

Mémoire présenté par

Jonathan Weber

Comptant pour l'obtention du diplôme de
Master Recherche Informatique Fondamentale et Appliquée
de l'**Université Louis Pasteur de Strasbourg**

Année universitaire

2006-2007

**Détection d'objets géographiques du littoral dans
des images satellites multispectrales**

Encadrants :

Sébastien Lefèvre - MCF - Université Louis Pasteur - Strasbourg

Anne Puissant - MCF - Université de Basse-Normandie - Caen

Rapporteur :

Pascal Schreck - PR - Université Louis Pasteur - Strasbourg



Soutenu le mercredi 20 juin 2007

Remerciements

Je tiens à remercier mes encadrants, Sébastien Lefèvre avec qui travailler est presque toujours un plaisir (même quand on doit rester jusqu'à minuit au laboratoire pour faire mille et un tests) et qui a su rester calme même quand je ne comprenais rien, Anne Puissant qui a su m'éclairer par ses connaissances géographiques et me communiquer sa bonne humeur.

Pascal Schreck, qui a accepté la lourde tâche d'être mon rapporteur.

Thomas, mon binôme mais néanmoins ami, pour moi tu seras toujours un être à part dans le monde merveilleux de l'Université.

Manu et ses goûts musicaux...

La machine à café, quand elle était en panne (c'est à dire souvent) c'était le drame...

L'inventeur du taboulé, béni soit l'homme (ou la femme) qui a inventé le plat favori de tout bon stagiaire fauché qui se respecte.

Mes amis et ma famille qui n'ont toujours pas vraiment compris ce que je fais.

L'ANR Jeunes Chercheurs ECOSGIL dont les fonds m'ont permis de voir la "réalité du terrain" trait-de-côtesque sur les plages normandes.

Dany Damaj pour ses travaux préliminaires sur les trois méthodes de référence d'extraction du trait de côte.

Erhan, du bureau d'à coté, pour avoir plus d'une fois éclairé ma lanterne sur des questions de traitement d'images et avec qui j'ai eu plus d'un fou-rire. You're mighty man.

La télévision pour proposer des programmes si mauvais qu'ils ne m'ont jamais détourné du travail.

Moi, parce qu'un peu d'égoïsme ne fait jamais de mal.

La vie, qui, même si elle est loin d'être toujours facile, nous réserve de temps en temps de bonnes surprises.

Les philosophes pour me rappeler sans cesse mon ignorance des choses de la vie.

Les formules mathématiques qui m'ont toujours empêché de me croire intelligent.

Les gens que j'ai oubliés et qui me le pardonneront parce qu'ils sont vraiment exceptionnels.

Les gens que j'ai oubliés et qui ne me le pardonneront pas parce qu'ils sont vraiment susceptibles.

Table des matières

1	Contexte : les objets géographiques	6
1.1	Capteurs	6
1.1.1	Landsat	6
1.1.2	Spot	7
1.1.3	Ikonos	8
1.1.4	Aster	8
1.1.5	QuickBird	9
1.2	Définitions	9
1.2.1	Trait de côte	9
1.2.2	NDVI	10
1.3	Images satellites	11
2	Etat de l'art : détection d'objets géographiques	13
2.1	Détection du trait de côte	13
2.1.1	Imagerie radar	13
2.1.2	Imagerie optique	14
2.1.3	Comparaison et critique	16
2.2	Détection des chenaux	17
3	Outils morphologiques	19
3.1	Fondements de la morphologie mathématique	19
3.1.1	Principes	19
3.1.2	Opérateurs de base	21
3.2	Application à la télédétection	21
3.2.1	Extraction du réseau routier	21
3.2.2	Extraction du bâti	23
3.2.3	Segmentation et classification	24
3.3	La Transformée en Tout ou Rien, un outil de reconnaissance de forme	26
3.3.1	Définition de Ronse	26
3.3.2	Définition de Soille	27

3.3.3	Définition de Barat	28
3.4	Approches multivaluées pour les images multispectrales	28
3.4.1	Approche marginale	29
3.4.2	Approches vectorielles	29
3.4.3	Notre approche	30
4	Extension de la Transformée en Tout ou Rien	31
4.1	Définition dans le cas multispectral	31
4.2	Application à l'extraction de limites ou de contours	33
4.2.1	Extraction des caractéristiques à partir d'une ontologie	34
4.2.2	Forme des éléments structurants	34
4.2.3	Algorithme	36
4.2.4	Résultat sur un exemple artificiel	36
4.2.5	Résistance au bruit	39
4.3	Comparaison	39
4.3.1	Comparaison brute	40
4.3.2	Comparaison avec détection de contours sur les bandes	41
4.4	Analyse	41
5	Extraction du trait de côte	43
5.1	Choix des images	43
5.2	Paramètres utilisés	43
5.2.1	Méthodes de référence	43
5.2.2	Notre méthode	44
5.3	Evaluation de la méthode	45
5.3.1	Résultats	45
5.3.2	Comparaison	45
6	Conclusion	50
6.1	Discussion	50
6.2	Perspectives	51

Introduction

Connaître la position exacte des différents objets géographiques composant le littoral est fondamental pour la gestion des ressources côtières et la protection du littoral. Les décideurs locaux et nationaux ont besoin d'informations à jour pour pouvoir gérer les activités humaines (constructions côtières, routes, etc), pour inventorier les ressources naturelles, ainsi que pour délimiter les zones soumises aux risques liées à la proximité de la mer [52, 54]. L'acquisition automatique de ces informations est complexe, difficile et coûteuse en temps si on utilise les techniques classiques. Cette acquisition est également très dépendante des caractéristiques morphologiques du littoral (plages de sable, rocher, falaise, etc). Des techniques rapides et reproductibles sont requises notamment pour visualiser l'évolution de la côte et mettre à jour les cartes côtières. Les images satellites à haute voire très haute résolution spatiale peuvent être exploitées pour obtenir cette information spatiale, qui peut aussi également être intégrée dans des SIG (Systèmes d'Informations Géographiques) [53].

Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'ANR Jeunes Chercheurs ECOSGIL¹ 'Extraction de CONnaissances Spatiales pour la Gestion Intégrée du Littoral' qui a pour objectif de développer une plateforme interactive d'identification, d'analyse et de visualisation des risques environnementaux (flux de sédiments, évolution du trait de côte à court-terme et à long-terme) et les risques liées à l'activité humaine (modification du paysage, urbanisation) à travers l'utilisation avancée de SIG, et particulièrement par l'utilisation d'images satellites et aériennes à Haute-Résolution Spatiale (HRS - 30 à 5m) et Très Haute Résolution Spatiale (THRS - 3 à 1m).

Nous nous sommes plus particulièrement intéressés à l'extraction du trait de côte à partir d'images HRS. Une nouvelle approche basée sur la morphologie mathématique en utilisant les informations multispectrales de l'image et les connaissances du domaine a été développée. Nous avons testé notre algorithme sur des images satellites de la côte normande provenant de différents capteurs, puis nous avons comparé nos résultats avec ceux de trois méthodes de référence basées respectivement sur la détection de contours, le seuillage et une classification supervisée. Nous les avons évaluées sur des critères aussi bien qualitatifs que quantitatifs.

¹<http://ecosgil.u-strasbg.fr>

Chapitre 1

Contexte : les objets géographiques du littoral

L'extraction d'objets géographiques nécessite plusieurs informations, nous allons donc présenter les différents types de satellites optiques ainsi que leurs capteurs, définir certains concepts liés à la télédétection et donner la liste des images satellites dont nous disposons par le biais de l'ANR-JC ECOSGIL.

1.1 Capteurs

Nous allons brièvement présenter les capteurs des images en notre possession, nos informations proviennent de l'ouvrage de Mather [35].

1.1.1 Landsat

Les satellites Landsat ont été les premiers satellites civils d'observation du sol, le premier fut lancé le 23 juillet 1972 par la NASA (National Aeronautics and Space Agency). Le programme Landsat a ensuite évolué améliorant toujours les performances de ses capteurs. Il existe trois types d'instruments emportés par la gamme des satellites Landsat.

Landsat Multispectral Scanner (MSS)

Emporté exclusivement par les Landsat de 1 à 5, le MSS est un instrument à 4 bandes, deux dans le visibles (vert et rouge) et deux dans le proche infra-rouge ($0.5 - 0.6\mu\text{m}$, $0.6 - 0.7\mu\text{m}$, $0.7 - 0.8\mu\text{m}$ et $0.8 - 1.1\mu\text{m}$), ils sont numérotés 4-7 dans les Landsats 1-3 et 1-4 dans les Landsat 4-5. Il couvre des bandes larges de 185 km avec une taille de pixel de 79 m dans le sens de progression et 57 m dans

le sens perpendiculaire. Le MSS est un scanner électro-mécanique qui utilise un miroir oscillant pour réfléchir les radiations sur un ensemble de six détecteurs (un ensemble de six détecteurs pour chaque bande).

Landsat Thematic Mapper (TM)

Emporté sur les Landsats 4-5, le TM utilise un ensemble de détecteurs pour chaque bande ainsi qu'un miroir oscillant comme le MSS, mais le TM a 16 détecteurs par bande (excepté la bande thermique qui n'en a que 4). Il a une résolution spatiale de 30 m (excepté pour la bande thermique où elle est de 120 m). Il a 7 bandes, les bandes 1-3 couvrent le visible ($0.45 - 0.52\mu\text{m}$, $0.52 - 0.60\mu\text{m}$ et $0.63 - 0.70\mu\text{m}$ représentant le bleu-vert, le vert et le rouge), la bande 4 couvre le proche infra-rouge ($0.75 - 0.90\mu\text{m}$), les bandes 5 et 7 couvrent le moyen infra-rouge ($1.55 - 1.75\mu\text{m}$ et $2.08 - 2.35\mu\text{m}$) et la bande 6 couvre l'infra-rouge thermique ($10.4 - 12.5\mu\text{m}$). Les données du TM sont comprises entre 0 et 255.

Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)

L'ETM+ est une amélioration de l'ETM qui est lui-même une amélioration du TM. L'ETM+ est uniquement présent sur Landsat 7, Landsat 6 possédait l'ETM mais n'a jamais fonctionné car il a raté sa mise en orbite. Il a les mêmes 7 bandes que TM, sauf que la résolution de la bande thermique est de 60 m au lieu de 120 m, de plus il a une bande panchromatique, bande qui couvre tout le spectre du visible, d'une résolution de 15 m.

1.1.2 Spot

SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre) est un programme franco-suédo-belge mené par le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales). SPOT-1 a été lancé le 22 février 1986.

Spot 1-2-3

Les trois premiers satellites SPOT ont le même instrument, le HRV (High Resolution Visible). Il a 3 bandes ($0.50 - 0.59\mu\text{m}$, $0.61 - 0.68\mu\text{m}$ et $0.79 - 0.89\mu\text{m}$) a une résolution de 20 m et une bande panchromatique ($0.51 - 0.73\mu\text{m}$) a une résolution de 10 m. Les données du HRV sont comprises entre 0 et 255.

Spot 4

SPOT 4 embarque un HRV amélioré, l'HRV-IR qui comporte une bande de plus dans l'infra-rouge moyen ($1.58 - 1.75\mu\text{m}$) à une résolution de 20 m. Il peut-

être utilisé en mode multi-spectral (X), panchromatique (M) ou dans une combinaison des deux.

Spot 5

SPOT 5 embarque 3 instruments, le HRG (High Resolution Geometric), le Vegetation-2 et le HRS (High Resolution Stereoscopic)

TAB. 1.1 – Caractéristiques des instruments de SPOT 5

Bande Spectrale (μm)	Résolution Spatiale (m)		
	HRG	Vegetation-2	HRS
P 0.49-0.69	2.5 ou 5		10
B0 0.43-0.47		1000	
B1 0.50-0.59	10		
B2 0.61-0.68	10	1000	
B3 0.79-0.89	10	1000	
SWIR 1.58-1.75	20	1000	

1.1.3 Ikonos

Ikonos est le premier satellite commercial à haute-résolution, appartenant à la Space Imaging Corporation, une entreprise américaine, il a été lancé le 24 septembre 1999. Ses instruments ont une bande panchromatique ($0.45 - 0.90\mu\text{m}$) d'une résolution de 1 m et 4 bandes multispectrales bleu ($0.45 - 0.53\mu\text{m}$), vert ($0.52 - 0.61\mu\text{m}$), rouge ($0.64 - 0.72\mu\text{m}$) et proche infra-rouge ($0.77 - 0.88\mu\text{m}$) d'une résolution de 4 m. Ses données sont codées sur 11 bits (0 – 2047).

1.1.4 Aster

ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) est un satellite américano-japonais lancé en décembre 1999, pouvant prendre 14 bandes différentes dans le visible et proche infra-rouge (VNIR), l'infra-rouge à ondes courtes (SWIR) et l'infra-rouge thermique (TIR). On notera que les bandes 3N et 3B permettent de produire une image stéréoscopique utile pour produire des modèles d'élévation (DEM).

TAB. 1.2 – Caractéristiques des instruments d’Aster

Région Spectrale	Indice	Bande Spectrale (μm)	Résolution (m)
VNIR	1	0.52-0.60	15
	2	0.63-0.69	15
	3N	0.78-0.86	15
	3B	0.78-0.86	15
SWIR	4	1.600-1.700	30
	5	2.145-2.185	30
	6	2.185-2.225	30
	7	2.235-2.285	30
	8	2.295-2.365	30
	9	2.360-2.430	30
TIR	11	8.475-8.825	90
	12	12.8925-9.275	90
	13	10.25-10.95	90
	14	10.95-11.65	90

1.1.5 QuickBird

QuickBird est un satellite commercial à haute-résolution lancé le 18 octobre 2001 par la compagnie American Digital Globe. Ses instruments ont une bande panchromatique ($0.445 - 0.900\mu\text{m}$) d’une résolution de 0.62 m, et quatre bandes multispectrales bleu ($0.45 - 0.52\mu\text{m}$), vert ($0.52 - 0.60\mu\text{m}$), rouge ($0.63 - 0.69\mu\text{m}$) et proche infra-rouge ($0.76 - 0.90\mu\text{m}$) d’une résolution de 2.46 m. Comme Ikonos ses données sont codées sur 11 bits.

1.2 Définitions

1.2.1 Trait de côte

Le premier problème auquel nous sommes confrontés est la définition du trait de côte. L’Agence Européenne de l’Environnement (EEA) donne la définition suivante :

Trait de côte : Ligne qui sépare une surface terrestre d’un océan ou d’une mer.

Nous avons là une définition relativement simple et compréhensible de ce qu’est un trait de côte. Cependant dans un rapport de l’European Topic Centre Terrestrial Environment [21], il est précisé qu’avec une telle définition tout ce qui n’est pas surface terrestre sera considéré comme mer ou océan, donc il est préco-

nisé de ne pas compter comme surface maritime, les estuaires, les deltas, les zones intertidales et les lagons côtiers (dont des exemples sont donnés en figure 1.1).



FIG. 1.1 – De gauche à droite, estuaire, delta et lagon côtier

Il s'agit là de concepts clairement définis mais difficiles à extraire d'une image satellite, nous prendrons donc le parti de nous en tenir à la définition de l'EEA, qui est simple et visuellement intuitive.

1.2.2 NDVI

Il existe tout un panel d'indices utilisés par les géographes afin de mettre en évidence la végétation, l'eau, la brillance, etc. Nous aurions pu en utiliser plusieurs mais nous avons préféré n'utiliser que le Normalized Difference Vegetation Index (Indice de Différence Végétal Normalisé) ou NDVI. Cet indice ajoute des informations très utiles dans le cas de l'extraction du trait de côte. Il se calcule ainsi :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad (1.1)$$

avec PIR et R dénotant respectivement la réponse spectrale dans le proche-infrarouge et dans le rouge.

Il s'agit donc d'une nouvelle bande dont les valeurs sont normalisées, c'est à dire comprises entre 0 et 1, et expriment la probabilité qu'un pixel soit un pixel de végétation. Cet indice nous renseigne donc sur le couvert végétal d'une image satellite, ce qui dans le cas de la détection du trait de côte est très utile car la réponse spectrale de la mer sur le NDVI est 0.

1.3 Images satellites

Nous disposons pour ce travail d'une collection d'images satellites sur deux zones et à différentes dates et résolutions (tableaux 1.3 et 1.4).

TAB. 1.3 – Liste des images satellites du bas estuaire de la Seine

ID	Capteur	Date	Instrument
17	Landsat 1	25/06/1976 à 9h30	MSS 60 m (couleur)
18	Landsat 5	20/05/1992 à 9h30	TM 30 m (couleur)
19	Landsat 7	21/07/2000 à 9h37	ETM+ 30m (couleur) et 15 m Pan
20	Landsat 7	13/09/2002 à 9h37	ETM+ 30m (couleur) et 15 m Pan
21	Spot	24/05/1987 11 :27	X 20 m (Couleur)
22	Spot	29/06/1993 11 :32	X 20 m (Couleur)
23	Spot	23/03/2003 à 11h33	J 10 m (couleur)
24	Spot	23/03/2003 à 11h33	A 5m (N et B)
25	Spot	23/03/2003 à 11h33	B 2.5m (N et B)
26	Aster	05/06/2003 à 11h04	15 m (V-R-PIR)
27	Aster	25/09/2003 à 11h03	15 m (V-R-PIR)
28	Quickbird	26/10/2002 à 11h00	0.62 Pan et 2.46 MS
29	Quickbird	26/10/2002 à 11h00	0.62 Pan et 2.46 MS
30	Ikonos	16/01/2005 à 11h10	1 m Pan et 4m MS

TAB. 1.4 – Liste des images satellites de la baie du Mont Saint-Michel

ID	Capteur	Date	Instrument
1	Landsat 1	02/07/1975 à 9h30	MSS 60 m (couleur)
2	Landsat 5	27/09/1990 à 9h30	TM 30 m (couleur)
3	Landsat 5	20/05/1992 à 9h30	TM 30 m (couleur)
4	Landsat 5	04/05/1995 à 9h30	TM 30 m (couleur)
5	Landsat 7	21/07/2000 à 9h37	ETM+ 30m (couleur) et 15 m Pan
6	Spot 4	02/07/1999 à 11h41	P 10m(N et B)
7	Spot 4	02/07/1999 à 11h41	X 20m(couleur)
8	Spot 5	24/09/2002 à 10h54	A 5m (N et B)
9	Spot 5	24/09/2002 à 10h54	J 10m (couleur)
10	Spot 5	18/12/2003 à 11 :40	J 10m (couleur)
11	Spot 5	18/12/2003 à 11 :40	A 5m (N et B)
12	Spot 5	18/12/2003 à 11 :40	A 2.5m (N et B)
13	Aster	07/04/2000 à 11h32	15 m (V-R-PIR)
14	Aster	09/09/2004 à 11h16	15 m (V-R-PIR)
15	Quickbird	19/03/2003 à 11h00	0.62 Pan et 2.46 MS
16	Ikonos	30/05/2004 à 10h57	1 m Pan et 4m MS

Chapitre 2

Etat de l'art : détection des objets géographiques du littoral

Dans le but de nous donner une idée des techniques actuelles d'extraction des objets géographiques du littoral, nous avons fait un état de l'art portant principalement sur le trait de côte ainsi que sur les chenaux.

2.1 Détection du trait de côte

Les méthodes de détection du trait de côte se divisent en deux parties, celles basées sur les images optiques et celles basées sur les images radar. Le trait de côte est un objet linéaire qui n'existe pas dans la réalité, il s'agit simplement de la frontière entre la mer et la terre. L'objectif d'une méthode de détection d'une telle limite se résume donc souvent à détecter la mer, puis détecter la terre et voir où se situe leur frontière commune.

