone formel

Un neurone formel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique représenté sur la figure 3.1. Il possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui correspondent respectivement aux dendrites et au cône d'émergence du neurone biologique (point de départ de l'axone : ou fibre nerveuse, qui est le prolongement du neurone qui conduit le signal électrique du corps cellulaire vers les zones synaptiques). Les actions excitatrices et inhibitrices des synapses sont représentées, la plupart du temps, par des coefficients numériques (les poids synaptiques) associés aux entrées. Les valeurs numériques de ces coefficients sont ajustées dans une phase d'apprentissage. Dans sa version la plus simple, un neurone formel calcule la somme pondérée des entrées reçues, puis applique à cette valeur une fonction d'activation, généralement non linéaire. La valeur finale obtenue est la sortie du neurone.

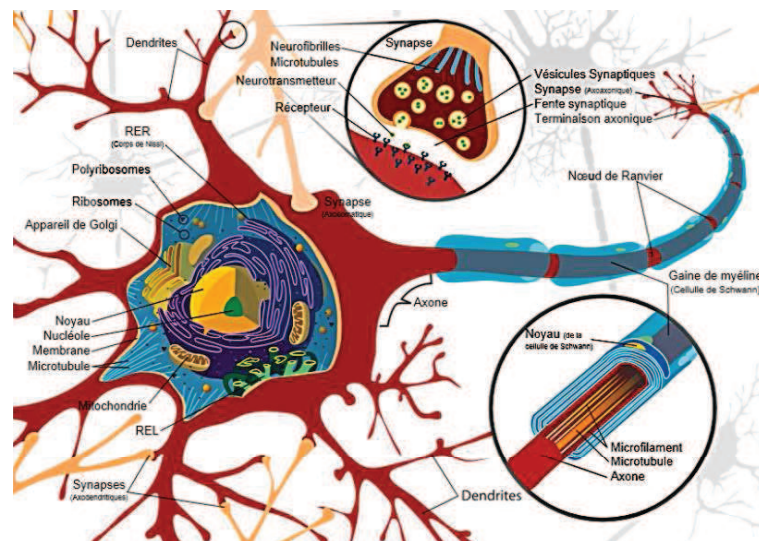


FIGURE 3.1 : Neurone biologique.

(http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Complete_neuron_cell_diagram_fr.svg).

Sur la figure 3.2, nous représentons un schéma explicatif du neurone formel, dont la sortie est une somme pondérée des signaux reçus en entrées à laquelle on applique une fonction seuil notée f_a de seuil b dite fonction d'activation (fonction d'Heaviside de seuil b), afin d'obtenir une sortie de type $(0, 1)$. On considère le cas général d'un neurone formel à p entrées, auquel on doit donc soumettre les entrées (ou signaux,

ou encore stimuli) notées à $X^1, X^2, \dots, X^p$. Un modèle de neurone formel est une règle de calcul qui permet d'associer à ces entrées une sortie Y . La formulation mathématique est la suivante :

$$Y = f_a\left(\sum_{i=1}^p w_i X^i - b\right) \quad (3.1)$$

La fonction d'activation f_a peut prendre plusieurs formes (seuil, linéaire, sigmoïde, compétitive,...)(voir les exemples donnés dans le tableau 3.1). Pour le seuil b noté parfois w_0 , il peut être intégré à la somme des poids synaptiques w_i .

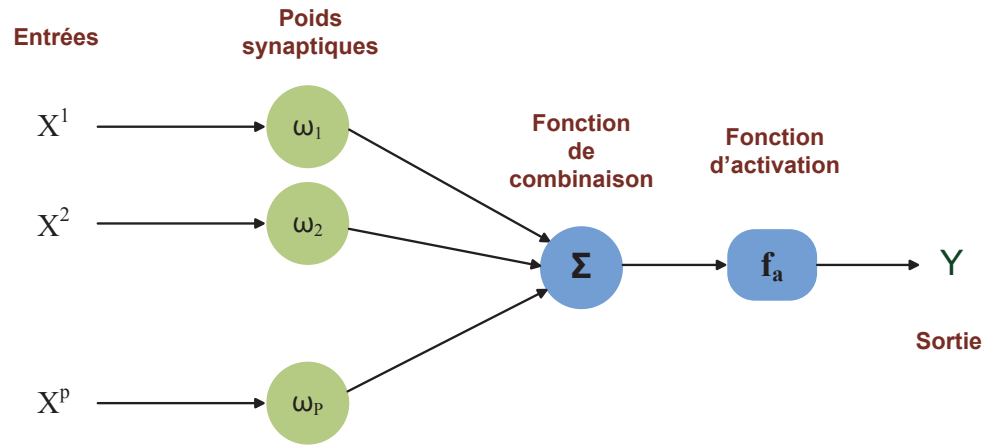


FIGURE 3.2 : Le neurone formel.

Nom de la fonction d'activation	Définition mathématique
Seuil	$f_a = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
Linéaire	$f_a = x$
Sigmoïde	$f_a = \frac{1}{(1+\exp^{-x})}$
Compétitive	$f_a = \begin{cases} 1 & \text{si } x \text{ est maximal} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

TABLE 3.1 : Exemples de fonctions d'activation (fonctions de transfert) du neurone formel de l'équation (3.1).

3.5.3 Réseaux de neurones compétitifs : Cartes auto-organisées de Kohonen

Cette section sera consacrée à une grande famille de réseaux de neurones : les cartes topologiques auto-organisées. Ces dernières font partie de la famille des modèles dits à «apprentissage compétitif non-supervisé».

Les premières expériences dans le domaine de l'apprentissage compétitif proviennent des travaux de (Mon75) et (VDM73) dans les années 1970. Ces derniers proposent des filtres qui effectuent en parallèle l'analyse d'une même observation. Ainsi, la réponse produite par chaque filtre est différente, et l'un des filtres qu'on appelle le «vainqueur» produit une réponse supérieure aux autres. L'apprentissage compétitif favorise alors ce filtre, et cherche à le rendre plus sensible encore à l'observation qu'il vient de «gagner». La même opération est itérée pour toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage jusqu'à stabilisation des valeurs attribuées aux différents filtres. Chacun des filtres est, à ce stade, rendu sensible à un ensemble de caractéristiques communes à une partie des observations étudiées : il se transforme en détecteur de caractéristiques.

Lors de l'étude sur le fonctionnement du cerveau humain, les biologistes ont remarqué que les activités comme la vision, la parole et l'ouïe sont liées à des surfaces spécifiques du cortex cérébral. Ces surfaces sont ordonnées de façon à sauvegarder la topologie de leurs capteurs sensoriels. Par exemple, Weisel et Hubel (1963) ont démontré que deux zones proches dans le cortex visuel correspondent à deux zones proches dans la rétine (WH⁺63).

Suivant le même concept des filtres de l'apprentissage compétitif et du fonctionnement du cortex cérébral, les cartes topologiques ou cartes auto-organisées ont été introduites pour la première fois par Teuvo Kohonen en 1981. Les premiers modèles cherchaient tout particulièrement à représenter des données multidimensionnelles. Les applications visées devaient pouvoir concerner des masses de données de grandes dimensions. Afin de répondre à ces critères, la visualisation par cartes topologiques envisagée par Kohonen cherche, par apprentissage à partir des données, à partitionner l'ensemble des observations disponibles en groupements similaires.

Les groupements proposés possèdent la particularité caractéristique d'avoir une structure de voisinage qui peut être matérialisée à l'aide d'un espace discret que l'on appelle « carte topologique ». Cette carte topologique est souvent un treillis de faible dimension (1D, 2D, 3D) sur lequel le modèle d'apprentissage prend en considération la notion de voisinage.

3.5.3.1 Principe de fonctionnement des cartes topologiques de Kohonen

Une carte auto-organisée est un type de réseau de neurones artificiel compétitifs composé souvent de deux couches de neurones. La première couche sert uniquement à représenter les observations de l'espace des entrées. Chaque observation x est décrite par un vecteur à p attributs $x_i = (x_1^i, \dots, x_p^i)$. La seconde couche représentant la couche de compétition, est structurée en un treillis de neurones. L'algorithme SOFM (Self-Organizing Feature Maps) proposé par Kohonen (Koh82) cherche à projeter l'espace des observations noté $\mathcal{E}$ sur un espace discret de faible dimension. L'espace de projection est appelé carte qu'on notera $\mathcal{R}$. Cette carte est constituée d'un ensemble de neurones interconnectés, les liens entre ces neurones se faisant par l'intermédiaire d'une structure de graphe appelée les poids synaptiques notés W . Cette structure de graphe induit à deux notions principales dans l'algorithme d'apprentissage des cartes de Kohonen, la distance D et le voisinage entre les neurones noté par V .

Pour chaque paire de neurones (i, j) de la carte $\mathcal{R}$, la distance $D(i, j)$ est définie comme étant la longueur du plus court chemin entre i et j sur le graphe $\mathcal{R}$. Pour chaque neurone i la notion du voisinage V d'ordre r est donnée comme suit : $V(r) = \{j \in \mathcal{R}, D(i, j) \leq r\}$. Sur la figure 3.3, nous représentons les deux notions qui caractérisent la topologie d'une carte de Kohonen à savoir le voisinage et la distance discrète entre des neurones de la carte.

Dans la pratique, la notion de voisinage $V(i, j)$ peut être introduite à l'aide des fonctions noyaux positives et symétriques. Ces fonctions permettent d'introduire des zones d'influence autour de chaque neurone. Pour la distance $D(i, j)$, elle

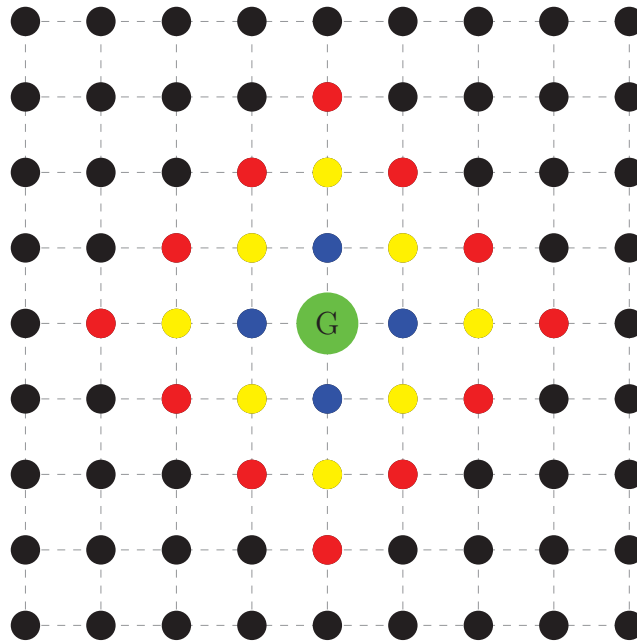


FIGURE 3.3 : Représentation de la topologie discrète d'une carte de Kohonen à deux dimensions constituée de 9x9 neurones. Le neurone centrale en vert représente le neurone "vainqueur" noté (G) sur le graphe. Les neurones bleus présentent le voisinage d'ordre 1 noté par $V(1)$, en jaune le voisinage d'ordre 2 noté par $V(2)$, en rouge le voisinage d'ordre 3 noté par $V(3)$

permet de faire varier l'influence d'un neurone donné autour de son voisinage, ce qui est quantifié par la fonction $V(D(i,j))$. Plusieurs noyaux peuvent être utilisés, sur la figure 3.4 deux types de fonctions sont représentées : une fonction de type seuil et une autre de type gaussien. Dans le cas de la fonction de voisinage à seuil, les neurones du voisinage ont la même influence, en dehors ils n'en ont aucune. Par contre, pour la fonction de voisinage de type gaussien, l'influence entre deux neurones dépend de la distance entre ces derniers. Kohonen (Koh01) exige l'utilisation de fonctions décroissantes et monotones pour assurer la convergence de l'algorithme d'apprentissage.

3.5.3.2 Algorithme d'apprentissage de Kohonen (SOFM)

L'idée de base de l'algorithme de Kohonen est de discrétiser un espace de grande dimension. Pour ce faire, un algorithme d'apprentissage est utilisé. Ce dernier, minimise une fonction coût. Cette fonction cherche de manière itérative à trouver

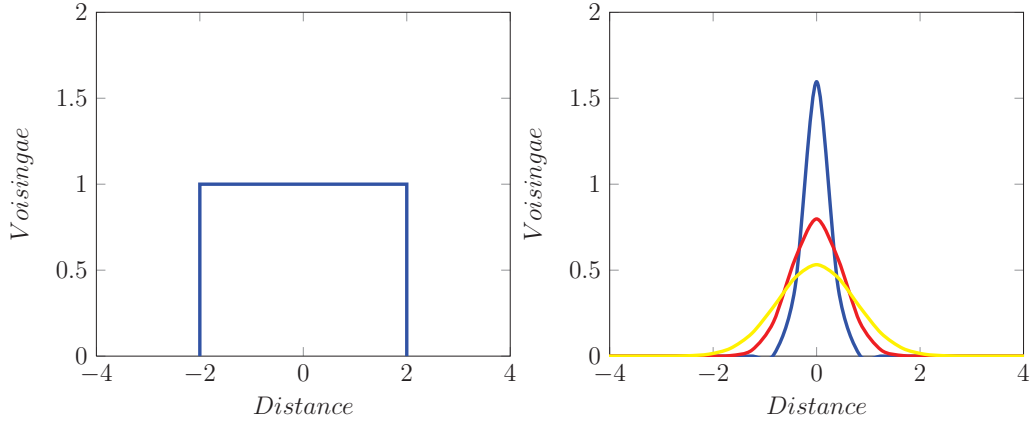


FIGURE 3.4 : Fonction de voisinage à seuil (à gauche) et fonction de voisinage de type gaussien (à droite).

sur la carte les neurones les plus représentatifs d'un groupe de données de l'espace d'entrée. Ainsi, chaque neurone représente une partie de l'espace des observations. L'algorithme de Kohonen peut se résumer à ces étapes suivantes :

- Phase d'initialisation

Dans cette étape de l'algorithme, on choisit la taille et la structure de la carte (ce choix sera discuté plus tard), on initialise les poids synaptiques W (généralement de manière aléatoire), et on fixe le nombre d'itérations T_{max} .

- Phase d'affectation

Dans cette étape, on calcule la distance euclidienne de chacun des neurones par rapport à chaque vecteur de l'espace des observations en utilisant le critère de minimisation en distance euclidienne, et on affecte ce vecteur au neurone donnant une réponse maximale.

$$\min(x_i - w_{i,j})(x_i - w_{i,j})^T \quad (3.2)$$

x_i : vecteur d'entrée, $w_{i,j}$: poids synaptiques de la connexion entre le neurone i et le neurone j de la carte,

$i = 1, n$: dimension du vecteur d'entrée x ,

$j = 1, mxm$: indice du neurone sur la carte de Kohonen de taille mxm ,

T : matrice transposée.