2.1.1 Imagerie radar

Les images radar sont de plus en plus populaires grâce à leur capacité de voir à travers la couverture nuageuse mais leur mauvaise qualité rends difficile l'extraction d'information, ainsi que la localisation précise des données extraites.

Etant donné qu'aucune image radar n'est disponible dans le cadre de l'ANR-JC Ecosgil, nous ne nous intéresserons pas à ce type d'images. Cependant nous pouvons citer quelques méthodes comme celle de Dellepiane [13] basée sur la connexité floue, ou celle d'Onana [40] qui est texturale et géométrique, on peut encore citer l'approche de Moctezuma [37] qui utilise les transformées de polynôme et les segmentations markoviennes.

2.1.2 Imagerie optique

Les images optiques sont les images satellites les plus courantes, utilisées notamment pour la cartographie, elles contiennent souvent plusieurs bandes correspondant chacune à une longueur d'onde donnée, ainsi qu'une bande panchromatique correspondant à une image en niveaux de gris. Cependant ce type d'image présente l'inconvénient que toute couverture nuageuse masquera la zone d'études.

Méthodes par détection de contours

Heene [20] quant à lui se base sur la détection de contours de Canny [9], qui utilise un filtre linéaire gaussien pour diminuer le bruit. Puis il calcule la direction des contours et leur amplitude à l'aide de gradients de magnitude et de direction. On leur applique ensuite un amincissement dans lequel on met l'amplitude du contour à zéro si elle est inférieure à celles des deux contours adjacents selon la direction de ce contour. Finalement, on seuille le résultat en utilisant un double seuillage, tous les contours supérieurs au seuil haut sont étiquetés comme contour, ceux inférieurs au seuil bas sont étiquetés comme non-contour, ceux supérieurs au seuil bas et connexes à un pixel supérieur au seuil haut à travers une chaîne de contours sont étiquetés comme contour. Une fois l'algorithme de Canny appliqué, il utilise l'image de départ qu'il seuille afin d'obtenir deux classes différentes, une représentant l'eau, l'autre la terre. La fine bordure entre les deux classes est utilisée comme masque pour filtrer le résultat de l'algorithme de Canny. Ensuite, il applique une fermeture de contours qui va connecter les points séparés par n pixels en suivant les contours selon la direction du gradient. L'image gradient nécessaire à ce suivi peut être obtenue par un gradient de Sobel ou de Roberts. Si un pixel du gradient de la fermeture des contours est supérieur à un certain seuil, il sera considéré comme contour. Il pratique encore un dernier seuillage et obtient le trait de côte. Bien que cette méthode donne de bons résultats, l'auteur concède qu'il faut la pratiquer sur les bandes rouge à infra-rouge autrement on obtient trop de faux positifs, c'est à dire des pixels étiquetés comme trait de côte mais n'en étant pas.

Karantzalos [26], propose une méthode en trois étapes : en premier lieu il améliore l'image et la lisse afin d'améliorer la visibilité et la perception des différentes régions de l'image. La deuxième étape consiste en la détection de contours, par la méthode de Canny [9] ou celle de Vliet [51] que Karantzalos juge équivalente en terme de fiabilité. L'ultime étape de cette méthode consiste à établir une connexité entre les différents contours. Pour ce faire, l'auteur utilise toute une série d'opérateurs présents dans la boîte à outils de traitement d'image de Matlab [49]. Il effectue d'abord une transformation 'clean' puis un 'fill' suivi de cinq 'bridge' et

d'un 'tophat'. Il continue avec trois 'skeletonize', un 'thin' et un 'closing'. Et enfin, il termine par quatre 'skeletonize' et un 'clean'. Finalement, les composantes connexes de moins de quinze pixels sont éliminées car jugées non pertinentes. Les résultats obtenus par cette méthode sont loin d'être satisfaisants, en effet les images résultats contiennent plus que le trait de côte, notamment des contours de hangars.

Loos [34] commence par améliorer l'image en adaptant son amélioration à l'histogramme ainsi qu'en corrigeant la brillance et le contraste. Ensuite, l'auteur utilise un algorithmes de détection et d'amélioration de contours. Il a ainsi testé les filtres suivants : Laplacien, Sobel, Prewitt, Canny, Roberts, Frei-Chen et différence de pixel [38]. L'utilisateur doit ensuite sélectionner au moins un pixel de départ et un pixel de fin appartenant au trait de côte, il peut également définir des points intermédiaires. L'algorithme va alors déterminer le trait de côte en reliant ces deux points en se basant sur les contours. Cependant, les paramètres déterminant le trait de côte devront avoir été déterminés. Cette recherche heuristique est très rapide grâce aux données entrées par l'utilisateur. Bien qu'efficace cette méthode repose beaucoup sur l'intervention de l'utilisateur qui doit d'abord lui-même identifier le trait de côte afin de pouvoir cliquer sur deux des pixels le composant.

Méthode par seuillage et morphologie mathématique

Jishuang [25], a développé une méthode basé sur le seuillage, il effectue donc un seuillage qui classera les pixels inférieurs au seuil comme appartenant à la mer et les pixels supérieurs au seuil comme appartenant à la terre. Cependant, un seuillage n'est pas suffisant, en effet il y aura des valeurs inférieures au seuil mais qui seront sur la terre, comme certains bâtiments, ou des objets sur la mer qui seront au-dessus du seuil, ainsi que de l'eau présente dans la terre mais qui ne sera pas reliée à la mer. Pour traiter ces problèmes, il classe donc les régions isolées à l'intérieur des deux grands régions que sont la terre et l'eau, en région isolée dans l'eau mais qui n'est pas de l'eau, région isolée dans la terre et qui n'est pas de l'eau, il élimine ces deux types de régions à l'aide des opérations d'ouverture et de fermeture, et enfin il a la classe des régions isolées dans la terre mais qui font partie de la côte. Ensuite, il connecte ces dernières régions en créant un chenal, qui est le plus court chemin entre ces régions et la région principale de l'eau. Ainsi, il obtient une image binaire dont il peut facilement extraire le trait de côte. Cette méthode donne de très bons résultats, son seul défaut réside dans le choix du seuil qui nécessite un expert ou une approche empirique.

Méthode par classification

Basée sur l'étude d'images Landsat ETM+, la méthode présentée par Bagli et Soille [4] nécessite d'entrer manuellement ou automatiquement des marqueurs qui seront les points de départ pour l'algorithme de croissance de régions, basé sur un critère de similarité, ou pour un algorithme de ligne de partage des eaux. L'algorithme de croissance de régions qu'il utilise est le suivant. A chaque étape, on ajoute un pixel non-assigné à la région voisine la plus similaire à ce pixel. On procède ainsi jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucun pixel qui n'appartienne pas à une région. Cet algorithme produit une tessellation de l'image en autant de régions que l'on avait de marqueurs. On obtient ainsi un ensemble de régions homogènes. Le trait de côte correspond alors aux frontières entre deux régions de natures différentes, une représentant de l'eau, l'autre de la terre. Pour déterminer ce que représente une région, ils utilisent les longueurs d'onde de certaines bandes, ce qui leur permet ensuite d'extraire le trait de côte. Ils obtiennent par cette méthode des résultats fiables à plus de 96%. Cependant, avec cette méthode il obtienne également les limites des lacs et cette méthode nécessite l'intervention d'un expert pour déterminer les points de départ des régions.

Krishna [29] présente différentes méthodes de classification. Il divise l'image en trois classes : l'eau, la terre et la transition entre les deux. Pour ce faire, il base chaque classification sur une bande ou un indice différent. La première est basée sur un double seuillage de la bande SWIR (Short-Wave Infra-Red), la deuxième sur un algorithme de classification ISODATA [22] (Iterative Self Organized Data Analysis) sur les bandes 2 (0.57-0.61 μm), 3 (rouge) et proche-infrarouge. La troisième classification est basée sur une analyse en composantes principales des bandes 2 (0.57-0.61 μm) et proche-infrarouge. La quatrième base sa classification sur l'indice NDVI. Enfin, la cinquième utilise le WI (Water Index) qui se calcule comme la somme des bandes visibles divisée par la somme des bandes infrarouges, cet indice permet également de classer les pixels en trois classes. Après comparaison, il apparaît que la meilleure des cinq classifications était celle basée sur la bande SWIR. Bien qu'elle obtienne de bons résultats, cette méthode nécessite l'intervention d'un expert pour déterminer les seuils du double seuillage, la rendant caduque pour un non-expert.

2.1.3 Comparaison et critique

L'observation du tableau 2.1, nous montre que souvent les méthodes de détection du trait de côte nécessite une intervention de l'utilisateur, celle-ci peut-être légère (détermination de seuil) ou plus lourde (sélection de points sur l'image), dans tous les cas cette intervention limite la méthode à une utilisation par des

TAB. 2.1 – Comparaison des différentes méthodes de détection du trait de côte

Méthode	Type	Résolution	Bruit	Utilisateur
Bagli[4]	Multi/Pan	12.5,25	Non Traité	Requis
Dellepiane[13]	Radar	20	Traité	Requis
Heene[20]	Multi	N/A	Traité	Requis
Jishuang[25]	Multi	N/A	Non Traité	Non Requis
Karantzalos[26]	Multi/Pan	30,10,6,1	Traité	Requis
Krishna[29]	Multi	23	Non Traité	Non Requis
Loos[34]	Multi	1,4,10,15,20,30	Non Traité	Requis
Moctezuma[37]	Radar	20	Traité	Requis
Onana[40]	Radar	N/A	Traité	Non Requis

experts, ce qui ne devrait pas être le cas. De la même manière, on peut remarquer que certaines méthodes ne traitent pas le bruit, ce qui les limite aux images de bonne qualité, voire très bonne qualité, alors qu'une méthode d'extraction devrait être adaptée à des images contenant du bruit, ce qui est fréquent avec les images satellites. De plus, la plupart de ces méthodes sont limitées à une résolution bien particulière (sauf pour Loos et Karantzalos), elles ne sont donc adaptées qu'à un certain type d'images satellites, rendant difficile voire impossible l'étude de l'évolution au cours du temps du trait de côte, les résolutions des instruments ayant changées.