- Phase de mise à jour

Il s'agit de mettre à jour toutes les valeurs des poids synaptiques w , en prenant en compte les états précédents des poids et du voisinage du neurone concerné, l'équation (3.3) résume la phase de mise à jour :

$$w_{(i,j)}^{t+1} = w_{(i,j)}^t + \alpha(t)V_{(i,j^*)}(t)(x_i - w_{(i,j)}^t) \quad (3.3)$$

x_i : vecteur d'entrée, $w_{(i,j)}^t$: poids synaptiques de la connexion (i, j) à l'itération t ,

$w_{(i,j)}^{t+1}$: poids synaptiques de la connexion (i, j) à l'itération $t + 1$,

$\alpha(t)$: taux d'apprentissage,

$V_{(i,j^*)}$: fonction de voisinage autour du neurone gagnant j^*

- Phase itérative

La phase itérative permet d'atteindre le nombre d'itérations T_{max} pour assurer une convergence de l'algorithme d'apprentissage. La convergence de l'algorithme se traduit par un état stable des neurones.

Les étapes de l'algorithme SOFM sont détaillées dans l'algorithme 2.

Algorithm 2 : Cartes auto-organisée de Kohonen.

- 1 Initialisation aléatoire des poids pour la première itération
- 2 Un vecteur de l'espace d'entrée x_i est choisi aléatoirement et présenté à l'entrée du réseau
- 3 Calcul de la distance euclidienne de chacun des neurones par rapport au vecteur d'entrée x_i présenté
- 4 Sélection du neurone gagnant j^* minimisant le critère de distance suivant :

$$\min(x_i - w_{i,j})(x_i - w_{i,j})^T$$

Mise à jour des poids des neurones de la carte pour l'itération suivante :

$$w_{(i,j)}^{t+1} = w_{(i,j)}^t + \alpha(t)V_{(i,j^*)}(t)(x_i - w_{(i,j)}^t)$$

- 5 Retour à l'étape 2 tant qu'un nombre d'itérations T_{max} n'est pas atteint.
-

3.5.3.3 Choix des paramètres de l'algorithme SOFM

Les performances de l'algorithme de Kohonen dépendent essentiellement de deux paramètres de l'équation (3.3) : le taux d'apprentissage $\alpha(t)$ et la fonction de voisinage $V_{(i,j)}(t)$. Mais aussi de la structure de la grille choisie et de sa taille qui représente le nombre de neurones de la carte. Dans cette section, nous discutons sur ces différents paramètres qui influencent considérablement l'apprentissage de l'algorithme de Kohonen.

- **Fonction de voisinage**

Dans la littérature, plusieurs types de fonctions de voisinage peuvent être utilisées : fonction à seuil, fonction gaussienne ou exponentielle décroissante. Le critère posé par Kohonen pour la convergence de son algorithme exige des fonctions décroissantes et monotones. Sur la figure 3.5, nous représentons deux types de fonctions de voisinage qui vérifient bien le critère de Kohonen, une fonction gaussienne (3.4a) et une autre exponentielle décroissante (3.4b).

D'après Kohonen (Koh82), la convergence du processus d'apprentissage exige que la fonction de voisinage $V(i, j)(t) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow T_{max}$ (nombre d'itérations).

$$V_{(i,j)}(t) = \exp\left(-\frac{D(i, j)^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (3.4a)$$

$$V_{(i,j)}(t) = \exp\left(-\frac{D(i, j)}{2\sigma_t}\right) \quad (3.4b)$$

L'écart type $\sigma(t)$ de la fonction de voisinage de l'équation (3.4) est aussi une fonction décroissante et monotone, afin d'assurer la convergence de l'algorithme. La fonction utilisée dans ce travail est donnée par l'équation (3.5).

$$\sigma(t) = \sigma_0 \left(\frac{\sigma_{max}}{\sigma_0}\right)^{t/T_{max}} \quad (3.5)$$

σ_0 : généralement choisi égal à 0.5

σ_{max} : choisi égal à la moitié du nombre de neurones de la grille ($m/2$).

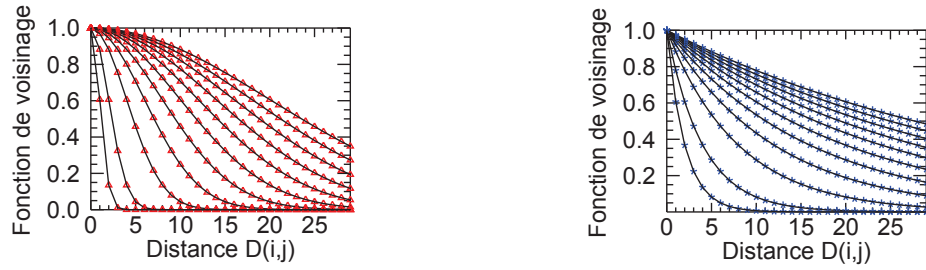


FIGURE 3.5 : Familles de fonctions noyaux utilisées pour gérer le voisinage d'un neurone de la carte ; l'axe des abscisses représente la distance sur la carte (longueur du plus court chemin sur le graphe entre les neurones). Les différentes courbes représentent la fonction pour des valeurs différentes du paramètre T (nombre d'itérations) : T prend les valeurs de 20 à 1 avec un pas de 2 ; à droite $V_{(i,j)}(t) = \exp(-\frac{D(i,j)^2}{2\sigma_t^2})$ et à gauche $V_{(i,j)}(t) = \exp(-\frac{D(i,j)}{2\sigma_t})$.

- **Taux d'apprentissage**

Le taux d'apprentissage $\alpha(t)$ est une fonction décroissante et monotone. Ainsi, les fonctions les plus utilisées dans la littérature sont données dans (3.6a) et (3.6b). Son rôle est très important dans le processus d'apprentissage, pour des valeurs trop petites, le modèle ne s'adapte pas assez aux données, et pour des valeurs trop grandes, le processus d'apprentissage risque une instabilité (pas de convergence). La première forme donnée par l'équation (3.6a) est une droite de pente décroissante et la seconde forme donnée par (3.6b) est une exponentielle de base a . (voir la figure 3.7).

$$\alpha(t) = \alpha_0 \left(\frac{1-t}{T_{max}} \right) \quad (3.6a)$$

$$\alpha(t) = \alpha_0 \left(\frac{\alpha_{max}}{\alpha_0} \right)^{t/T_{max}} \quad (3.6b)$$

$$\alpha_0 = 0.9$$

$$\alpha_{max} = 0.001.$$

- **Structure de la grille de l'algorithme SOFM**

La structure topologique de la carte de Kohonen n'est pas forcément une grille 2D. Elle peut être un vecteur 1D ou 3D. Généralement une grille 2D est utilisée. Ce choix peut s'expliquer par une facilité de représentation visuelle des données 2D (graphe, image...). La forme topologique peut être carrée, rectangulaire ou

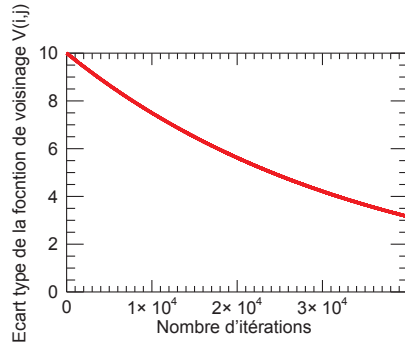


FIGURE 3.6 : Représentation de l'écart type σ_t de l'équation (3.5) de la fonction de voisinage $V_{(i,j)}(t)$.

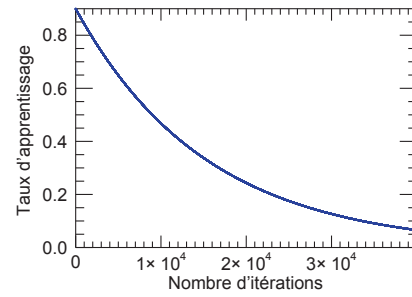


FIGURE 3.7 : Représentation du taux d'apprentissage $\alpha(t)$ de l'équation (3.6b).

hexagonale. Pour une grille carrée, chaque neurone (noeud) possède quatre voisins, par contre pour une grille hexagonale un neurone possède 6 voisins. Sur la figure 3.8 un exemple de deux types de grilles est donné : l'une de topologie carrée et l'autre de topologie hexagonale.

La taille de la grille est généralement désignée à priori. Le choix de sa taille influence le résultat final de l'apprentissage. Une grille beaucoup plus grande induit un sur-apprentissage de l'espace des observations avec un temps beaucoup plus important. Une grille beaucoup plus petite provoque un sous-apprentissage des données.

Dans la littérature, on distingue deux approches utilisées pour calculer la taille de la grille de Kohonen : une approche heuristique et une approche par analyse en composantes principales (ACP).

- Approche heuristique

Les auteurs (MMD10) et (Ves99) suggèrent une règle heuristique pour déterminer la taille de la carte de Kohonen basée sur le nombre d'échantillons à projeter sur la carte. Dans ce cas, la taille de la grille est déterminée par l'équation (3.7) :

$$K = \beta n^{0.54} \quad (3.7)$$

K : est la taille de la grille.

β : est une constante qui prend trois valeurs : $\beta = 0.2$ pour une grille de taille

petite ; $\beta = 1$ une grille de taille moyenne ; $\beta = 5$ pour une grille de grande taille.
 n : taille de l'échantillon d'entrée.

- Approche par ACP

La forme et la taille de la grille doit globalement suivre la forme du nuage de points de l'espace des observations. Une approche basée sur une analyse en composantes principales (ACP) est utilisée pour le calcul de la taille de la grille. Le principe de base est le suivant : après application de l'ACP sur les données d'entrée, il se trouve que plus de 90% de l'énergie de l'espace des observations est distribuée sur les deux ou trois axes principaux de l'ACP. Ainsi, la taille de la grille est le rapport entre les deux plus grandes valeurs propres. Si on suppose λ_1 et λ_2 les deux plus grandes valeurs propres après projection ACP des données. La taille K de la grille est ainsi donnée par l'équation (3.8).

$$K = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (3.8)$$

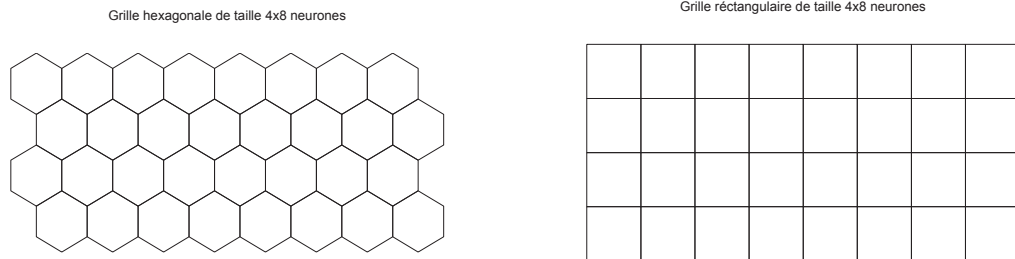


FIGURE 3.8 : Représentation d'une grille de Kohonen 2D de même taille (4x8 neurones) et de topologie différente (carrée et hexagonale).

3.5.4 Exemple de déroulement de l'algorithme de Kohonen

Sur la figure 3.9, nous présentons un exemple de déroulement de l'algorithme de Kohonen donné par l'algorithme 2. Un jeu de données composé de quatre variables

aléatoires gaussiennes de taille 1000 échantillons chacune. Nous représentons l'évolution de la carte de Kohonen en fonction du nombre d'itérations. Le nombre maximal d'itération est $T_{max} = 40000$, la fonction de voisinage $V(i, j)(t)$ utilisée dans ce cas est donnée par l'équation (3.4a). Pour le taux d'apprentissage $\alpha(t)$ et celui de l'équation (3.6b). La grille choisie est rectangulaire est de taille 8x8 neurones.

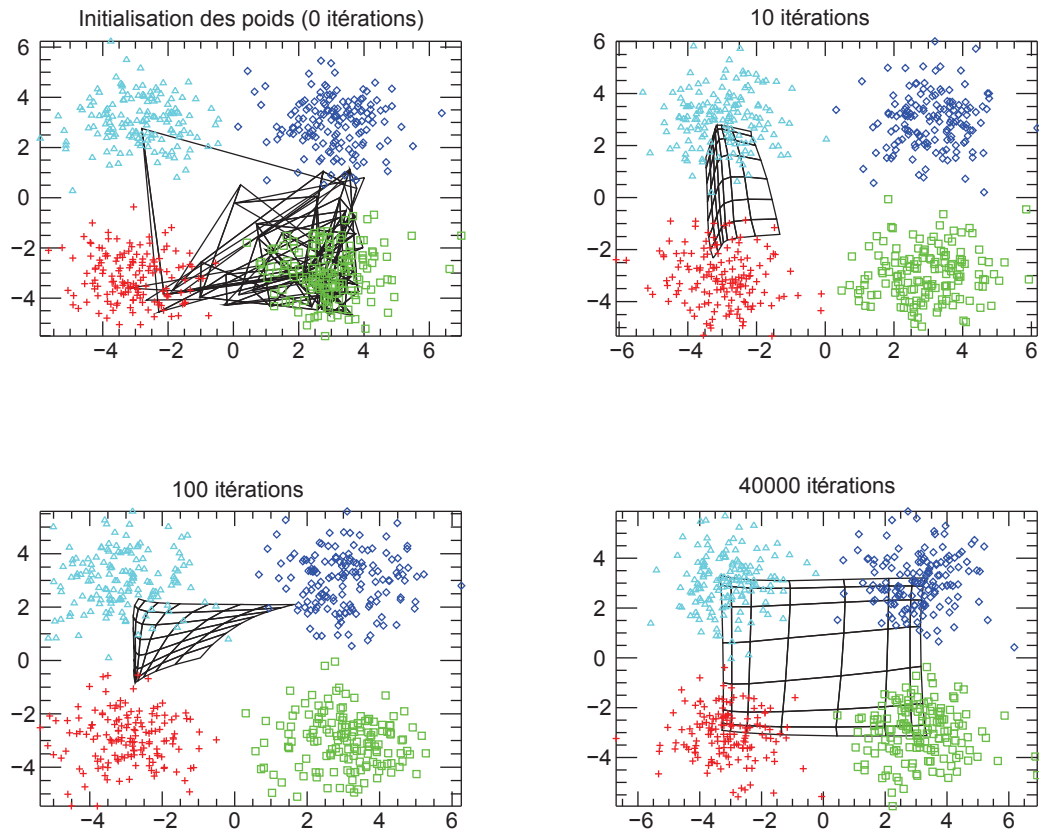


FIGURE 3.9 : Exemple de déroulement de l'algorithme de Kohonen pour l'apprentissage d'un jeu de données composé de quatre gaussiennes. De gauche à droite et de haut en bas les valeurs de T (nombre d'itérations) sont : $T=0$ (initialisation), $T=10$, $T=100$, $T=40000$ (convergence).

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé un état de l'art des méthodes de segmentation des images sonar. Deux approches se distinguent : les approches paramétriques et les approches non-paramétriques. Par la suite nous présentons des exemples d'algorithmes de segmentation. Nous nous intéressons aux approches non-supervisées et plus particulièrement aux réseaux de neurones compétitifs. L'algorithme de Kohonen qui est un type de réseaux de neurones compétitifs est adapté dans notre travail pour la segmentation des images sonar. Dans le chapitre suivant, nous détaillons notre approche proposée pour la segmentation des images sonar latéral.