2.2 Détection des chenaux

Lohani [33] propose un algorithme pour extraire les réseaux de chenaux depuis une image aérienne. Il utilise en premier lieu le détecteur de contours de Sobel [18] sur la bande rouge. Il seuille cette image pour éliminer les magnitudes faibles, il supprime les contours qui ne sont pas des maxima le long de l'axe perpendiculaire à leur magnitude. Il applique ensuite un seuillage par hystérèse [9] obtenant ainsi des contours plus continus. Il utilise une transformée de distance-avec-destination, qui est basée sur la transformée de distance euclidienne [10], mais qui comporte en plus la direction d'où vient la distance minimale. Dans l'image obtenue les distances maximales représentent les lignes centrales des chenaux et des zones non-chenales. Il met à zéro les valeurs des pixels ne représentant pas un maximum, et squelettise l'image résultante en utilisant la méthode de Zhang [56], il supprime ensuite les lignes de 2-3 pixels pour éviter qu'elles ne perturbent les étapes suivantes. L'étape suivante consiste à sélection-

ner sur l'image originale des points représentant des chenaux, l'utilisateur doit donc cliquer un certain nombre de points. Ces points sont ensuite utilisés dans un algorithme ISODATA [22]. Une fois les clusters obtenus il les classe en utilisant la distance de Mahalanobis [43], il calcule la distance de chaque pixel de chaque cluster par rapport au pixel moyen du cluster. Il trie ainsi les pixels et calcule un EPV (Estimated 'P' value) qui lui permet de déterminer si un pixel appartient à un chenal. L'étape suivante consiste à partir des points sélectionnés manuellement et trouver la ligne du squelette la plus proche en utilisant les directions déterminées précédemment. Ensuite, toutes les lignes de squelettes trouvées et classées comme chenal sont gardées. Il faut maintenant compléter et relier les différents chenaux, pour ce faire, l'auteur localise les points terminaux et extrapole les chenaux pour les relier à d'autres points terminaux en utilisant l'interpolation rationnelle [42]. Cette méthode laisse encore certains chenaux non connectés au réseau des chenaux, ces chenaux sont ignorés car ils ont été éliminés par la classification, pour contrer cela il classe comme chenal toutes les lignes de squelette qui ont des points terminaux à chacune de leurs extrémités. Maintenant qu'il a le squelette du réseau des chenaux, il va l'étendre jusqu'aux contours en utilisant les directions déterminées précédemment, obtenant ainsi les chenaux complets. Cette méthode a comme défaut principal de nécessiter l'intervention de l'utilisateur qui doit déjà trouver les chenaux sur l'image et en cliquer certains points. Dans le cas où l'utilisateur ne serait pas un expert cela ne serait pas possible, sans compter que la moindre erreur de l'utilisateur entraînera une erreur de la méthode.

Chapitre 3

Outils morphologiques adaptés aux objets géographiques

Nous avons décidé d'utiliser les outils proposés par la morphologie mathématique pour extraire les objets géographiques du littoral, nous allons donc expliquer les bases de cette théorie, les applications déjà développées en télédétection, puis nous présenterons l'opérateur de reconnaissance de forme appelé Transformée en Tout ou Rien, et enfin nous verrons l'extension de la morphologie mathématique aux images multivaluées.

3.1 Fondements de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie introduite il y a 40 ans par Jean Serra et Georges Matheron pour définir une description quantitative de structures géométriques par le biais d'une analyse spatiale[45]. De nombreux outils basés sur cette théorie ont été développés et appliqués avec succès à de nombreux domaines. La morphologie mathématique est reconnue comme adaptée aux problèmes de télédétection[6, 14, 15, 16, 48] car elle offre la possibilité de rechercher des configurations spatiales particulières dans une image. En particulier, elle est bien adaptée à l'extraction de formes ayant une signification thématique particulière, comme les routes [27, 55], les bâtiments [8, 23, 31] ou les structures paysagères [30, 57].

3.1.1 Principes

L'analyse d'une image par morphologie mathématique consiste à appliquer sur cette image un ou plusieurs opérateurs morphologiques au moyen d'un masque ou motif géométrique prédéfini (carré, rectangle, cercle...). Le motif géométrique,

appelé élément structurant (ES), est déplacé dans l'image de façon à ce que son centre occupe toutes les positions de l'espace (les pixels p). Pour chacune des positions, on applique l'opérateur choisi. Il en résulte une image transformée dans laquelle des éléments X peuvent avoir été éliminés, fusionnés, amincis, etc. Un exemple est donné en figure 3.1.

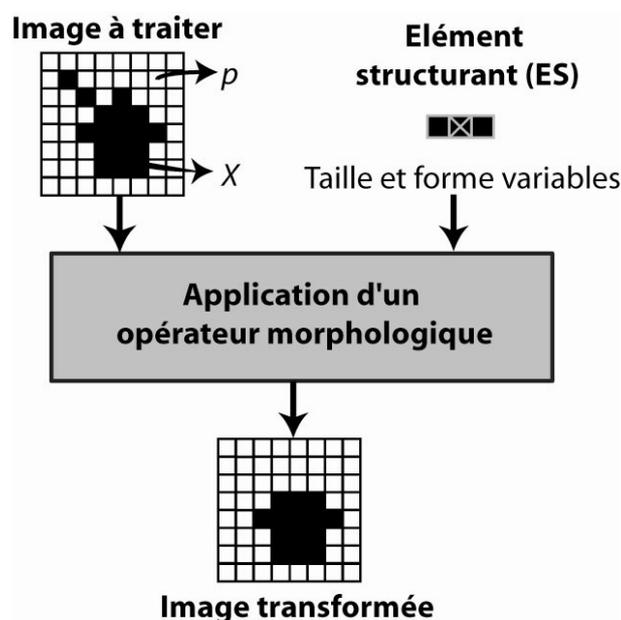


FIG. 3.1 – Principe de l'analyse d'images par la morphologie mathématique

On distingue la morphologie mathématique ensembliste qui s'applique sur des images binaires, de la morphologie mathématique fonctionnelle qui opère sur des images en niveaux de gris. La première fait appel à la théorie des ensembles. Pour chaque position du centre de l'élément structurant, on vérifie une relation ensembliste (union, intersection, inclusion) de l'ES avec les éléments de l'image. Le résultat de la transformation est une nouvelle image binaire composée des points qui satisfont la relation. Pour les images en niveaux de gris, les transformations morphologiques sont généralisées et s'appliquent sur des fonctions (et non plus des ensembles) en tenant compte cette fois des valeurs prises par les pixels dans le domaine de l'élément structurant. Suivant l'opérateur choisi, on affectera par exemple la valeur maximale des pixels au centre de l'ES (cas d'une dilatation plate) ou la valeur minimale (cas d'une érosion plate). Pour une image multispectrale, l'utilisation de la morphologie mathématique devient plus complexe et repose souvent sur la définition d'un ordre particulier comme cela est expliqué dans la section 3.4.

3.1.2 Opérateurs de base

Comme la méthode que nous avons développée n'est pas basée sur une binarisation ou un seuillage, nous n'expliquerons pas la morphologie mathématique binaire, nous nous concentrerons sur la morphologie mathématique appliquée aux images en niveaux de gris. Dans ce cas, les images sont considérées comme étant des fonctions sur lesquelles on applique des opérateurs en utilisant la valeur des pixels dans le domaine de l'ES. La plupart du temps, ce sont des opérateurs plats qui sont utilisés c'est à dire qu'aucune distinction n'est faite selon la position spatiale du pixel dans le domaine de l'ES. Les deux opérateurs élémentaires de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation, respectivement notées $\varepsilon_B(f)$ et $\delta_B(f)$ et définies telles que :

$$\varepsilon_B(f)(p) = \bigwedge_{q \in B} f(p+q), \quad p \in E \quad (3.1)$$

$$\delta_B(f)(p) = \bigvee_{q \in B} f(p-q), \quad p \in E \quad (3.2)$$

où f représente l'image à traiter (dans E) et B l'élément structurant utilisé. Autrement dit, la dilatation $\delta_B(f)$ donne une image dans laquelle chaque pixel p est associé au maximum local de f dans le voisinage défini par l'ES B . L'érosion est l'opération duale qui prend en compte le minimum local au lieu du maximum local.

De ces deux opérateurs fondamentaux ont été dérivés de nombreux opérateurs morphologiques tel que l'ouverture γ et la fermeture ϕ utilisées essentiellement pour des besoins de filtrage :

$$\gamma_B(f) = \delta_B(\varepsilon_B(f)) \quad (3.3)$$

$$\phi_B(f) = \varepsilon_B(\delta_B(f)) \quad (3.4)$$

qui donnent comme résultat la suppression des maximas ou des minimas locaux.

3.2 Application à la télédétection

3.2.1 Extraction du réseau routier

Zhang [55] cherche à extraire le réseau routier d'une image satellite. Il commence par classifier et segmenter l'image en utilisant l'algorithme ISODATA [22] (Iterative Self Organizing Data Analysis Technique). Après segmentation les maisons sont des petites régions séparées les une des autres alors que les routes sont

de longs objets. L'auteur se sert alors de la notion de *grand axe d'une ellipse qui entoure un objet* pour éliminer les maisons. Il utilise une granulométrie basée sur ce critère ce qui donne la distribution en taille des objets dans une image, lui permettant de définir un seuil de taille en dessous duquel les objets ne sont pas des routes. Il pratique alors une ouverture triviale avec cette taille pour éliminer les objets n'étant pas des routes. Il applique ensuite une fermeture pour boucher les trous. Afin d'enlever les petits chemins, il pratique une ouverture en utilisant un élément structurant dont la taille est la largeur de la route principale. Il élimine ensuite les maisons qui restaient encore en réappliquant une ouverture triviale. Cette ouverture ayant créé des trous dans le réseau routier, il réapplique une fermeture pour combler les trous. Il reste ensuite des morceaux de route non connectés, pour les reconnecter, il réduit le réseau routier à une largeur de 1 pixel, ensuite pour chaque point final il regarde si dans un certain rayon, il y a un autre point final, si c'est le cas il les reconnecte pour compléter le réseau routier. Cette méthode simple a cependant ces limites, elle ne pourra détecter des routes non continues ou abimées (chute d'arbre, tunnel...), elle n'éliminera pas les chemins secondaires aussi larges que la route (descente de garage ou entrée de propriété), elle ne pourra dans la même image détecter des routes sombres et des routes claires (goudron, sable, terre).

Géraud [19] a mis au point une méthode basée sur les champs de markov et la morphologie mathématique. La première étape est de choisir une image où les routes peuvent être facilement mise en évidence (par exemple une bande où elles sont plus claires que leur environnement). Il filtre ensuite l'image par une ouverture d'aire suivie d'une ligne de partage des eaux. Grâce à l'ouverture la ligne de partage des eaux est améliorée. L'auteur construit ensuite un graphe d'adjacence de courbe basé sur la ligne de partage des eaux, où chaque noeud représente une ligne de partage et chaque branche relie deux noeuds dont les lignes de partage qu'ils représentent sont connexes. Le problème revient à présent à définir si chaque noeud représente ou non de la route. Géraud modélise ce problème en utilisant les champs aléatoires de Markov [17]. Il se base sur deux types d'informations utilisables pour déterminer si un noeud est ou non une route, en premier lieu la forme, une route est en général une ligne droite avec une valeur constante pour les pixels la composant ensuite une route est connecté à une autre route, il est rare que les routes s'arrêtent d'un coup. Son approche est proche de celle de Tupin [50]. Il définit d'abord la courbure des lignes, ainsi que la variance de ces courbures. Il utilise ensuite ce qu'il appelle le premier terme d'énergie qui est calculé à partir de la courbure, de sa variance et des intensités des pixels composant le noeud. Il définit ensuite le deuxième terme d'énergie qui va permettre d'étiqueter les noeuds connexes définissant ainsi les informations contextuelles nécessaires à

l'identification du noeud courant. Finalement, l'algorithme de recuit simulé [28] est utilisé pour résoudre le problème en utilisant les deux termes d'énergie, obtenant ainsi le réseau routier. Le principal problème de cette méthode est le besoin d'avoir une image idéale où la route ressort par rapport au reste de l'image et est prévu pour des routes droites ou à courbure faible ou constante, ce qui exclut les routes de montagne. Le schéma général de l'approche est donnée en figure 3.2.

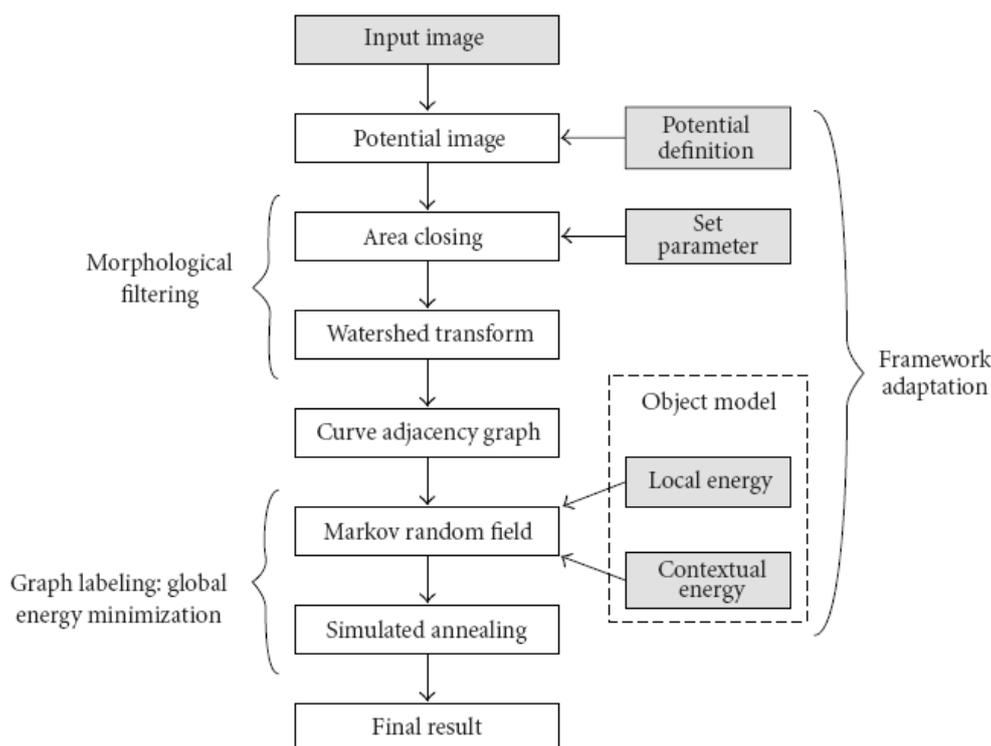


FIG. 3.2 – Schéma de la méthode de Géraud (les boîtes grises sont les paramètres à définir)

3.2.2 Extraction du bâti

Matti-Gallice [36] a défini deux méthodes pour extraire le bâti d'images satellites. Ces deux méthodes diffèrent dans leur première étape, appelée *étape de rehaussement d'information*. La première utilise ce que l'auteur appelle *Texture par Morphologie Mathématique*, qui est en fait l'addition d'un bottom-hat et d'un top-hat, soit la différence entre une ouverture et une fermeture. La deuxième méthode utilise le gradient morphologique, c'est à dire la différence entre une érosion et une dilatation. Ces deux méthodes ont profondément modifié le contenu informatif de l'image originale, depuis un assemblage de pixels de valeurs différentes à

des textures caractéristiques du bâti et du non bâti. Pour mettre en évidence, sur la nouvelle image, les structures du bâti, l'auteur utilise la reconstruction géodésique qu'il applique comme Legevey-Padovani [32]. Les routes et les fleuves interférant avec une détection correcte du bâti, l'auteur a utilisé un masque des routes et des fleuves afin de les retirer de l'image pour qu'ils ne perturbent pas l'extraction du bâti. Cette méthode obtient des résultats relativement intéressants mais reste restreinte car elle nécessite d'avoir un masque représentant les routes et les fleuves, de plus lors de la reconstruction géodésique l'auteur précise qu'il faut beaucoup d'essais pour définir la meilleure taille pour l'élément structurant.

Lefèvre et al [31] ont développés une méthode basée sur l'opérateur de transformée en tout ou rien en binaire. La première étape consiste donc à binariser l'image, mais plutôt que de la binariser avec un seuil, les auteurs binarisent l'image plusieurs fois en utilisant une classification non-supervisée basée sur l'histogramme de l'image. Ils obtiennent ainsi plusieurs images binaires (clusters) correspondant à des tranches de niveaux de gris représentatives. Un bâtiment pouvant être composé de parties présentes sur différentes images binaires (variations de couleur du toit par exemple), ils additionnent les clusters par deux, trois ou plus. Pour éliminer les objets plus petits qu'un bâtiment, les auteurs utilisent une ouverture, dont la taille de l'élément structurant est défini par une granulométrie bi-dimensionnelle, le pic principal de la granulométrie étant la taille en dessous de laquelle tous les objets seront enlevés, si cette taille est trop faible, le cluster est ignoré. La méthode consiste ensuite en des applications de la TTR avec des éléments structurants de taille variable afin d'identifier tous les bâtiments quelqu'ils soient leur taille sur chaque cluster. L'ultime étape est une reconstruction géodésique permettant d'obtenir l'image des bâtiments détectés. Cette méthode est simple mais coûteuse en temps de calcul, de plus elle ne permet de détecter que des bâtiments de forme rectangulaire.

3.2.3 Segmentation et classification

Chen [11] a utilisé l'algorithme de la Ligne de Partage des Eaux. Sa méthode utilise en premier lieu un gradient d'homogénéité local [24]. Sur l'image du gradient il applique l'algorithme de Ligne de Partages des eaux de Smet [46] qui, comme tous les algorithmes de ligne de partage des eaux produit une sur-segmentation, c'est à dire que le nombre de régions trouvées dans l'image est trop important. Pour limiter la sur-segmentation l'auteur définit deux seuils, le seuil du minimum local, ainsi tous les pixels dont la valeur dans l'image gradient est inférieure à ce seuil seront des minima locaux, il définit également le seuil de taille, ainsi tous les bassins inférieurs à une certaine taille seront enlevés car considé-

rés comme du bruit. Il obtient donc une segmentation plus juste. En dernier lieu, l'auteur utilise un algorithme de fusion de région (figure 3.3). Cette méthode de

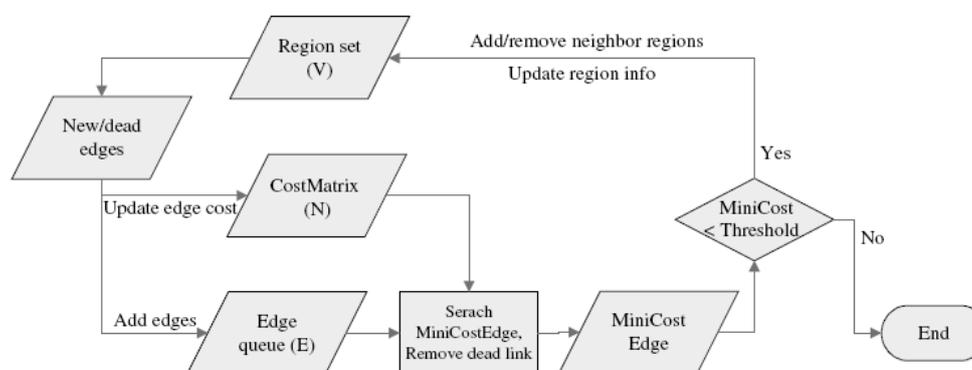


FIG. 3.3 – Processus de la fusion de région utilisée par Chen

segmentation est assez efficace et relativement peu coûteuse en temps de calcul, cependant, les objets longs comme les routes sont coupés en plusieurs parties et ne sont donc pas considérés comme un objet unique. On notera aussi que si les deux seuils permettent de limiter la sur-segmentation, il n'y a pas de méthode précise pour les calculer, il faut donc les définir de manière empirique.