Chapitre 4

Approche proposée de segmentation des images sonar latéral

4.1 Introduction

Dans l'optique de segmenter les images des sonars latéraux en différents types de fonds, il est généralement convenu de prétraiter les données pour s'affranchir des caractéristiques spécifiques des données sonars. Comme nous l'avons mentionné dans la section 1.6, les travaux antérieurs font apparaître deux approches. La première approche tente de remonter à l'indice de rétrodiffusion en corrigeant les données des artefacts produits par la propagation dans la masse d'eau (atténuation de l'onde acoustique) et par les caractéristiques du sonar (directivité de l'antenne, durée d'émission, mouvement du porteur, etc.). Cette approche nécessite ainsi une connaissance fine des caractéristiques du sonar et de ses conditions d'acquisition. La seconde approche vise à estimer une loi de variation des images soit en fonction du temps soit en fonction de l'angle de rasance soit une combinaison des deux. L'approche que nous proposons exploite directement les images sonar brutes. Le principe est de découper l'image selon la portée du sonar. Ce la permet de supposer l'invariance à la rasance des statistiques estimées. Pour gérer la continuité des classes entre les bandes un algorithme de réseaux de neurones compétitifs basé sur

les cartes auto-organisées est adapté. Le détail de chaque étape de l'approche est donnée dans ce chapitre.

4.2 Approche de segmentation proposée

Notre travail propose une approche originale dans laquelle aucun prétraitement n'est envisagé afin d'éviter des mesures des caractéristiques du sonar et des conditions de propagation ou l'estimation d'une loi décrivant la dépendance de l'énergie avec l'angle de rasance.

Le diagramme de la figure 4.1 présente les cinq étapes de l'algorithme proposé pour segmenter une image sonar latéral. Dans la suite, chaque étape de l'approche proposée est détaillée.

4.2.1 Découpage en bandes de l'image sonar

L'image des données brutes est séparée, dans le sens de la portée, en un ensemble de bandes de largeur restreinte qui se chevauchent comme le montre l'image sonar tribord de la figure 4.2. La bande centrale est choisie au centre de la zone dite "sweet spot" (Cha08). Dans cette zone de l'image, les angles de rasance sont intermédiaires, les niveaux de gris sont moyens et les textures sont aisément observables et le moins déformées géométriquement. Contrairement au début de portée où le signal est saturé et les textures sont généralement peu observables du fait d'angles de rasance se rapprochant de 90° . En fin de portée du sonar, les angles de rasance sont faibles, le RSB s'effondre et les textures subissent de fortes déformations géométriques.

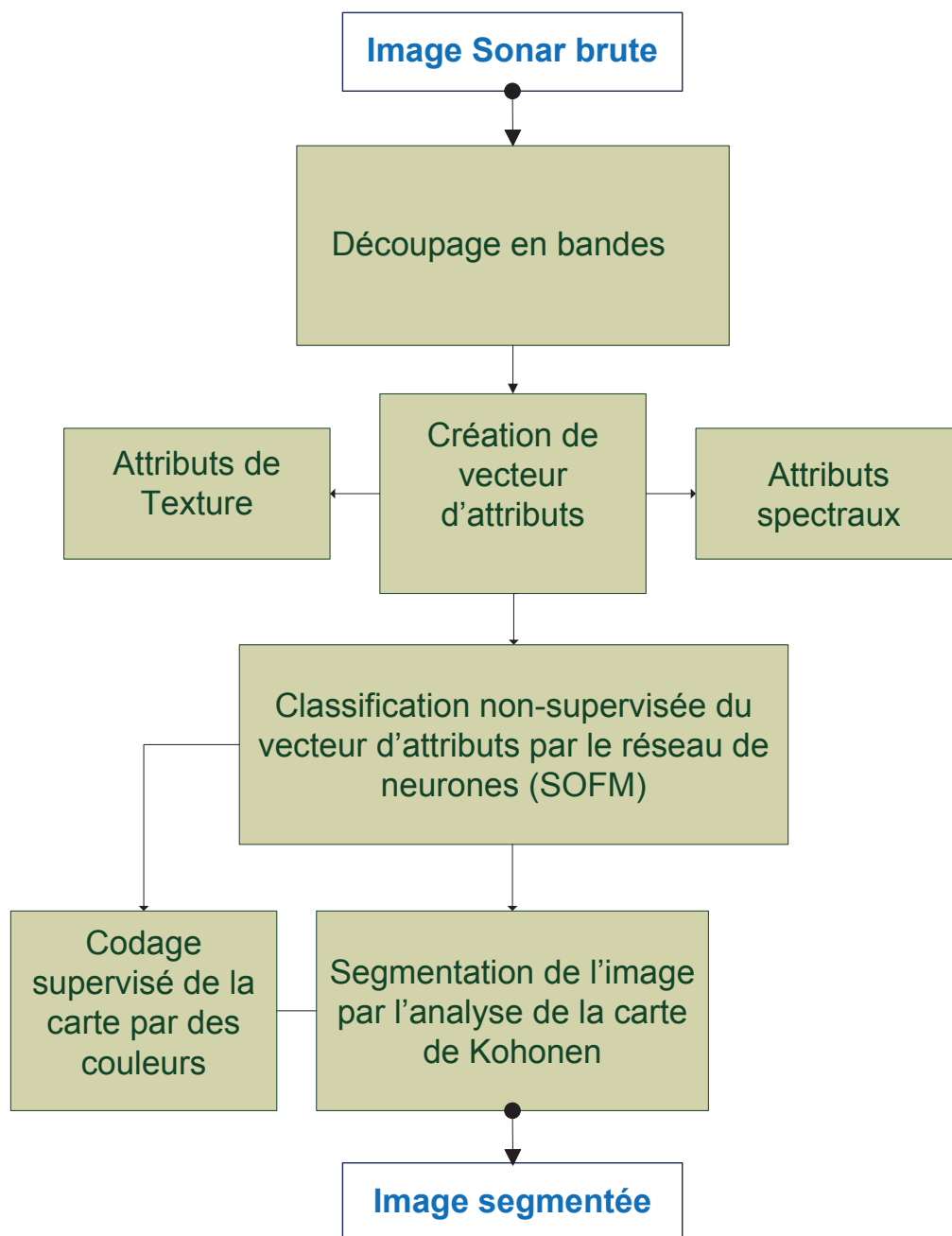


FIGURE 4.1 : Schéma synoptique de l'algorithme proposé pour la segmentation des images sonar latéral.

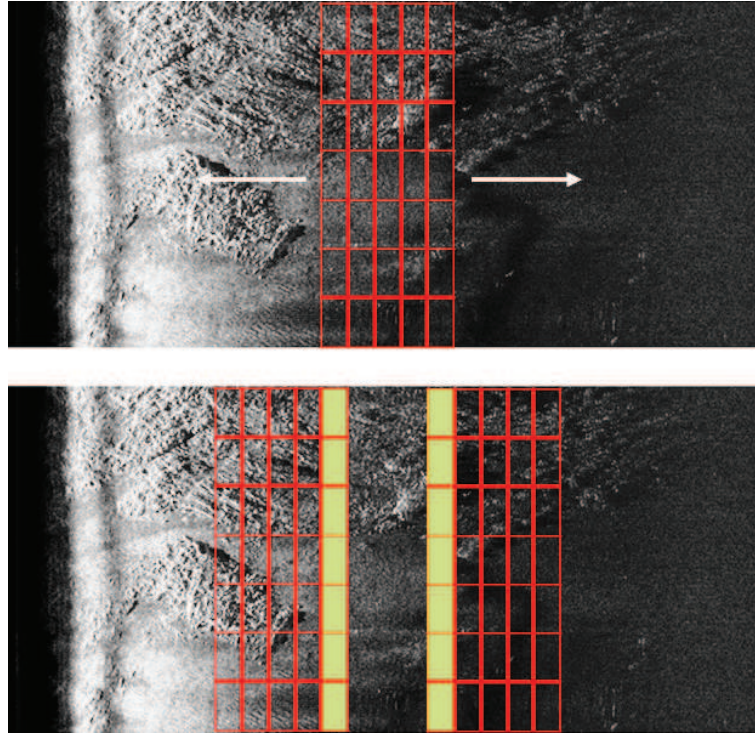


FIGURE 4.2 : Processus de découpage en bandes d'une image sonar latéral.

4.2.2 Création du vecteur d'attributs

La segmentation de l'image sonar ne s'appuie pas directement sur les niveaux de gris, mais sur des attributs extraits de l'image originale ou de sa représentation spectrale. Dans notre cas, l'image sonar brute est d'abord subdivisée en bandes verticales de 96 pixels de largeur. Sur chaque bande, les attributs de texture et spectraux que nous avons exposé dans le chapitre 2 sont estimés en utilisant une fenêtre d'analyse de taille 96x32 pixels avec un déplacement des fenêtres de 32x8 pixels.

Le vecteur d'attributs est composé de 57 attributs :

- 32 attributs de texture (8 attributs d'Haralick pour quatre directions différentes 0° , 45° , 90° , 135° avec une distance $d = 1$).
- 24 attributs spectraux : 6 attributs directement issus du spectre de Fourier, les autres attributs étant calculés à partir des filtres directionnels (DFB).
- Un attribut géométrique calculé à partir de l'altitude du sonar, en supposant que le fond est plat, en utilisant la formule de l'équation (4.1).

$$\theta = \arctan(\frac{H}{x_{sol}})(4.1)$$

θ : angle de rasance local en supposant que le fond est plat,
 H : altitude du sonar en m ,
 x_{sol} : distance sur l'image en prenant en compte la résolution azimutale du sonar.
 La liste de tous les attributs estimés dans ce travail sont résumés sur le tableau 4.1

Analyse de texture	
Type d'attribut	Nombre d'attributs
Kurtosis	4 (0°,45,90°,135°)
Facteur d'élongation	4
Entropie	4
Contraste	4
Homogénéité	4
Hétérogénéité	4
Corrélation	4
Max.de probabilité	4
Analyse spectrale	
Type d'attribut	Nombre d'attributs
Moyenne du spectre (Moy)	1
Variance du spectre (Var)	1
Énergie du spectre (E)	1
Énergie basses fréquences (EBF)	1
Énergie moyennes fréquences (EMF)	1
Énergie hautes fréquences (EMF)	1
Moyenne de l'énergie DFB	6 (six bandes spectrales)
Écart type de l'énergie DFB	6
Skewness de l'énergie DFB	6
attribut géométrique	1
Total	57

TABLE 4.1 : Récapitulatif des attributs de texture, spectraux et géométrique.

4.2.3 Classification non-supervisée du vecteur d'attributs par l'algorithme de Kohonen

A l'intérieur de chaque bande de l'image découpée, les pixels proviennent de la même gamme d'angles de rasance. Les pixels de chaque bande sont segmentés par un classifieur non-supervisé en commençant par la bande centrale (mi-portée

du sonar). Les bandes adjacentes sont ensuite segmentées séquentiellement en allant d'une part vers la colonne d'eau et d'autre part vers la fin de la portée. Ces segmentations bénéficient de caractéristiques recueillies lors de la segmentation de la bande centrale. Le choix de démarrer avec la bande centrale n'est pas arbitraire car c'est dans cette partie de la portée sonar que le signal rétrodiffusé est considéré optimal.

La continuité entre les bandes est assurée par la phase d'apprentissage de l'algorithme non-supervisé basé sur les réseaux de neurones compétitifs (cartes auto-organisées de Kohonen) détaillé dans la section 3.5.3. L'équation (4.2) déjà présentée dans la section 3.5.3.2 permet la mise à jour des poids synaptiques et assure la phase d'apprentissage.

$$w_{(i,j)}^{t+1} = w_{(i,j)}^t + \alpha(t)V_{(i,j^*)}(t)(x_i - w_{(i,j)}^t) \quad (4.2)$$

Cette équation est valable pour une seule bande. Pour assurer le passage entre les bandes adjacente, l'état final des poids synaptiques d'une bande donnée de l'image sont initialisés par ceux de la bande précédente est donné par l'équation (4.3). Le processus d'apprentissage est répété jusqu'aux deux limites de l'image, est

$$w_{b+1}^{t_0} = w_b^{t=T_{max}} \quad (4.3)$$

T_{max} : le nombre total d'itération.

t_0 : la première itération de la bande $b + 1$.

b et $b + 1$: représentent deux bandes successives de l'image découpée.

4.2.4 Codage supervisé de la carte par des couleurs

L'apprentissage par l'algorithme SOFM d'une bande donnée de l'image sonar est initialisé par les valeurs finales des paramètres estimés sur la bande précédente. Cette adaptation permet de garder la continuité de représentation des classes (couleurs) entre deux bandes successives de la même image sonar. Par contre un

problème est rencontré pour la gestion de continuité des classes dans le cas de deux images sonar successivement présentées à l'algorithme. La couleur de la classe dépend de la position du neurone sur la carte qui est initialisée aléatoirement. Pour remédier à ce problème et rendre la couleur de classe indépendante de la position du neurone, une table fixe de couleur a été créée commune pour toutes les images acquises par le sonar. Pour l'affectation des couleurs de classe, la démarche classique consiste à affecter à chaque classe une couleur quelconque définie arbitrairement. Pour éviter cette définition arbitraire, le codage en couleurs des classes que nous proposons se fonde sur l'analyse des attributs descriptifs spectraux et statistiques définis à la chapitre 2. Une analyse en composantes principales (ACP) a été utilisée pour réduire la dimension du vecteur d'attributs à trois combinaisons linéaires de ces attributs, les plus importantes en termes de valeurs propres. Ces trois valeurs définissent une couleur en codage rouge, vert, bleu (RGB). La figure 4.3 représente une table de couleurs et les composantes ACP correspondantes, créée à partir des échantillons des images sonar utilisées.

Un autre avantage de ce mode d'affectation des couleurs est que la couleur est liée au type de fond car directement calculée à partir des vecteurs d'attributs.

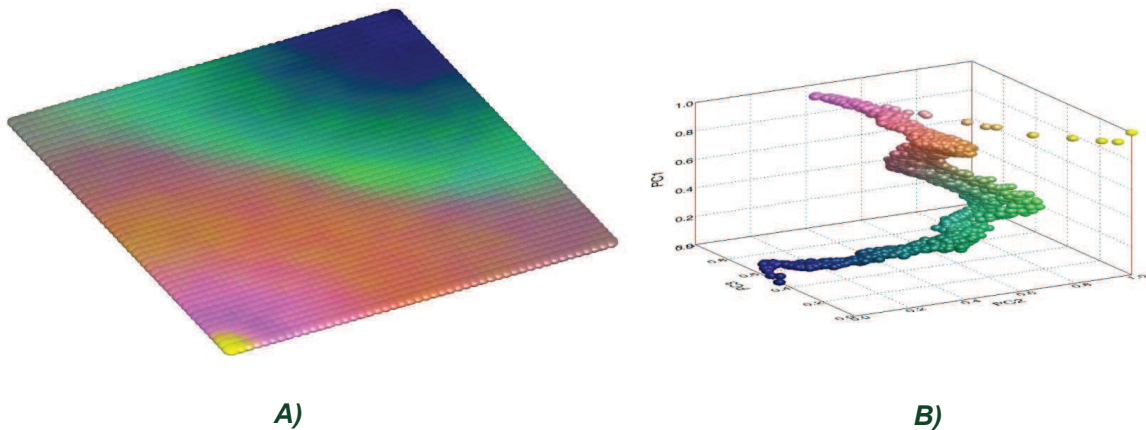


FIGURE 4.3 : A) Table de couleur (RGB) créée après projection sur les axes ACP. B) Représentation des trois axes ACP.