Pina [41] utilise deux indices : le NDVI et l'indice d'humidité (W). Il applique sur ces deux indices une Ligne de Partage des Eaux (LPE) dans sa version basée sur le gradient où les minima sont utilisés comme marqueurs [7], version qui limite la sur-segmentation. Ceci donne donc deux LPE que l'auteur additionne. Pour éviter les frontières d'une épaisseur supérieure à un pixel, il pratique une squelettisation. A présent chaque bassin représente une unité texturale. Il applique ensuite un clustering morphologique pour obtenir des noyaux compacts, ce clustering est basé sur des filtres alternés qui doivent commencer par une fermeture. Chaque classe est traitée individuellement. Les noyaux ainsi obtenus sont les bases de la détermination des frontières des régions de décision. L'auteur détermine ces frontières en quatre étapes basée sur la construction de zones d'influence pondérées. Premièrement, il calcule les alignements préférentiels par une transformée de voisinage sur une grille hexagonale avec une résolution circulaire de 30° [45]. Deuxièmement, il construit les éléments structurants résumant les particularités géométriques de chaque cluster par des segments orientés selon les dilatations directionnelles dans les directions principales de la grille. Troisièmement, la construction de la fonction de distance de chaque noyau va ressortir les mêmes particularités géométriques que son propre élément structurant. Finalement, la construction des frontières de décision de région se fait par le calcul de

la zone d'influence de chaque noyau à travers les différentes fonctions de distance obtenues. L'auteur obtient ainsi une classification de l'image. Cette méthode fournit d'assez bons résultats, mais nécessiterait des améliorations notamment dans la détermination des noyaux qui sont la base de cette méthode. De plus, chaque classe étant traitée individuellement, cette méthode est sûrement très coûteuse en temps de calcul.

L'intérêt de la morphologie mathématique pour résoudre un problème en télédétection est donc indéniable. La détection d'objets peut notamment s'effectuer à l'aide d'un opérateur particulier que nous allons maintenant décrire.

3.3 La Transformée en Tout ou Rien, un outil de reconnaissance de forme

L'opérateur de Transformée en Tout ou Rien (TTR) est défini en binaire comme

$$\begin{aligned} X \otimes (A, B) &= \{p \in E \mid A_p \subseteq X \wedge B_p \subseteq X^c\} \\ &= (X \ominus A) \cap (X^c \ominus B) \end{aligned} \quad (3.5)$$

où A, B sont une paire d'éléments structurants, \ominus l'opérateur d'érosion binaire et X une image.

Il s'agit donc d'un opérateur de reconnaissance de forme, qui vérifie que l'élément structurant A appartient à la figure et que l'élément structurant B appartient au fond. Le résultat est alors 0 ou 1. Mais lorsque l'on considère une application à des images en niveaux de gris, plusieurs problèmes se posent rendant cette extension non triviale. En effet, doit-on garder la même définition, le résultat doit-il être binaire ou en niveaux de gris ? Plusieurs opérateurs ont été définis, ils sont regroupés dans un article de Naegel [39].

3.3.1 Définition de Ronse

Ronse [44] a défini la Transformée en Tout ou Rien en niveau de gris comme illustré dans la figure 3.5.

Les éléments structurants qu'il utilise sont plats mais comprennent un paramètre qui est la différence minimale à avoir entre les deux éléments structurants de la Transformée en Tout ou Rien. La valeur que renvoie cette définition est la valeur maximale où la TTR a répondu positivement.

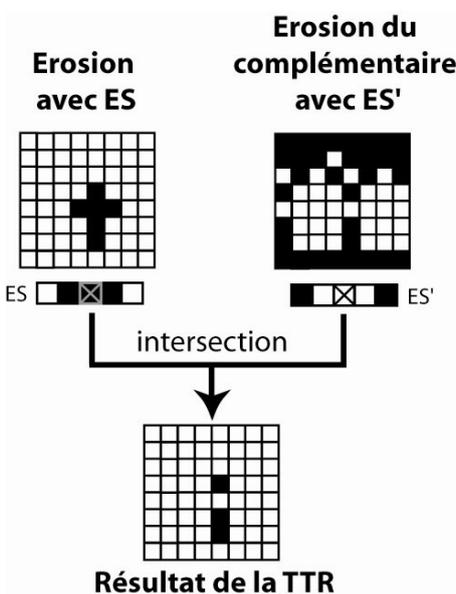


FIG. 3.4 – Application d’une TTR en binaire

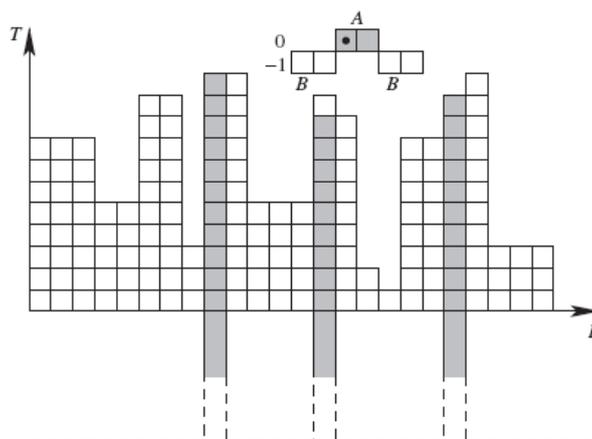


FIG. 3.5 – TTR : Définition de Ronse

3.3.2 Définition de Soille

Soille [47] a défini la Transformée en Tout ou Rien en niveau de gris comme illustré dans la figure 3.6.

Il part du principe qu’une image en niveau de gris est un empilement d’images binaires, il applique donc la Transformée en Tout ou Rien binaire sur chaque couche. La valeur que renvoie cette définition est le nombre de couches qui ont répondu positivement.

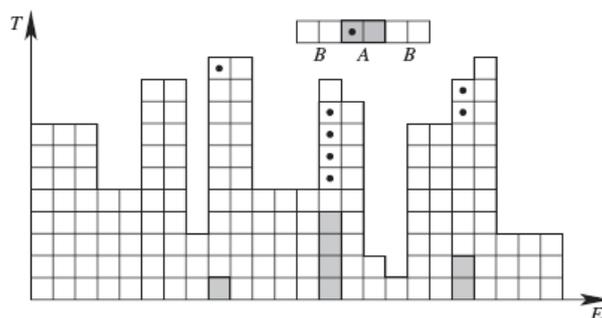


FIG. 3.6 – TTR : Définition de Soille

3.3.3 Définition de Barat

Barat [5] a défini la Transformée en Tout ou Rien en niveau de gris comme illustré dans la figure 3.7.

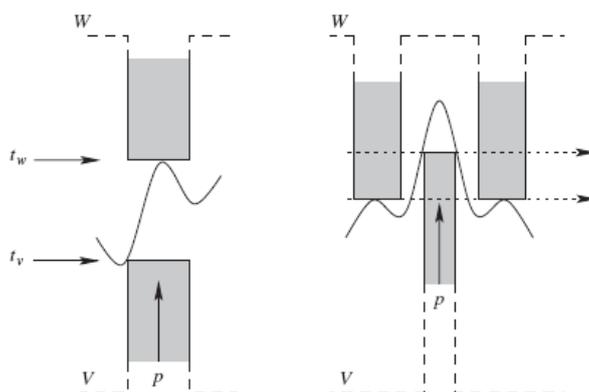


FIG. 3.7 – TTR : Définition de Barat

Elle utilise des éléments structurants plats. Elle regarde la valeur maximale de l'élément structurant de forme telle qu'elle soit inférieure à la valeur des pixels de l'image, et la valeur minimale de l'élément structurant de fonds tel qu'elle soit supérieure à la valeur des pixels de l'image. La valeur que renvoie cette définition est la première valeur soustraite à la seconde.

3.4 Approches multivaluées pour les images multispectrales

Si le passage de la morphologie mathématique [47] binaire à la morphologie mathématique à niveaux de gris se fait relativement facilement pour les opérations

de base (érosion et dilatation), la morphologie mathématique en niveaux de gris n'étant qu'une généralisation de la version binaire, il en est tout autrement pour la morphologie mathématique multi-valuée. En effet, dans le cas où nous avons plusieurs bandes spectrales, les définitions de l'érosion et de la dilatation sont loin d'être triviales, différentes méthodes ont été définies pour résoudre ce problème, elles sont classées et référencées dans deux articles d'Aptoula [2] et Angulo [1].

3.4.1 Approche marginale

L'approche marginale consiste à considérer une image multi-bandes comme une série d'images en niveaux de gris et à les traiter de façon indépendante et unilatérale en appliquant les opérateurs morphologiques définis pour les images en niveaux de gris. Le résultat sera donc une image multi-bande, où chaque bande aura été traitée à part.

La principale défaut de cette approche est que finalement, elle est multi-bandes sans l'être vu puisque chaque bande est traitée à part comme une image en niveaux de gris. De plus, elle ne préserve pas les valeurs vectorielles des pixels, pouvant provoquer l'apparition de nouvelles réponses spectrales. Par contre, elle a l'avantage d'être simple et facilement implantable. Elle est notamment très efficace dans le traitement de bruit non-corrélé.

3.4.2 Approches vectorielles

Les approches vectorielles sont basées sur la définition d'ordres vectoriels particuliers, la morphologie mathématique étant basée sur des notions de suprema et infrema, elle a besoin d'un ordre. Il faut donc ordonner les vecteurs ce qui a conduit au développement d'une multitude d'ordres vectoriels [2]. Nous pouvons citer l'ordre conditionnel, basé sur une priorisation des composantes, l'ordonnement étant fait sur une composante, puis sur une autre en cas d'égalité, et cetera... Il y a également l'ordre réduit, qui utilise une projection scalaire des vecteurs et ordonne les vecteurs en ordonnant leurs projetés scalaires. Nous pouvons terminer par l'ordre partiel qui consiste à diviser l'ensemble des vecteurs en groupes ordonnés, on a ainsi un ordre entre les groupes et une équivalence entre les vecteurs d'un même groupe. Il y a bien d'autres ordres qui existent et nous pourrions même encore en définir de nouveaux. Le principal problème des ordres vectoriels pour la morphologie mathématique est qu'il n'y en a pas un qui soit meilleur qu'un autre, tout dépend des données en notre possession et des opérations que l'on cherche à effectuer. En effet, l'ordre choisi doit refléter une vérité des données, il ne s'agit pas d'instaurer par exemple une priorité de la bande verte par rapport à la bande rouge si elle n'est pas sémantiquement justifiable.

3.4.3 Notre approche

Aucune des deux approches ci-dessus ne semblait correspondre à nos besoins et nos données. Nous n'avons trouvé aucune raison d'ordonner les bandes d'une certaine façon au vu de nos besoins, et le traitement marginal ne nous semblait pas non plus très adapté à notre problématique. Nous avons donc choisi d'appliquer nos traitements sur les bandes indépendamment, mais pas forcément sur toutes les bandes, les bandes traitées dépendront de nos besoins, et nous combinerons les différents résultats afin d'avoir une seule valeur et de justement combiner les informations données par les différentes bandes. Nous aurions donc une approche à mi-chemin entre l'approche vectorielle et l'approche marginale.

Chapitre 4

Extension de la Transformée en Tout ou Rien aux images multivaluées

Les images satellites étant multispectrales, nous avons dû étendre la définition de la TTR à ce type d'images. Nous présenterons donc notre opérateur de TTR multispectrale, nous l'appliquerons à la détection de contours particuliers puis nous le comparerons aux méthodes traditionnelles de détection de contours, et nous jugerons son efficacité.

4.1 Définition dans le cas multispectral

Comme nous l'avons vu dans la section 3.3, l'extension de la TTR aux images en niveaux de gris est loin d'être triviale et a donné lieu à plusieurs définitions. L'application de la TTR se fait en deux temps, en premier lieu le *fitting* [44, 47] ou le *probing* [5] qui fait la reconnaissance de forme en identifiant les pixels correspondant au motif recherché, puis le *valuing* qui associe une valeur à chaque pixel sélectionné par la première étape (les pixels non-sélectionnés sont mis à 0). Alors que les définitions de Ronse [44] et Soille [47] ne se concentrent que sur la différence relative entre deux ES, la formulation de Barat [5] inclut aussi des conditions sur les valeurs extrêmes. Dans le cadre de nos recherches, nous ne nous intéressons qu'à certains contours bien spécifiques (ceux représentant le trait de côte) supposant que nous disposions de connaissances sur ces contours (comme par exemple les réponses spectrales de la mer et de la terre). Nous avons donc considéré les approches de Ronse et de Soille non adaptées à notre problème étant donné qu'elles détectent tous les contours possibles et qu'elles retournent une valeur proportionnelle à l'écart du contour. Par contre, la définition de Barat nous a semblé tout à fait appropriée étant donné qu'elle nous permet de prendre en compte des informations à priori sur les objets côtiers que nous souhaitons

extraire.

La nouvelle définition de la TTR appliquée aux images multispectrales que nous avons développée repose donc sur certains principes de la définition de Barat [5] pour les images en niveaux de gris que nous avons brièvement présenté dans la section 3.3.3. Nous allons avant de présenter notre nouvel opérateur, expliquer un peu plus en détail celui de Barat. Par souci de simplicité, nous ne donnerons que les formules pour les éléments structurants plats. Considérons deux éléments structurants (un ES externe E et un ES interne I) et leurs seuils associés (notés e et i). L'étape du probing va sélectionner les pixels dont l'érosion avec l'ES I donne une valeur supérieure à i alors que la dilatation avec l'ES E donne une valeur inférieure à e . L'étape de valuing va assigner comme valeur aux pixels sélectionnés la différence entre la dilatation et l'érosion. L'opérateur de Barat β est donc défini tel que :

$$\beta_{(E,e),(I,i)}(f)(p) = \begin{cases} \delta_G(f)(p) - \varepsilon_I(f)(p) & \text{si } \delta_E(f)(p) \leq e \wedge \varepsilon_I(f)(p) \geq i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.1)$$

Pour être utilisé avec succès sur des images de télédétection, un opérateur de reconnaissance de forme tel que la transformée en tout ou rien doit être adaptée aux images multispectrales. Cependant, cette adaptation n'est pas triviale et à notre connaissance il n'y a pas eu encore d'extension de la TTR à l'imagerie multispectrale. Nous avons donc développé un nouvel opérateur appelé Transformée en Tout ou Rien Multispectrale (TTRM), pour nous permettre de faire de la reconnaissance de forme sur les images multispectrales. Il est basé sur les concepts de l'opérateur de Barat[5], en particulier les éléments structurants externes (E) ou internes (I) et les procédures de probing et valuing. Cependant, nous considérons plus d'un ES de chaque type et définissons deux ensembles d'ES : l'ensemble des ES externes $E = \{E_x\}$ et l'ensemble des ES internes $I = \{I_x\}$ de cardinalités respectives et non forcément identiques Ω_E et Ω_I . Comme dans la définition de Barat[5], chaque ES est associé à un seuil, ce qui nous donne deux ensembles de seuils $e = \{e_x\}$ et $i = \{i_x\}$. De plus, chaque ES est lié à une bande spectrale k , nous avons donc un ensemble $k = \{k_x\}$ de bandes spectrales. Comme nous traitons des images multispectrales, nous noterons F une image multispectrale composée de Ω_K bandes spectrales, $F = \{F_k\}_{k \in [1, \Omega_K]}$. Une bande spectrale donnée F_k de cette image multispectrale est en pratique une image en niveaux de gris.

Avec ces notations, l'étape du probing peut facilement être définie. Pour chacun des pixels p , elle va retourner une réponse positive si pour tous les ES I_x de I l'érosion de p par I_x est supérieure à i_x et si pour tout ES E_x de E la dilatation

de p par E_x est inférieure à e_x . Pour chaque opération morphologique (que ce soit la dilatation ou l'érosion), seule la bande spectrale F_k à laquelle est lié l'ES sera considérée. Plus formellement, un pixel p de l'image F sera sélectionné si et seulement s'il remplit les conditions suivantes :

$$\delta_{E_x}(F_{k_x})(p) \leq e_x \forall x \in \Omega_E \quad (4.2)$$

$$\varepsilon_{I_y}(F_{k_y})(p) \geq i_y \forall y \in \Omega_I \quad (4.3)$$

où il n'est absolument pas nécessaire que $\Omega_G = \Omega_L$. Comme dans la définition de Barat, une valeur nulle est assignée aux pixels non sélectionnés.

L'étape du valuing est beaucoup plus complexe car les résultats des érosions et/ou des dilatations ne sont pas forcément liés à la même bande spectrale. Il n'y aurait donc aucun sens à calculer la différence entre la dilatation de la bande verte et l'érosion de la bande proche-infrarouge. Au contraire, il est nécessaire de normaliser le résultat des opérations morphologiques effectuées sur les différentes bandes spectrales. Pour ce faire, définissons $[V_k^-, V_k^+]$ l'espace des valeurs possibles pour la bande spectrale F_k . Pour chaque ES, nous pouvons donc calculer une première étape du valuing tel que :

$$(e_x - \delta_{E_x}(F_{k_x})(p)) / (e_x - V_{k_x}^-) \quad (4.4)$$

dans le cas des ES externes, et tel que :

$$(\varepsilon_{I_y}(F_{k_y})(p) - i_y) / (V_{k_y}^+ - i_y) \quad (4.5)$$

dans le cas des ES internes. Ces différentes mesures sont finalement combinées dans une formule de valuing global défini tel que :

$$\frac{1}{\Omega_E + \Omega_I} \left(\sum_{x \in \Omega_E} \frac{e_x - \delta_{E_x}(F_{k_x})(p)}{e_x - V_{k_x}^-} + \sum_{y \in \Omega_I} \frac{\varepsilon_{I_y}(F_{k_y})(p) - i_y}{V_{k_y}^+ - i_y} \right) \quad (4.6)$$

ce qui nous donne pour chaque pixel une valeur normalisée dans $[0, 1]$. Un exemple graphique est donné en figure 4.1.

4.2 Application à l'extraction de limites ou de contours

La méthode est basée sur le fait que les objets que l'on recherche, ou plutôt dans ce cas la limite entre deux types d'objets, sont définis dans une ontologie.

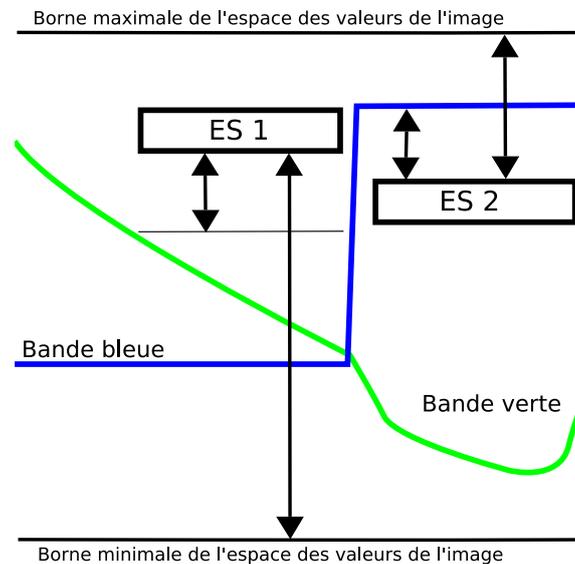


FIG. 4.1 – Transformée en Tout ou Rien Multispectrale avec un ES externe et un ES interne

4.2.1 Extraction des caractéristiques à partir d'une ontologie

La méthode extrait de l'ontologie les caractéristiques intéressantes pour la détection du type d'objet recherché, dans le cas où l'on recherche le trait de côte, défini comme la limite entre la mer et le sable de plage, on détermine les valeurs de chaque bande sur lesquelles répondent la plage et la mer. On peut également utiliser les valeurs correspondantes des indices tels que le NDVI ou le NDWI (Normalized Difference Water Index) par exemple. Ainsi, nous pouvons savoir que par exemple, dans la bande 2, la plage a une valeur inférieure à 135 mais supérieure à 80 dans la bande 1, nous permettant ainsi de définir les seuils nécessaires pour l'utilisation de notre transformée en tout ou rien multibandes.