4.2.5 Segmentation de l'image par l'analyse de la carte de Kohonen

Au terme de l'apprentissage, un classifieur nous permet à partir des attributs extraits de l'image brute de construire l'image correspondante en termes de classes. L'algorithme SOFM cherche à classer des observations en K classes (prototypes). Les prototypes dans ce cas sont les neurones obtenus après projection de l'espace des observations sur la carte de Kohonen. Chaque classe est représentée par un prototype dont les coordonnées sont de même dimension que les coordonnées des observations. Chaque observation est affectée à la classe qui présente une distance minimale entre les coordonnées de l'observation et les coordonnées des prototypes. Usuellement, le choix de la distance pour l'évaluation de la similarité se porte sur la distance euclidienne. La distance euclidienne est adaptée lorsque la dispersion (variance) est équivalente selon les différentes dimensions des observations et les différentes classes. Dans son article l'auteur ([Pre09](#)) plaide pour l'utilisation de la distance de Mahalanobis dans le cas des données extraites des images sonar. Pour cette raison, la distance de Mahalanobis a été retenue pour l'algorithme SOFM utilisé dans nos tests. La distance euclidienne et la distance de Mahalanobis entre un vecteur x donné et le prototype m_i de la classe i sont définies comme suit :

$$Euc_i(x) = (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (4.4)$$

$$Mah_i(x) = (x - m_i)C_{-1}^i(x - m_i)^T \quad (4.5)$$

Où la matrice inverse de variance-covariance de la classe i est notée C_{-1}^i .

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche proposée dans cette thèse pour la segmentation automatique des images sonar latéral. Nous avons détaillé chaque étape de l'algorithme proposé. Le prochain et dernier chapitre sera consacré à la

présentation des résultats obtenus par l'application de cet algorithme sur un jeu de données réelles acquises par un sonar latéral.

Chapitre 5

Analyse et discussion des résultats

5.1 Introduction

Ce dernier chapitre sera consacré à la présentation des résultats expérimentaux sur des données réelles. Nous commençons par présenter les données acquises par le sonar latéral Klein 5000 qui sont exploitées dans nos tests. Nous comparons aussi les performances quantitatives et qualitatives de l'approche proposée par rapport aux approches classiques de segmentation des images sonar latéral.

5.2 Présentation des données utilisées : sonar latéral Klein 5000

Les images sonar que nous exploitons dans ce travail ont été fournies par le Groupe d'Etudes Sous-Marines d'Atlantique (GESMA) de la Direction Générale de l'Armement (DGA). Les données ont été acquises par le sonar latéral Klein 5000 pendant la campagne OTAN -BP'02 (Battlespace Preparation)- menée entre les mois de Mai et Juin 2002 sur les régions de Cinque Terre et de Framura en Italie. La figure [5.1](#) représente un exemple du sonar latéral Klein 5000 et indique ses principales caractéristiques. Un exemple d'image sonar brute acquise par ce

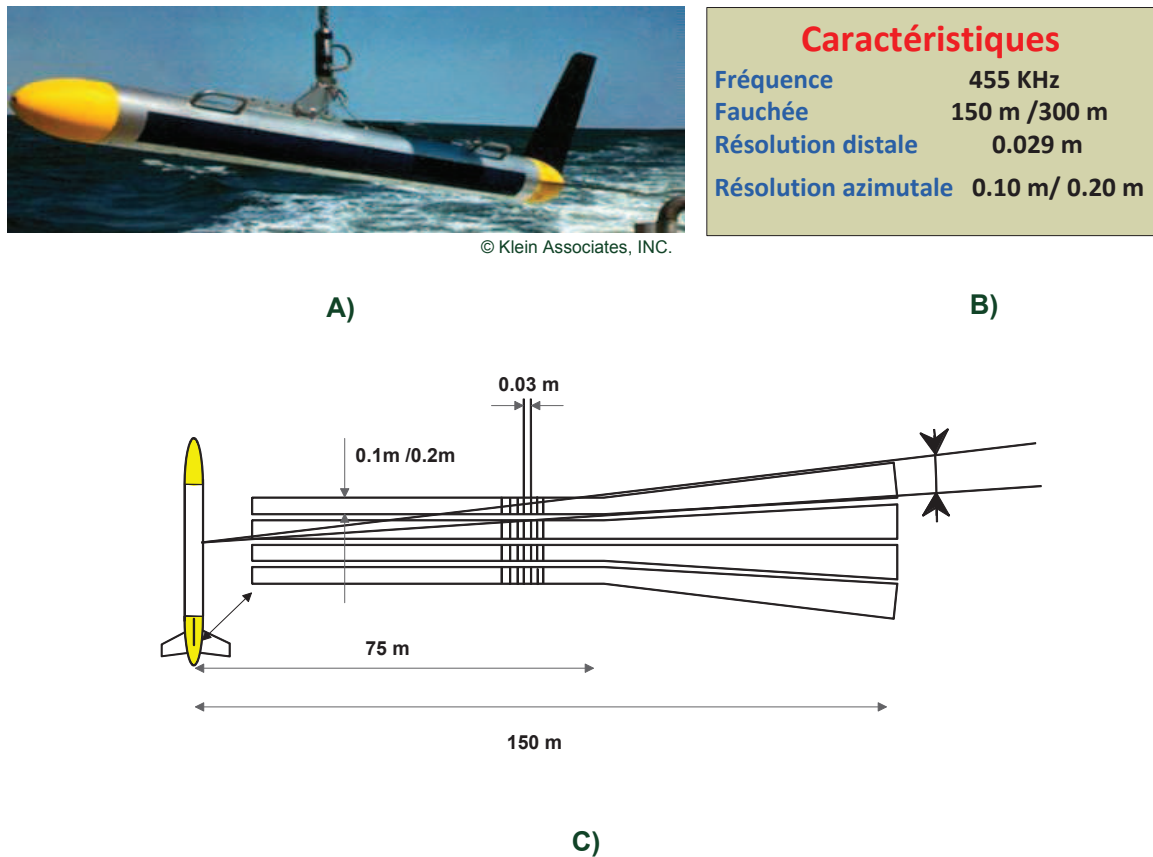


FIGURE 5.1 : A) Sonar latéral Klein 5000. B) Caractéristiques du sonar Latéral Klein 5000. C) Représentation des résolutions distale, azimuthale et des fauchées du sonar latéral Klein 5000.

sonar est représentée sur la figure 5.2. Quatre types de fond marins peuvent être distingués : une zone homogène (à gauche dans l'image) de type vase et le reste de l'image est plus complexe ; on y distingue du sable fin, des rides de sables, de la végétation et des affleurements rocheux. Le cadre rouge sur l'image de la figure 5.2 représente la zone exploitée pour notre test de segmentation. La zone sombre au centre de l'image correspondant au trajet aller-retour de l'onde acoustique vers le fond est la zone où les angles de rasance sont importants n'est pas retenue pour le traitement.

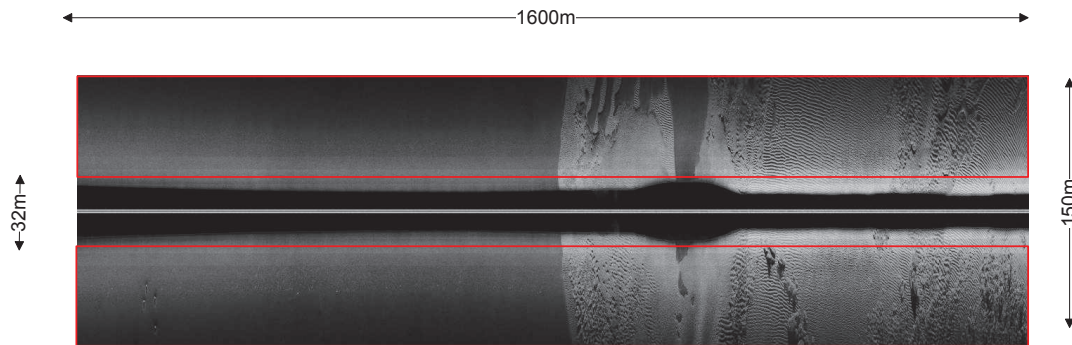


FIGURE 5.2 : Exemple d'image sonar brute acquise par le sonar Klein 5000. L'image ne subit aucun prétraitement. La zone encadrée en rouge représente la partie de l'image exploitée pour les tests de segmentation. La zone centrale sombre non exploitée correspond au trajet aller-retour de l'onde acoustique vers le fond est la zone où les angles de rasance sont importants.

5.3 Résultat de classification d'une base de données : exemples d'algorithmes non-supervisés

Comme dans ce travail nous avons opté pour une approche non-supervisée de classification. Nous avons appliqué deux exemples d'algorithmes de classification non-supervisé déjà décrits dans le chapitre 3 : Le K-means et le SOFM. A partir des images sonar acquises, nous avons créé une base de données de 400 images de quatre types de fond marins (rides de sable, roches, posidonie et sable). La base de donnée est représentée sur la figure 5.3.

Sur le tableau A) de la figure 5.4, nous représentons les résultats de classification des deux algorithmes (K-means et le SOFM) appliqués sur la base de données de la figure 5.3. L'algorithme K-means est initialisé avec un nombre de classe égal à 4. Pour le SOFM une carte de taille 2x2 neurones est utilisée. Trois cas d'études sont considérés, dans le premier cas nous n'utilisons que les attributs d' Haralick, le second cas n'utilise que les attributs calculés de l'analyse spectrale, le dernier cas considère tous les attributs calculés (Haralick+spectraux) en ajoutant un attribut géométrique calculé à partir de l'altitude du sonar pour prendre en considération les variations de l'altitude du sonar.

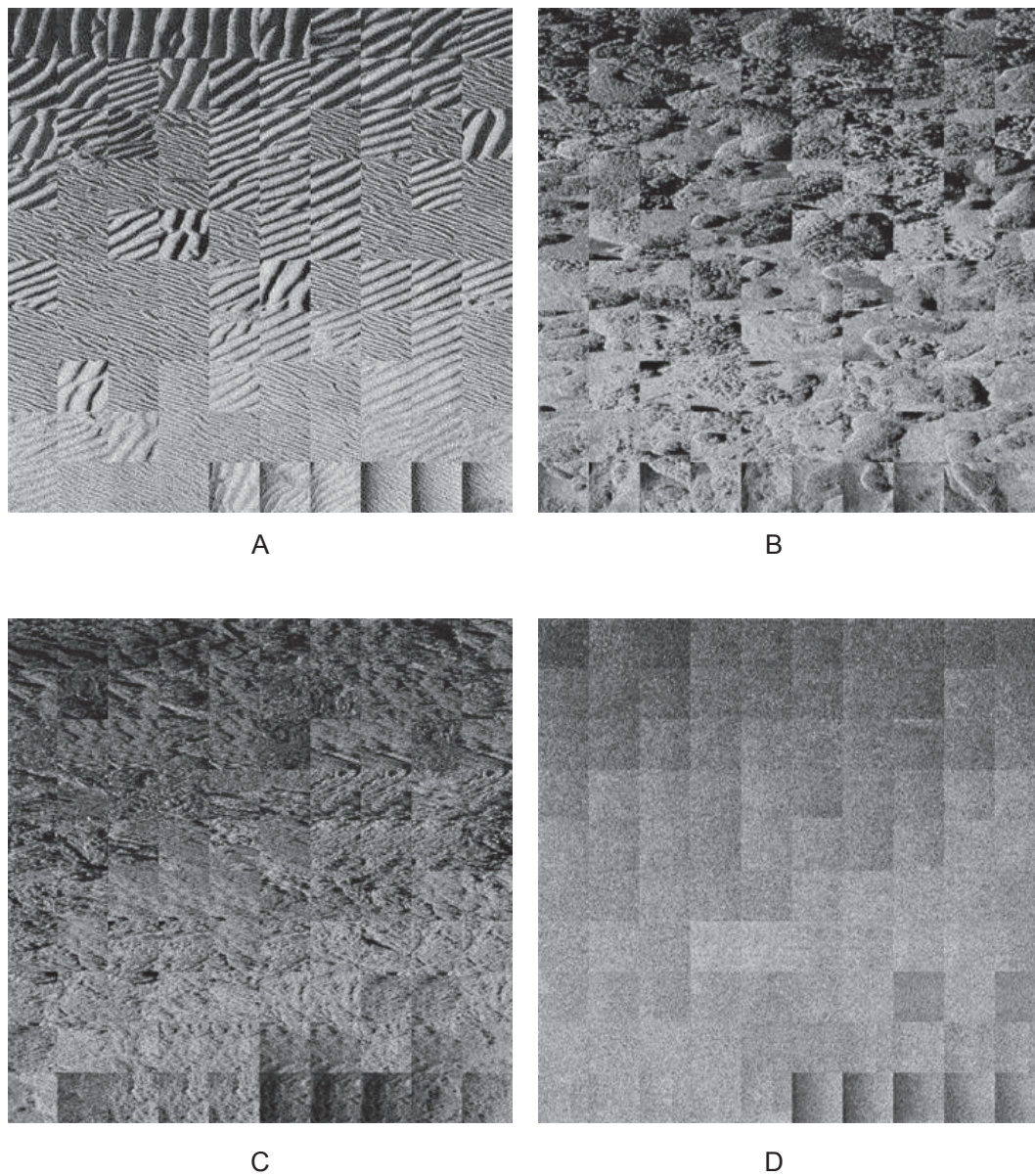
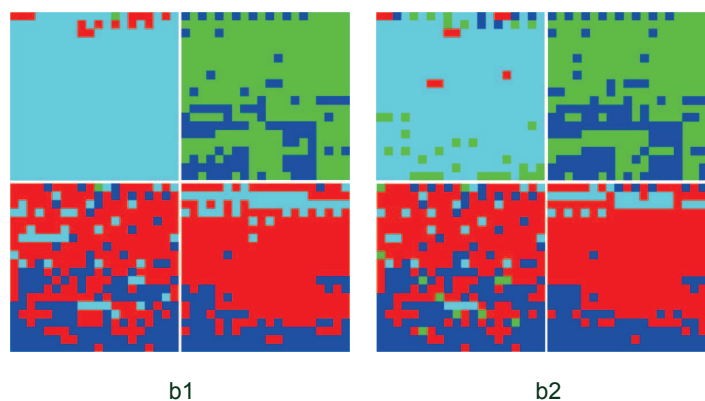


FIGURE 5.3 : Exemple de quatre types de textures extraites des images acquises par le sonar latéral Klein 5000 : A) Rides de sable avec différentes directions, B) Posidonie, C) Roche, D) Sable fin et sable vaseux.

Algorithme de classification	Attributs utilisés	Taux de classification (%)
K-means	Cas 1: Attributs d'Haralick	62.25
	Cas 2: Analyse spectrale	44.00
	Cas 3: Haralick+Spectrale+ Géométrie	63.00
SOFM	Cas 1: Attributs d'Haralick	59.00
	Cas 2: Analyse spectrale	51.75
	Cas 3: Haralick+Spectrale+ Géométrie	65.5

A)



B)

FIGURE 5.4 : A) Taux de classification pour deux algorithmes : K-means et SOFM pour trois cas d'études appliqués sur la base de donnée représentée sur la figure 5.3. B) Représentation en image de la matrice de confusion des résultats de classification des deux algorithmes : b1) K-means , b2) SOFM.

Nous remarquons que pour les deux algorithmes K-means et SOFM, les meilleures performances de classification sont données par le troisième cas où tous les attributs sont utilisés (Haralick+spectraux+attribut géométrique). Ces résultats confirment que l'analyse spectrale est complémentaire par rapport à l'analyse de texture basée sur les *MC*. Le taux de bonne classification est légèrement supérieur pour l'algorithme SOFM avec un taux de 65.5% par rapport au K-means qui lui présente un taux de classification de 63%.

Les matrices de confusion correspondantes aux deux algorithmes K-means et SOFM

sont représentées sous forme d'images sur la figure 5.4 B) en montrant pour chacun des quatre types de fond de la base de données représentée sur la figure 5.3 la qualité de classification ainsi que les confusion de séparation entre ces types de fonds.

Les taux de classification pour les deux algorithmes K-means et SOFM sont relativement faibles (inférieur à 66%), cela peut se justifier par le choix d'utiliser une approche de classification non-supervisés et dans ce cas les deux algorithmes utilisent seulement la similarité entre les attributs des quatre types de fonds de la base de données pour les séparer en quatre classes (clusters).

5.4 Segmentation d'une image sonar par approche classique : K-means

La figure 5.5 présente le résultat de segmentation en quatre classes, obtenu par l'application de l'algorithme K-means, initialisé à quatre classes, pour chaque bande de pixels. Ce résultat de segmentation montre des performances limitées. Les grandes structures de l'image sonar de la figure 5.2 se devinent mais des artefacts de segmentation liés à la dépendance à l'angle de rasance sont rencontrés. Ce phénomène est parfaitement visible sur le fond plat homogène (partie gauche de l'image) : des bandes horizontales de couleur apparaissent pour un fond supposé homogène. Ce phénomène est rencontré également sur les autres zones de l'image segmentée. L'algorithme K-means ne gère pas la continuité des classes d'une bande à une autre.

5.5 Segmentation d'une image sonar corrigée

Une technique classique de segmentation des images sonar est de corriger l'amplitude des pixels de l'image en fonction de la rasance et de projeter géométriquement sur un

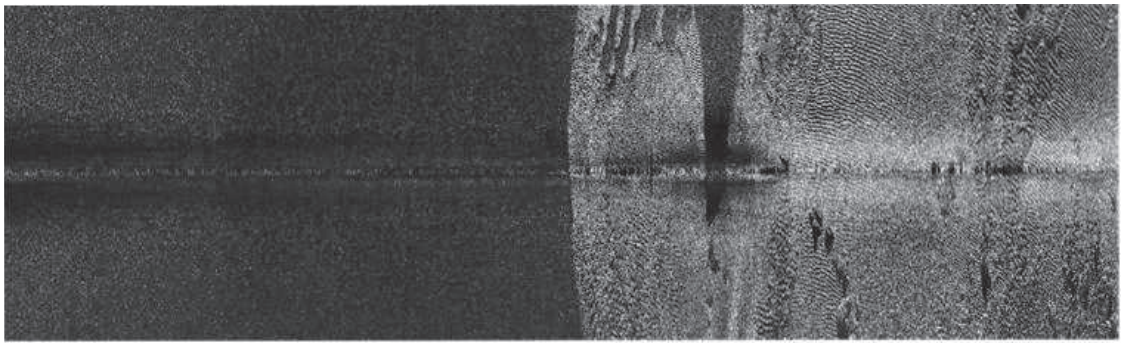


FIGURE 5.5 : Segmentation par l'algorithme K-means (nombre de classes $K=4$) de l'image de la figure 5.2.

fond plat. La courbe de correction de l'amplitude en fonction de l'angle de rasance a été estimée sur l'image brute puis appliquée (voir la section 1.6.2). L'image corrigée est représentée sur la figure 5.6 A). On remarque que la correction géométrique de l'image sonar brute fait disparaître la colonne d'eau (zone sombre). L'algorithme SOFM est appliqué sur cette image corrigée sans découpage en bandes. La structure de la carte de Kohonen est rectangulaire et de taille 2×2 ($m=4$). Le résultat de cette segmentation est présenté sur la figure 5.6 B). L'image segmentée porte les grandes structures de l'image sonar et ne présente pas de bandes horizontales montrant une amélioration des résultats par rapport à l'algorithme du K-means. Cependant, une dépendance à l'angle de rasance est constatée sur des zones de l'image montrant que la correction effectuée n'est pas optimale.

5.6 Résultat de segmentation par l'approche proposée

L'approche proposée de segmentation par l'algorithme SOFM avec découpage en bandes de pixels est finalement réalisée sur l'image brute de la figure 5.2. La structure de la carte de Kohonen est identique à celle utilisée dans le test précédent. Comme nous l'avons détaillé dans la section 4.2.4. Pour comparer les deux algorithmes K-means et le SOFM nous avons opté pour le même codage de couleurs et le même nombre de classes. La figure 5.7 représente trois tables de



A)



B)

FIGURE 5.6 : A) Image sonar de la figure 5.2, corrigée de l'amplitude en fonction de l'angle de rasance et projetée géométriquement sur un fond plat. B) Segmentation par l'algorithme SOFM de l'image corrigée.

couleurs respectivement de taille 4, 9 et 25 neurones. Dans notre cas, la table de la figure 5.7 A) a été utilisée pour comparer les algorithmes K-means et SOFM. Le résultat de cette approche est donné sur la figure 5.8. Les grandes structures de l'image sont parfaitement retrouvées et le résultat est indépendant de l'angle de rasance ce qui justifie notre approche. Le résultat sur la zone homogène (gauche de l'image) est satisfaisant. En revanche, le résultat sur la zone complexe semble perfectible (à droite de la figure 5.8).

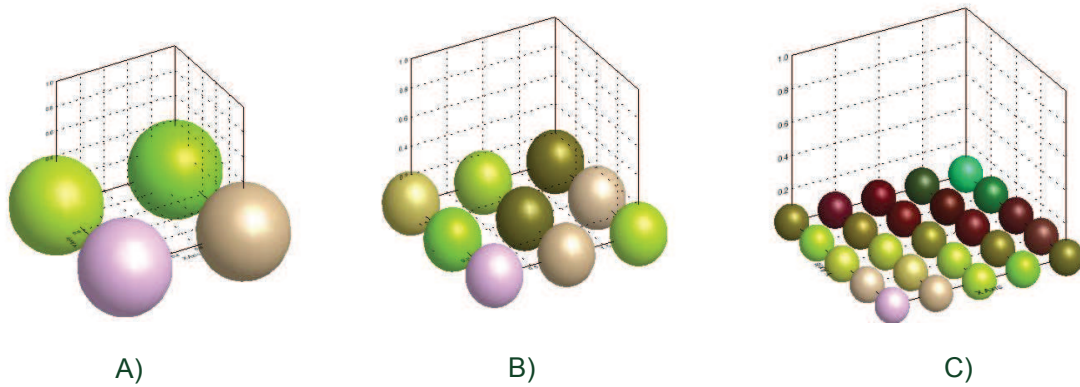


FIGURE 5.7 : Exemple de tables de couleurs : A)2x2 neurones, B)4x4 neurones, C)5x5 neurones.



FIGURE 5.8 : Segmentation de l'image de la figure 5.2 sans prétraitement par l'approche proposée : découpage en bandes de pixels et algorithme SOFM.

5.7 Analyse quantitative et qualitative des résultats

L'étude quantitative menée dans cette section repose sur deux méthodes d'évaluation. La première méthode exploite le chevauchement entre bandes de pixels successives pour comparer les deux approches basées sur le découpage en bandes. La deuxième méthode compare l'ensemble de méthodes sur une image présentant un type de fond marin homogène.

La première méthode profite du chevauchement entre deux bandes successives. Sur ce chevauchement, présenté sur la figure 5.9, le résultat de segmentation doit être identique. Un taux d'adéquation est calculé pour quantifier ce résultat et

comparer l'algorithme du K-means à l'approche proposée. Ce taux d'adéquation est exprimé en pourcentage de pixels qui sont classés de manière identique dans les deux bandes adjacentes. Le calcul est réalisé sur chaque côté de l'image bâbord et tribord. Chaque côté de l'image est découpé en sept bandes ce qui donne six zones de chevauchement. Les résultats de cette étude concernant l'analyse de l'image de la figure 5.2 sont reportés sur le tableau 5.10.

La seconde méthode consiste à choisir une image présentant un type de fond homogène et à évaluer le résultat de segmentation. Pour l'expérimentation, une zone homogène de sable fin a été extraite, voir la figure 5.11. Les résultats de segmentation de cette zone homogène par les différents algorithmes (K-means avec découpage et sans correction, SOFM sans découpage sur image corrigée et SOFM avec découpage sur image brute) sont donnés sur la figure 5.11. Les résultats montrent clairement la bonne performance de l'approche proposée. Les résultats quantitatifs reportés sur la figure 5.12, montrent le taux de pixels dans chaque classe pour les trois algorithmes utilisés.

Nous remarquons de l'analyse des résultats de la figure 5.12 que les trois algorithmes K-means, le SOFM appliqué sur une image corrigée et l'approche proposée détectent trois classes sur quatre. L'algorithme proposé segmente la zone à 99.97% pour une seule classe. L'algorithme SOFM sur image corrigée présente un taux de 85% de pixels bien classés et l'algorithme des K-means, un taux de 54%. Ces résultats confirment les bonnes performances de l'approche proposée par rapport au K-means et au SOFM appliqué sur une image sonar préalablement corrigée.

5.8 Segmentation d'une zone complète (plusieurs traces sonar)

Classiquement les systèmes sonar enregistrent les données d'une zone d'étude sous forme d'un ensemble de traces (images) sonar. Les résultats de la section précédente considèrent une seule trace sonar et ont montré la possibilité d'une segmentation de cette trace sans aucun traitement préalable. Dans cette section, un ensemble de

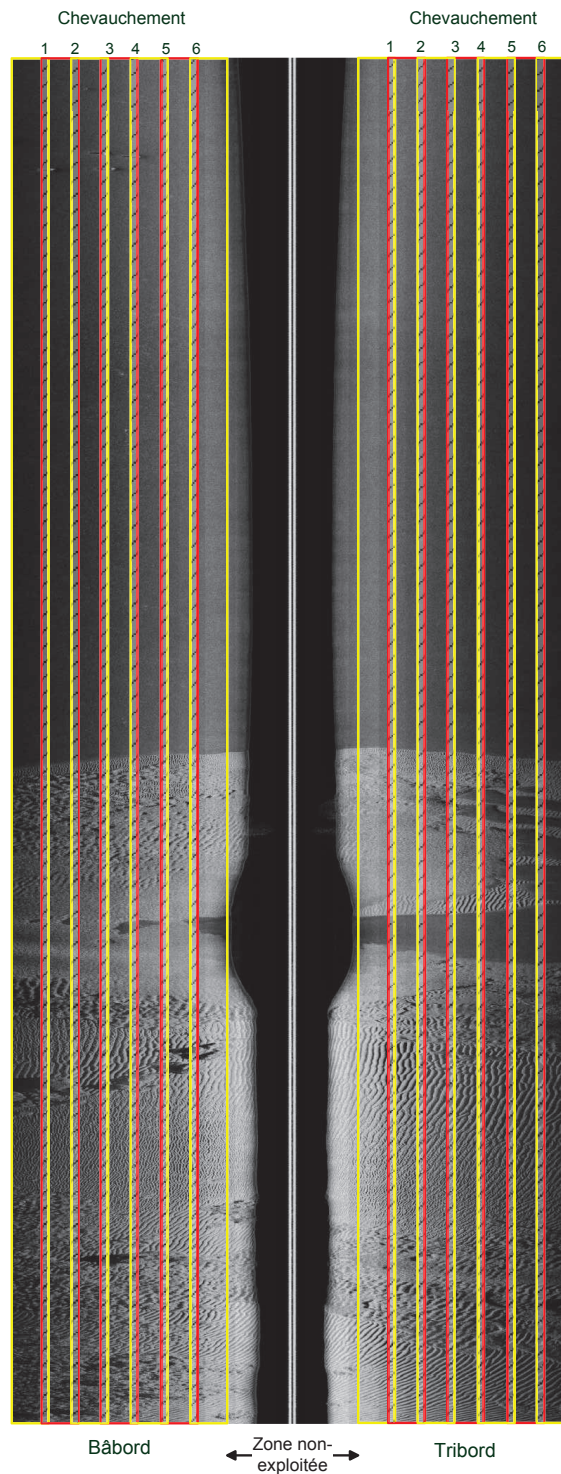


FIGURE 5.9 : Représentation des bandes de chevauchement sur l'image sonar latéral utilisée pour la comparaison entre les deux algorithmes : K-means et l'approche proposée dont les résultats sont donnés sur le tableau de la figure 5.10.

<i>N° de Zone de Chevauchement</i>	K-means (%)		Algorithme proposé (%)	
	<i>Bâbord</i>	<i>Tribord</i>	<i>Bâbord</i>	<i>Tribord</i>
1	6	42	86	85
2	46	42	78	63
3	79	35	74	80
4	53	39	71	80
5	56	35	76	79
6	70	40	60	70
<i>Moyenne</i>	51	38	74	76
<i>Moyenne totale</i>	44		75	

FIGURE 5.10 : Analyse de l'invariance de classification par le calcul du taux d'adéquation sur six zones de chevauchement entre deux bandes successives.

six traces sonar de la zone de FRAMURA matérialisée par le polygone rouge sur la figure 5.13 est considéré. L'objectif est d'analyser les résultats de segmentation par l'approche proposée ainsi que la continuité géographique des classes sur cette zone. Le résultat de la segmentation des six traces est ainsi représenté après projection en coordonnées géographiques (latitude, longitude) sur la figure 5.14. Le résultat montre des structures bien marquées et homogènes ce qui montre la possibilité de notre approche à s'appliquer sur une zone d'étude complète.

Bien que l'approche soit non-supervisée, une très bonne répétabilité est observée lorsque l'on passe d'une trace sonar à une autre.

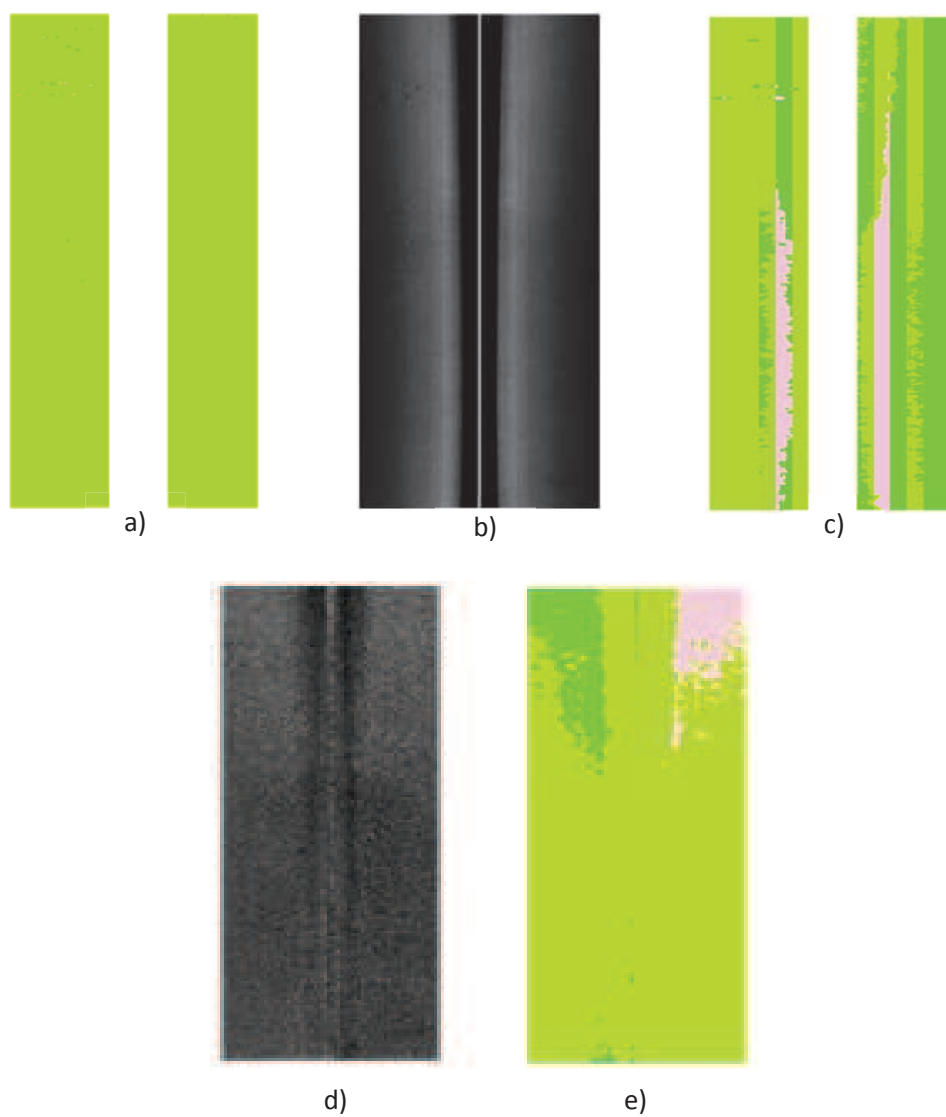


FIGURE 5.11 : Segmentation d'une zone homogène :a) Algorithme proposé (avec découpage en bandes + SOFM, b) Image sonar brute de nature homogène (sans prétraitements), c) Algorithme K-means avec découpage en bandes, d) Image sonar prétraitée, e) Algorithme SOFM (sans découpage en bandes + correction en amplitude + projection géométrique sur un fond plat).

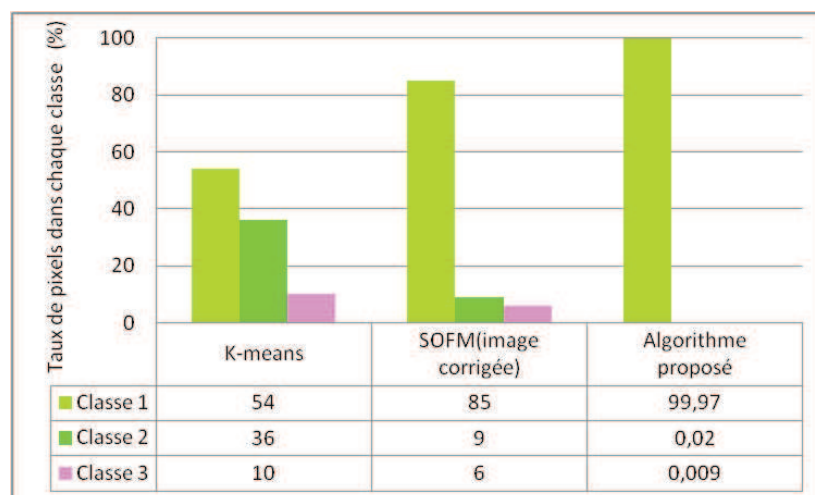


FIGURE 5.12 : Comparaison de segmentation d'une zone homogène par les trois algorithmes (K-means avec découpage et sans correction, SOFM appliqué sur une image corrigée : compensation en amplitude + projection géométrique sur fond plat), et algorithme proposé : découpage + SOFM.

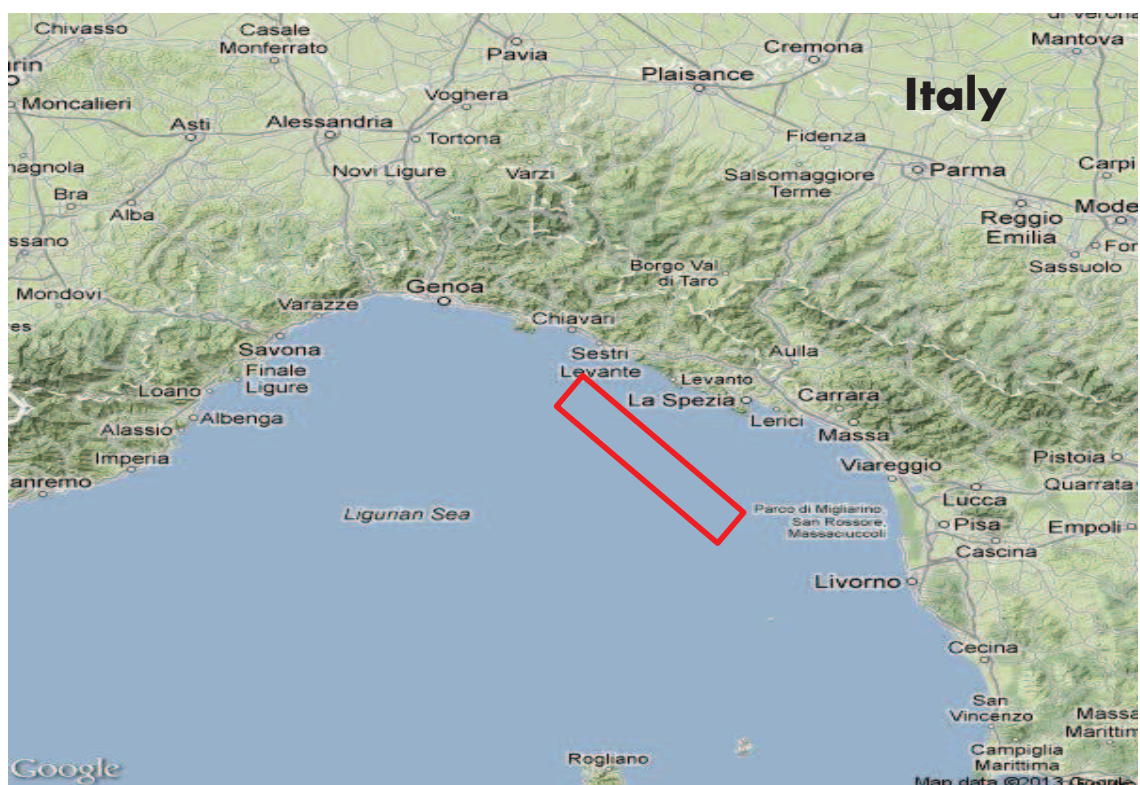


FIGURE 5.13 : Localisation géographique des données sonar exploitées acquises pendant la campagne BP'02.

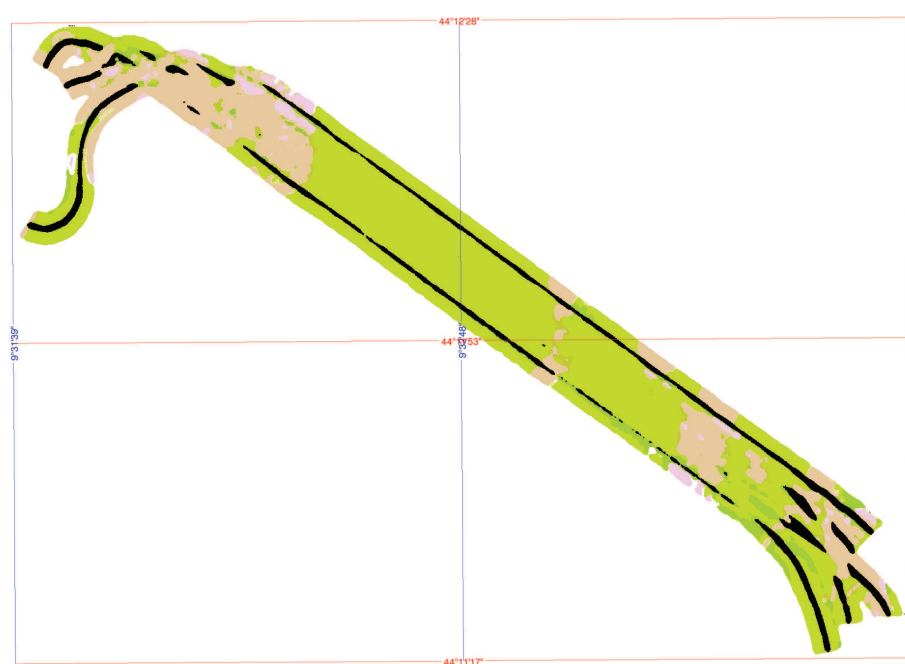


FIGURE 5.14 : Segmentation géoréférencée de six traces sonar de la zone d'étude par l'algorithme proposé.

Conclusions et perspectives

Cette thèse étudie le problème de la dépendance angulaire des statistiques calculées à partir des images sonar latéral et propose un algorithme de segmentation du fond marin basé sur les réseaux de neurones compétitifs.

Les signaux enregistrés par un sonar de cartographie à balayage latéral sont représentatifs des caractéristiques des fonds marins insonifiés et peuvent donc servir de support à leur classification. Cependant, ces signaux sont affectés par un certain nombre de phénomènes liés à la propagation, aux caractéristiques propres du sonar et à l'interaction entre l'onde acoustique et son environnement. Les images acquises par le sonar latéral couvrent une large plage d'angles de rasance. Comme les propriétés statistiques de ces images dépendent de l'angle de rasance une confusion d'affectation de classes est constatée lors de l'application des algorithmes de segmentation des images sonars latéraux. Des travaux antérieurs mentionnent que cette dépendance en rasance provoque l'apparition d'artefacts (lignes parallèles à l'axe de déplacement du sonar) lors de l'application des algorithmes de classification. Dans la littérature, de nombreux travaux se sont intéressés à la prise en compte de l'angle de rasance pour la segmentation des données sonar. Deux approches peuvent être distinguées. La première approche consiste tout d'abord à calibrer le sonar en corrigeant les données des artefacts liés à la propagation de l'onde acoustique et aux caractéristiques du système sonar. Cette approche nécessite donc une connaissance précise du système et des conditions d'acquisition (géométrie d'acquisition, mouvement du bateau : tangage, lacet et roulis, mesures de célérité, salinité, pression et température, etc.). La seconde approche est fondée sur une étape de correction des données sans connaissance des caractéristiques du système

mais en estimant expérimentalement une loi de dépendance selon l'angle de rasance. Les données sont ensuite corrigées de cette dépendance et sont dirigées vers un algorithme de segmentation classique. Le choix de la loi se reporte généralement sur un modèle mathématique de rétrodiffusion dont il s'agit d'estimer les paramètres ou sur une loi empirique ou physique (Lambert, Jackson) qu'il convient d'estimer à partir des données. D'autres travaux spécifient bien que l'estimation de cette loi ou de ses paramètres conditionnent significativement la qualité des résultats de segmentation car les lois proposées sont empiriques et /ou reposent sur des hypothèses de fond plat et de nature homogène.

Pour remédier à cette dépendance aux approches de calibration des sonars et aux modèles empiriques estimés, nous avons suivi les étapes suivantes pour proposer une nouvelle approche de segmentation des images sonar latéral :

- Etude de l'influence de la rasance sur la segmentation des images sonar latéral
- Etude des algorithmes de traitement d'images visant à extraire les informations pertinentes des images sonar.
- Etude de l'aspect adaptatif des réseaux de neurones pour la gestion de la dépendance angulaire des statistiques des images sonar.
- Expérimentation sur des données réelles : sonar latéral

Nous proposons dans ce travail une autre approche de segmentation automatique des images sonar brutes. L'approche choisie propose de diviser l'image sonar en bandes dans le sens de la portée ; la largeur de ces bandes étant suffisamment faible afin que l'analyse statistique de la rétrodiffusion puisse être considérée indépendante de l'angle de rasance. Sur chaque bande de l'image découpée, deux types d'analyse de texture sont utilisés. La première technique est basée sur l'estimation d'une matrice des cooccurrences et de différents attributs d'Haralick. Le deuxième type d'analyse est l'estimation d'attributs spectraux. La bande centrale localisée à la moitié de la portée du sonar est segmentée en premier par un réseau de neurones compétitifs basé sur l'algorithme SOFM (Self-Organizing Feature Maps) de Kohonen. Ensuite, la segmentation est réalisée successivement sur les bandes adjacentes, jusqu'aux limites basse et haute de la portée sonar. A partir des connaissances acquises sur la segmentation de cette première bande, le classifieur adapte sa

segmentation aux bandes voisines.

Cette nouvelle méthode de segmentation est évaluée sur des données réelles acquises par le sonar latéral Klein 5000. Les performances de segmentation de cette approche sont comparées à celles obtenues par les approches non supervisées classiques comme le K-means et celles traitant au préalable les images sonar. L'approche proposée dans ce travail permet d'obtenir une segmentation indépendante de la rase, avec une homogénéité de segmentation supérieure aux deux autres approches. La généralisation de cette méthode à plusieurs traces sonars a été démontrée.

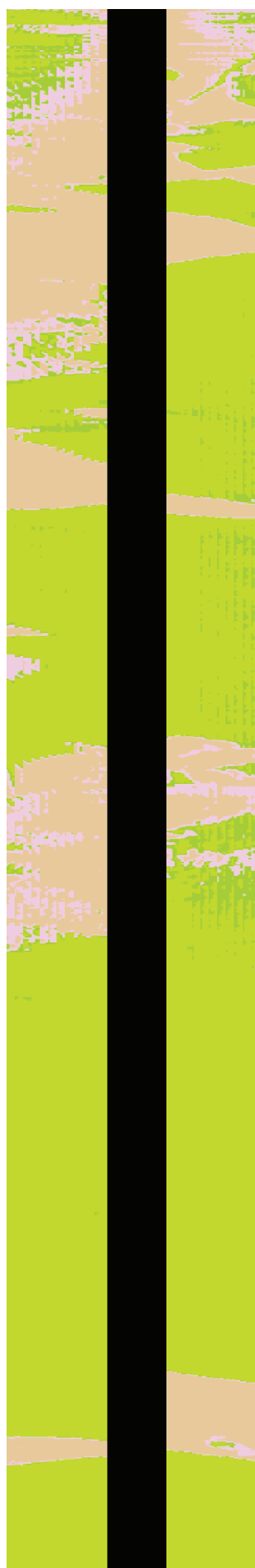
Les perspectives d'évolution de l'approche porteront sur :

- Une étude plus détaillée sur la complémentarité entre les attributs de texture et les attributs spectraux est nécessaire, de plus d'autres attributs comme la bathymétrie (sonar interférométrique, sondeur multifaisceau) et l'estimation de paramètres géomorphologiques peuvent apporter une information complémentaire et discriminante entre les différents types du fond marin.
- La sélection des attributs les plus discriminants entre les types de sédiments à fin de réduire la dimension du vecteur d'attributs et d'alléger les temps de calcul.
- La capacité à traiter différents sites géographiques, c'est-à-dire sur la capacité de s'adapter à l'apparition de nouvelles classes par application d'une approche incrémentale et dynamique.
- La généralisation de l'approche proposée à d'autres capteurs (d'autres sonars latéraux) et adapter cette approche pour des données issues d'autres types de capteurs comme le sondeur multifaisceau.
- Une étude sur le lien entre la nature géoacoustique du sédiment et l'ensemble de neurones qui le représente sur la carte de Kohonen, c'est-à-dire faire le lien entre la valeur du neurone et sa nature physique.
- L'approche proposée dans ce travail se limite sur une seule échelle pour l'analyse des observations, une approche neuronale hiérarchique multi-échelle avec plusieurs cartes de Kohonen à plusieurs niveaux de résolution et d'analyse permettra une meilleure discrimination des classes.

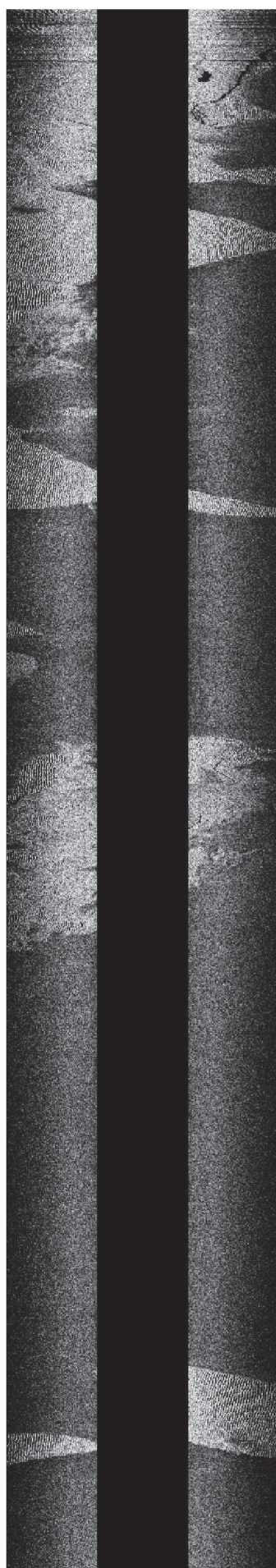
Annexe A

Traces sonar segmentées par l'algorithme proposé

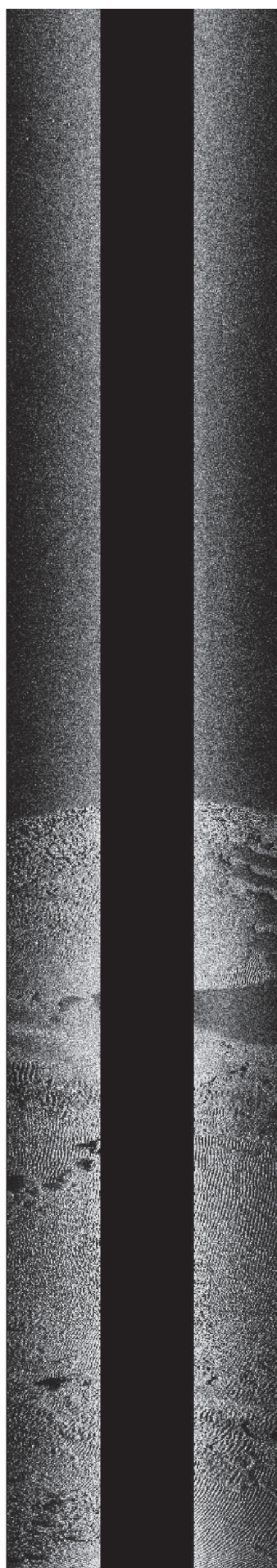
Nous présentons dans cette annexe les résultats de segmentation de quelques traces sonars obtenus par l'application de l'approche proposée dans ce travail (voir le chapitre 4). Nous rappelons que l'approche que nous proposons est basée sur le découpage en bandes des images sonar brutes et l'adaptation d'un réseau de neurones de Kohonen pour la classification non-supervisée, dans le but d'avoir une segmentation invariante à la rasance du sonar.



Segmentation de la
trace 0



Trace 0



Trace 1

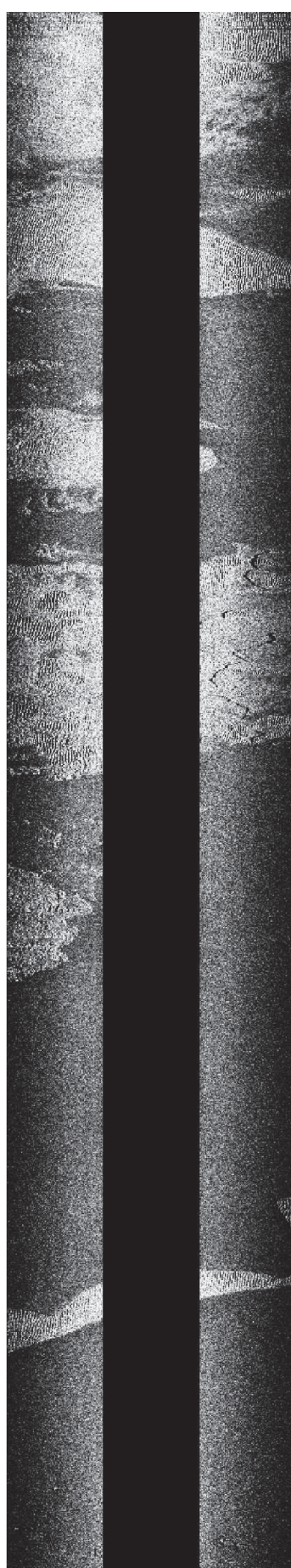


Segmentation de la
trace 1

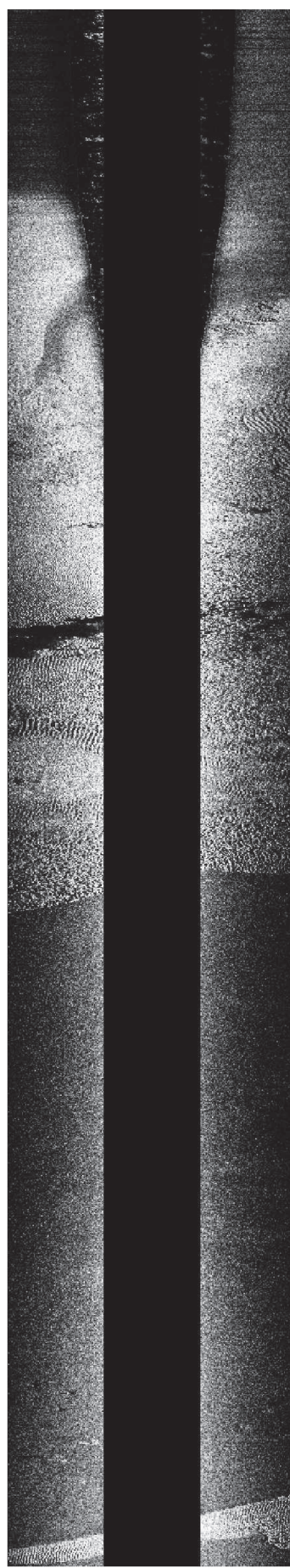




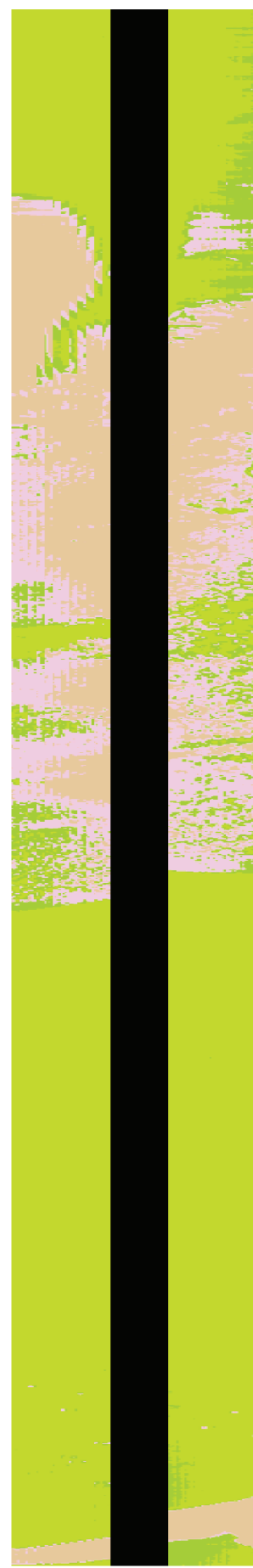
Segmentation de la
trace 4



Trace 4



Trace 5



Segmentation de la
trace 5

Annexe B

Publications et conférences

- Publications

1. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Segmentation des images sonar latéral assurant l'invariance en rotation ». Revue Traitement du Signal, 2013. (Accepté le 13/09/2013 -service d'impression-).
2. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Range-independent segmentation of sidescan sonar images with unsupervised SOFM Algorithm (Self-Organizing Feature Maps) ». Proceedings of Meetings on Acoustics, POMA (JASA Publications). 17, 070005 (2012), <http://dx.doi.org/10.1121/1.4764505>.

- Conférences

1. 2^{ème} Prix de « *IEEE Student Competition Poster* ». Bergen, Norvège, Juin 2013 « Sidescan Sonar Imagery Segmentation with a Combination of Texture and Spectral Analysis ». <http://www.oceanicengineering.org/photos.cfm?pgID=103#> .

2. Nait-Chabane, Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Sidescan Sonar Imagery Segmentation with a Combination of Texture and Spectral Analysis ». Proceedings of Ocean'13 IEEE/MTS. Bergen, Norvège, 10-13 Juin, 2013. DOI : [10.1109/OCEANS-Bergen.2013.6608096](https://doi.org/10.1109/OCEANS-Bergen.2013.6608096) .
3. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Spectral Directional Filter Bank for Sidescan Sonar Segmentation with Unsupervised Neural Network Approach ». First International Conference and Exhibition on Underwater Acoustics. Corfou, Grèce, 23-28 Juin, 2013. .
4. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Range-Independent Segmentation of Sidescan Sonar Images with Unsupervised SOFM algorithm (Self-Organizing Feature Maps) ». European Conference on Underwater Acoustics ECUA2012. Edinburg, Scotland, 2012. .
5. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Invariant Grazing Angle Segmentation of Sidescan Sonar Images Using Fuzzy ART & SOFM algorithms ». International Conference on Underwater Remote Sensing ICOURS'12 : Advances in Seafloor Mapping Sonar. Brest, 2012. .
6. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles. « Classification invariante en rasant des fonds marins sans correction à priori des niveaux réverbérés ». 2ème Journée de l'Ecole Doctorale (Santé, Information, Communication, Mathématiques, Matière) SICMA. Lorient, 2012. .
7. Nait-Chabane Ahmed, Zerr Benoit, Le Chenadec Gilles et Jaulin Luc. « Segmentation adaptative des images sonar latéral assurant l'invariance en rasant ». 2ème Edition Workshop SERENADE (Surveillance, Etude et Reconnaissance de l'Environnement marin par Acoustique Discrète). Grenoble, 2012.

Bibliographie

- [AABF03] J.F. Aujol, G. Aubert, and L. Blanc-Feraud. Wavelet-based level set evolution for classification of textured images. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 12(12) :1634–1641, 2003.
- [APL94] Applied Physics Laboratory. APL. Apl-uw high-frequency ocean environmental acoustics models handbook. Technical report, Technical report APL-UW TR 9407, Washington Univ., Seattle. Applied Physics Lab, 1994.
- [BCG90] A.C. Bovik, M. Clark, and W.S. Geisler. Multichannel texture analysis using localized spatial filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1) :55–73, 1990.
- [Bel95] J.M. Bell. *A model for the simulation of sidescan sonar*. PhD thesis, 1995.
- [Ber08] C. Berron. *Potentialités de l'inversion géoacoustique de données multicapteurs de sonars cartographiques pour la caractérisation des fonds marins*. PhD thesis, ENSTA Bretagne et Université de Brest Occidentale, 2008.
- [BGS09] Ph. Blondel and O. Gómez Sichi. Textural analyses of multibeam sonar imagery from stanton banks, northern ireland continental shelf. *Applied Acoustics*, 70(10) :1288–1297, 2009.
- [Bio78] Biosonics. Seafloor acoustic remote sensing with multibeam echosounders and bathymetric sidescan sonar systems. Website : <http://www.biosonicsinc.com/>, 1978.

- [BL86] R. Bajcsy and L. Lieberman. Texture gradient as a depth cue. *Computer Graphics and Image Processing*, 5 :52–67, 1986.
- [BL03] L.M. Brekhovskikh and I.P. Lysanov. *Fundamentals of ocean acoustics*. Springer, 2003.
- [Bou92] M. Bouvet. *Traitements des signaux pour les systèmes sonar*. Masson edition, 1992.
- [BPR98] P. Blondel, L.M. Parson, and V. Robigou. Texan : textural analysis of sidescan sonar imagery and generic seafloor characterisation. In *OCEANS '98 Conference Proceedings*, volume 1, pages 419–423 vol.1, 1998.
- [BS92] R.H. Bamberger and M.J.T. Smith. A filter bank for the directional decomposition of images : theory and design. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 40(4) :882–893, 1992.
- [CAL08] A. Collin, P. Archambault, and B. Long. Mapping the shallow water seabed habitat with the shoals. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 46(10) :2947–2955, 2008.
- [CB05] G. Le Chenadec and J-M. Boucher. Sonar image segmentation using the angular dependence of backscattering distributions. In *Proceeding ocean*, pages 147–152, 2005.
- [CBE⁺08] C.G. Capus, A.C. Banks, E.Coiras, I. Ruiz, C.J. Smith, and Y.R. Petillot. Data correction for visualisation and classification of sidescan sonar imagery. *iet-rsn*, 2(3) :155–169, Jun 2008.
- [Cha08] P. Chapple. Automated detection and classification in high-resolution sonar imagery for autonomous underwater vehicle operations. Technical report, Australian Government Department of Defence Technical Report, DSTO GD-0537, 2008.

- [Che04] G. Le Chenadec. *Analyse de descripteurs énergétiques et statistiques de signaux sonar pour la caractérisation de fonds marins*. PhD thesis, Laboratoire TMSI/AS-Iferemer et Département Signal et Communication-ENST-Bretagne, 2004.
- [CJ83] G.R. Cross and A.K. Jain. Markov random field texture models. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-5(1) :25–39, 1983.
- [Con93] Oceanic Imaging Consultants. Oic-class. Website :<http://www.oicinc.com/oic-class.html>, 1993.
- [Cor98] Quester Tangent Corporation. Acoustic seabed classification : Mast’97 results, final report. Technical report, Document SC75-123-PR03-R02. Quester Tangent Corporation, Sidney, B.C., Canada, 1998.
- [CP83] Patrick C. Chen and Theodosios Pavlidis. Segmentation by texture using correlation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-5(1) :64–69, 1983.
- [CR68] F.W. Campbell and J.G. Robson. Application of fourier analysis to the visibility of gratings. *The Journal of Physiology*, 197(3) :551, 1968.
- [CTM⁺98] C. Collet, P. Thourel, M. Mignotte, P. Pérez, and P. Bouthemy. Une nouvelle approche en traitement d’images sonar haute résolution : la segmentation markovienne hiérarchique multimodèle. *Traitement du Signal*, 15(3) :231–250, September 1998.
- [DHS01] R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork. *Pattern classification*. Wiley, second edition, 2001.
- [Dug97] S. Dugelay. *Caractérisation des fonds marins à partir des données sondeurs EM12*. PhD thesis, Université de Paris-SUD U.F.R Scientifique d’Orsay, 1997.

- [DV02] M.N. Do and M. Vetterli. Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and kullback-leibler distance. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11(2) :146–158, 2002.
- [EGB02] K.E. Ellingsen, J.S. Gray, and E. Bjørnbom. Acoustic classification of seabed habitats using the qtc view system. *ICES Journal of Marine Science : Journal du Conseil*, 59(4) :825–835, 2002.
- [EP94] I.M. Elfadel and R.W. Picard. Gibbs random fields, cooccurrences, and texture modeling. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 16(1) :24–37, 1994.
- [FBO⁺06] A. Fornes, G. Basterretxea, A. Orfila, A. Jordi, A. Alvarez, and J. Tintore. Mapping posidonia oceanica from {IKONOS}. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60(5) :315 – 322, 2006.
- [FG82a] RE. Francois and GR. Garrison. Sound absorption based on ocean measurements : Part i : Pure water and magnesium sulfate contributions. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 72 :896, 1982.
- [FG82b] RE. Francois and GR. Garrison. Sound absorption based on ocean measurements. part ii : Boric acid contribution and equation for total absorption. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 72 :1879, 1982.
- [Gag83] A. Gagalowicz. *Vers un modèle de textures*. PhD thesis, Pierre et Marie Curie Paris V, 1983.
- [Har73] R. Haralick. Textural features for image classification. *IEEE Trans, Systems, Man and Cybernetics, SMC-3*, 6 :610–621, 1973.
- [Har78] F.J. Harris. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete fourier transform. *Proceedings of the IEEE*, 66(1) :51–83, 1978.
- [Har79] R. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In *Proceeding IEEE*, pages 786–804, 1979.

- [HBL03] L. Hellequin, J.M. Boucher, and X. Lurton. Processing of high-frequency multibeam echo sounder data for seafloor characterization. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 28(1) :78–89, 2003.
- [HCW93] T.I. Hsu, A.D. Calway, and R. Wilson. Texture analysis using the multi-resolution fourier transforms. In *In Proc. 8th scandinavian Conference on image Analysis*, pages 823–830, 1993.
- [Hel98] L. Hellequin. *Analyse statistique et spectrale des signaux de sondeurs multifaisceaux EM950*. PhD thesis, ENST de Bretagne, Département Signal et communication, 1998.
- [HMP99] L.J. Hamilton, P.J. Mulhearn, and R. Poeckert. Comparison of roxann and qtc-view acoustic bottom classification system performance for the cairns area, great barrier reef, australia. *Continental Shelf Research*, 19(12) :1577–1597, 1999.
- [JBS09] M.S. Joshi, P.P. Bartakke, and M.S. Sutaone. Texture representation using autoregressive models. In *Advances in Computational Tools for Engineering Applications, 2009. ACTEA '09. International Conference on*, pages 386–390, 2009.
- [JF90] A.K. Jain and F. Farrokhnia. Unsupervised texture segmentation using gabor filters. In *Systems, Man and Cybernetics, 1990. Conference Proceedings., IEEE International Conference on*, pages 14–19, 1990.
- [Kar07] I. Karoui. *Segmentation par méthodes markoviennes et variationnelles des images texturées : application à la caractérisation des fonds marins*. PhD thesis, ENST de Bretagne et Université de Rennes, 2007.
- [KBA97] A. Kourgli and A. Belhadj-Aissa. Approche structurale de génération d’images de texture. *International journal of remote sensing*, 18(17) :3611–3627, 1997.

- [Ker07] D. Kernéis. *Amélioration de la classification automatique des fonds marins par la fusion multicapteurs acoustiques*. PhD thesis, ENST Bretagne et Université de Rennes I, 2007.
- [KFBA09] I. Karoui, R. Fablet, J.M. Boucher, and J.M. Augustin. Seabed segmentation using optimized statistics of sonar textures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 47(3) :1621–1631, Jun 2009.
- [KFBA10] I. Karoui, R. Fablet, J.M. Boucher, and J.M. Augustin. Variational region-based segmentation using multiple texture statistics. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 19(12) :3146–3156, Dec 2010.
- [Koh82] T. Kohonen. Self-organizing formation of topologically correct feature maps. In *Biological Cybernetics*, volume 46, pages 59–69, 1982.
- [Koh01] T. Kohonen. *Self-organizing maps*. Springer-Verlag, 2001.
- [Kon14] Kongsberg. Geotexture. Website : <http://www.km.kongsberg.com/>, 1814.
- [LCD98] D.M. Lane, M.J. Chantler, and D.Dongyong. Robust tracking of multiple objects in sector-scan sonar image sequences using optical flow motion estimation. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 23(1) :31–46, 1998.
- [Leg11] M. Legris. *Systèmes sonars de bathymétrie et d’imagerie*. Support de cours ensi 2 hydro uv 3.5 v1.1, ensta bretagne, 2011-2012 edition, 2011.
- [LP05] M. Lianantonakis and Y.R. Petillot. Sidescan sonar segmentation using active contours and level set methods. In *Oceans 2005 - Europe*, volume 1, pages 719–724 Vol. 1, 2005.
- [LP07] M. Lianantonakis and Y.R. Petillot. Sidescan sonar segmentation using texture descriptors and active contours. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 32(3) :744–752, Jul 2007.

- [LTL87] H. Laur, T. Le Toan, and A. Lopes. Textural segmentation of sar iamges using first order statistical parameters. *Proc.IGARSS'87*, pages 1463–1468, 1987.
- [LTL00] K. Lebart, E. Trucco, and D.M. Lane. Real-time automatic sea-floor change detection from video. In *OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition*, volume 2, pages 1337–1343 vol.2, 2000.
- [Lur02] X. Lurton. *An Introduction to Underwater Acoustics : principles and applications*. springer, 2002.
- [Mal89] S.G. Mallat. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 37(12) :2091–2110, 1989.
- [MHDG90] D.J. Marceau, P.J. Howarth, J.M.M. Dubois, and D.J. Gratton. Evaluation of the grey-level coocurence matrix method for land-cover classification using spot imagery. *IEEE on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4) :513–519, Jul 1990.
- [Mig00] Collet C. Pérez P.and Bouthemy P. Mignotte, M. Sonar image segmentation using an unsupervised hierarchical mrf model. *IEEE Trans. on Image Processing - IEEE-IP*, 9(7) :1–17, July 2000.
- [MMD10] R.J. May, H.R. Maier, and G.C. Dandy. Data splitting for artificial neural networks using som-based stratified sampling. *Neural Networks*, 23(2) :283 – 294, 2010.
- [MMT04] A. Monadjemi, M. Mirmehdi, and B. Thomas. Restructured eigenfilter matching for novelty detection in random textures. *learning*, 5 :13, 2004.
- [Mon75] F.S. Montalvo. Consensus versus competition in neural networks : a comparative analysis of three models. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(3) :333 – 346, 1975.

- [Mou86] C. De Moustier. Beyond bathymetry : Mapping acoustic backscattering from the deep seafloor with sea beam. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 79(2) :316–331, 1986.
- [NO04a] T.T. Nguyen and S. Orintara. A multiresolution directional filter bank for image applications. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings. (ICASSP '04). IEEE International Conference on*, volume 3, pages iii–37–40 vol.3, 2004.
- [NO04b] T.T. Nguyen and S. Orintara. Texture classification using non-uniform directional filter bank. In *Digital Signal Processing Workshop, 2004 and the 3rd IEEE Signal Processing Education Workshop. 2004 IEEE 11th*, pages 147–150, 2004.
- [Oli89] C.J. Oliver. Synthetic-aperture radar imaging. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 22(7) :871, 1989.
- [PFG78] W.K. Pratt, O.D. Faugeras, and A. Gagalowicz. Visual discrimination of stochastic texture fields. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 8(11) :796–804, 1978.
- [PJSJ03] A. Puttipatkaajorn, B. Jouvencel, and T. Salgado-Jimenez. A new method of pipeline detection in sonar imagery using self-organizing maps. In *Intelligent Robots and Systems, 2003. (IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 1, pages 541–546 vol.1, Oct 2003.
- [PL92] E. Pouliquen and X. Lurton. Identification de la nature du fond de la mer à l’aide de signaux d’écho-sondeurs. *Journal de Physique IV*, 02(C1) :C1–941–C1–944, 1992.
- [Pre09] J. Preston. Automated acoustic seabed classification of multibeam images of stanton banks. *Applied Acoustics*, 70(10) :1277–1287, 2009.

- [PTR⁺98] N. Pican, E. Trucco, M. Ross, D.M. Lane, Y. Petillot, , and I. Tena. Ruiz. Texture analysis for seabed classification : Co-occurrence matrices vs self-organizing maps. In *OCEAN'98 Conference Proceeding*, 1998.
- [RB96] M.D. Richardson and K.B. Briggs. In situ and laboratory geoacoustic measurements in soft mud and hard-packed sand sediments : Implications for high-frequency acoustic propagation and scattering. *Geo-Marine Letters*, 16(3) :196–203, 1996.
- [Ser82] J. Serra. Mathematical morphology and image analysis. Technical report, Academic press, 1982.
- [SL98] D. Sercic and S. Loncaric. Enhancement of mammographic for detection of microcalcifications. In *Proceedings of the IX European Signal Processing Conference ,Island of Rhodes, Greece*, volume 2, pages 693–696, Sep 1998.
- [SSB07] R.D. Stoll, Yue-Feng Sun, and I. Bitte. Seafloor properties from penetrometer tests. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 32(1) :57–63, 2007.
- [SvWD03] D.G. Simons, P.A. van Walree, and M.L. Driesenaar. Seabed classification with conventional echo sounders. In *EGS-AGU-EUG Joint Assembly*, volume 1, page 10025, 2003.
- [TJ90] M. Tuceryan and A.K. Jain. Texture segmentation using voronoi polygons. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 12(2) :211–216, 1990.
- [Tri93] Triton. Seaclass, automated seabed classification software. Website : <http://www.tritonimaginginc.com/site/content/software/packages/index.htm>, 1993.
- [TS95] X. Tang and K. Stewart. Texture classification using wavelet packet and fourier transforms. In *Ocean'95*, volume 1, page 387, 1995.

- [TTMG12] J.C Tilton, Y. Tarabalka, P.M. Montesano, and E. Gofman. Best merge region-growing segmentation with integrated nonadjacent region object aggregation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(11) :4454–4467, 2012.
- [Vap98] V.N. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. Wiley-Interscience, 1998.
- [VDM73] Chr. Von Der Malsburg. Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. *Kybernetik*, 14(2) :85–100, 1973.
- [Ves99] J. Vesanto. Som-based data visualization methods. *Intelligent Data Analysis*, 3(2) :111 – 126, 1999.
- [Wer86] G.J. Tango G.E. Ioup. Werby, M.F. Remote seismo-acoustic characterization of shallow ocean bottoms using spatial signal-processing of towed array measurements. *Geophysics*, 51(7) :1517–1986, 1986.
- [WH⁺63] T.N. Wiesel, D. Hubel, et al. Single-cell responses in striate cortex of kittens deprived of vision in one eye. *J Neurophysiol*, 26(6) :1003–1017, 1963.
- [ZMG94] B. Zerr, E. Maillard, and D. Gueriot. Sea-floor classification by neural hybrid system. In *OCEANS '94. 'Oceans Engineering for Today's Technology and Tomorrow's Preservation.'* *Proceedings*, volume 2, pages II/239–II/243 vol.2, 1994.

Abstract

The sidescan sonar records the energy of an emitted acoustical wave backscattered by the seabed for a large range of grazing angles. The statistical analysis of the recorded signals points out a dependence according grazing angles, which penalizes the segmentation of the seabed into homogeneous regions. To improve this segmentation, classical approaches consist in compensating artifacts due to the sonar image formation (geometry of acquisition, gains, etc.) considering a flat seabed and using either Lambert's law or an empirical law estimated from the sonar data. The approach chosen in this study proposes to split the sonar image into stripes in the swath direction; the stripe width being limited so that the statistical analysis of pixel values can be considered as independent of grazing angles. Two types of texture analysis are used for each stripe of the image. The first technique is based on the Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and various Haralick attributes derived from. The second type of analysis is the estimation of spectral attributes. The starting stripe at mid sonar slant range is segmented with an unsupervised competitive neural network based on the adaptation of Self-Organizing Feature Maps (SOFM) algorithm. Then, from the knowledge acquired on the segmentation of this first stripe, the classifier adapts its segmentation to the neighboring stripes, allowing slight changes of statistics from one stripe to the other. The operation is repeated until the beginning and the end of the slant range are reached. The study made in this work is validated on real data acquired by the sidescan sonar Klein 5000. Segmentation performances of the proposed algorithm are compared with those of conventional approaches.

KEYWORDS : seafloor segmentation, texture analysis, spectral analysis, unsupervised classification, Self-Organizing Feature Maps (SOFM).