4.2.2 Forme des éléments structurants

Comme nous cherchons à détecter des limites, donc une frontière entre deux types d'objets, il nous faudra un ensemble d'éléments structurants décrivant un des objets, puis un ensemble d'éléments structurants décrivant l'autre objet. C'est en utilisant les deux ensembles conjointement que nous réussirons à détecter la limite entre les deux objets. Pour une détection efficace, nous utilisons des éléments structurants linéaires. Afin de prendre en compte les différentes orientations possibles de la limite, nous utilisons ces éléments structurant dans toutes les directions possibles, comme illustré par la figure 4.1. Ainsi quel que soit son

CHAPITRE 4. EXTENSION DE LA TRANSFORMÉE EN TOUT OU RIEN³⁵

orientation, une limite sera détectée. Selon la résolution des images que l'on souhaite traiter, on définit la longueur des éléments structurants. Par exemple, pour une image de 30m/pixel il nous faudra un ES de petite taille alors que pour une image de 1m/pixel, on pourra utiliser un élément structurant beaucoup plus long.

TAB. 4.1 – Eléments structurants linéaires pour une longueur de 2
(+ :origine, 1 :pixel de l'ES, 0 :pixel à ignorer)

1 0 0	0 1 0	0 0 1	0 0 0
1 0 0	0 1 0	0 1 0	0 1 1
+ 0 0	+ 0 0	+ 0 0	+ 0 0
+ 1 1	+ 0 0	+ 0 0	+ 0 0
0 0 0	0 1 1	0 1 0	0 1 0
0 0 0	0 0 0	0 0 1	0 1 0
0 0 +	0 0 +	0 0 +	0 0 +
0 0 1	0 1 0	0 1 0	1 1 0
0 0 1	0 1 0	1 0 0	0 0 0
0 0 0	0 0 0	1 0 0	0 1 0
0 0 0	1 1 0	0 1 0	0 1 0
1 1 +	0 0 +	0 0 +	0 0 +

Pour que la limite soit détectée, il faut que la direction de l'ensemble des éléments structurants représentant l'objet 1, soit opposée à celle de l'ensemble des éléments structurants représentant l'objet 2 (cf figure 4.2). De cette façon chaque objet se trouve d'un côté de l'origine.

On notera également que la longueur des éléments structurants a une très grande influence sur le temps de calcul, d'abord parce que plus un élément structurant est grand plus il y aura de calculs à faire pour chaque opération de morphologie mathématique, de plus de la longueur des ES dépend également le nombre d'orientations possibles, pour un élément structurant linéaire de longueur n , il existe $8n$ orientations possibles. Une bonne définition de la longueur de l'ES est donc nécessaire pour obtenir de bons résultats mais également pour ne pas subir un temps de calcul excessif.

TAB. 4.2 – Eléments structurants de direction opposée
(gauche : objet 1, droite : objet 2)

1	0	0	+	0	0
0	1	0	0	1	0
0	0	+	0	0	1

4.2.3 Algorithme

L'algorithme que nous avons développé utilise la transformée en tout ou rien multibande telle que nous l'avons défini dans la section 4.1. Pour chaque application de la transformée en tout ou rien, la direction des éléments structurants représentant l'objet 1 doit être opposée à ceux représentant l'objet 2, on notera ES_d l'ensemble d'éléments structurants orientés avec la direction d .

Algorithme 1 Détecteur de Limite

Entrées : ES1 : Ensemble d'éléments structurants représentant l'objet 1

ES2 : Ensemble d'éléments structurants représentant l'objet 2

Im : Image d'entrée

Sorties : Limite recherchée

Pour d de 1 à $\Omega(\text{orientations})$ **Faire**

$$TTRM_d = TTRM(Im, ES1_d \cup ES2_{-d})$$

Fin Pour

$$\text{Résultat} = \bigvee_{d=1}^{\Omega(\text{orientations})} TTRM_d$$

Le synopsis complet de notre méthode de détection de limite basée sur la transformée en tout ou rien multispectrale est illustré en figure 4.2.

4.2.4 Résultat sur un exemple artificiel

Nous avons élaboré une image de synthèse représentant un trait de côte, pour voir si la méthode pouvait le détecter dans un cas simple (figure 4.3).

On voit que le résultat est bon, la méthode a su extraire le trait de côte qui était défini ici, comme la limite sable-eau, elle n'a ainsi pas détecté le lac ni les mares présentes dans le sable qui ont été éliminés grâce à la longueur des éléments structurants. La figure 4.3 présente les résultats de l'application de la TTRM dans chaque direction, on voit clairement l'intérêt de faire l'union de ces résultats car certaines directions ne produisent rien.

CHAPITRE 4. EXTENSION DE LA TRANSFORMÉE EN TOUT OU RIEN³⁷

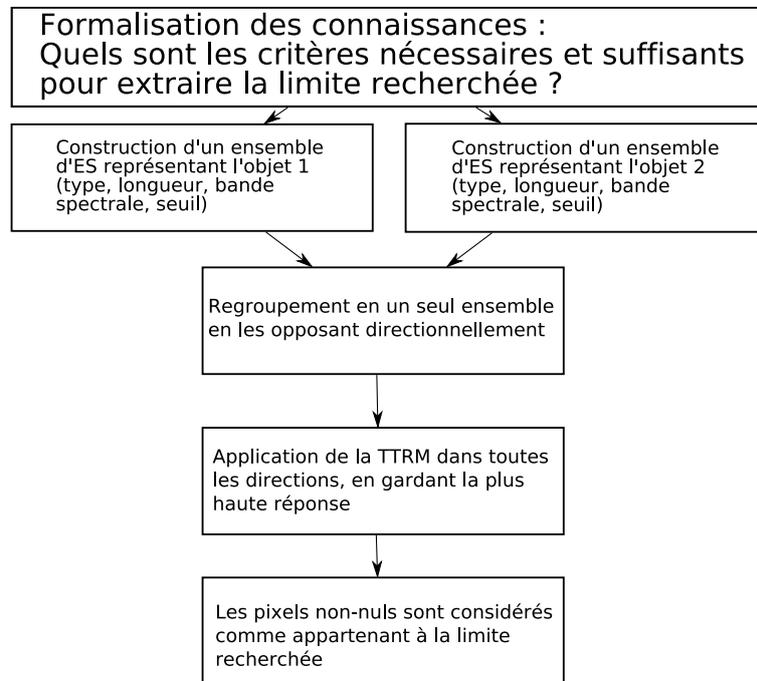


FIG. 4.2 – Synopsis de la méthode

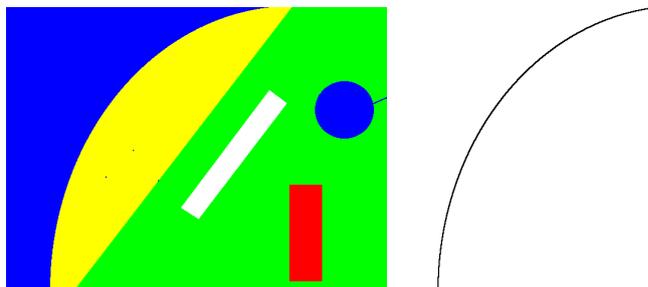


FIG. 4.3 – Image de synthèse et résultat de la méthode

CHAPITRE 4. EXTENSION DE LA TRANSFORMÉE EN TOUT OU RIEN³⁸

TAB. 4.3 – Les résultats de l'application de la TTRM dans chaque orientation

4.2.5 Résistance au bruit

Nous avons voulu tester la résistance au bruit de cette méthode pour cela nous avons bruité notre image de test de 3 façons, la première est un bruit "jeté", c'est à dire un poivre et sel, mais agissant sur une bande, nous l'avons fait avec 10% des pixels affectés, puis avec 30% des pixels affectés, nous avons également utilisé un bruit "répandu" donc un bruit qui fait des échanges de valeur avec les pixels voisins, nous avons ainsi modifié 15% des pixels.

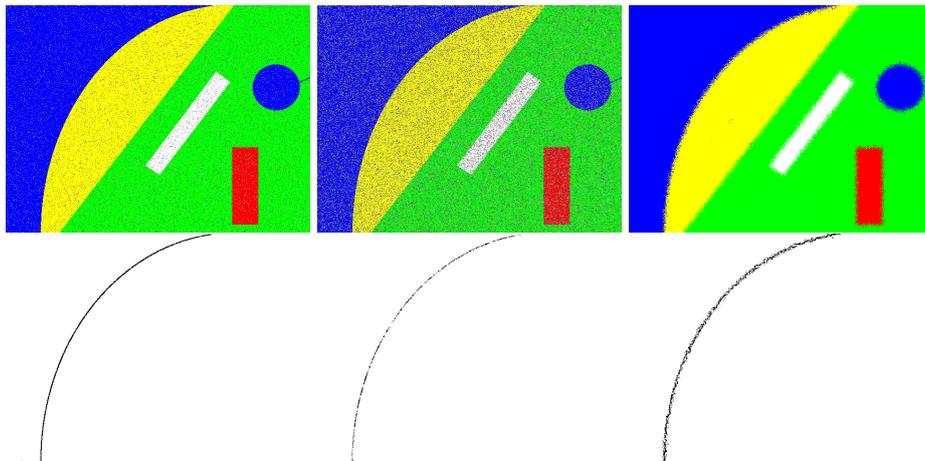


FIG. 4.4 – Résultats avec bruit, de gauche à droite (jeté 10%,jeté 30%,répandu 15%)

On voit dans la figure 4.4 que malgré le bruit l'algorithme a réussi à détecter le trait de côte mais que la détection est elle même déformée par le bruit et ce quel que soit le bruit utilisé. L'algorithme est donc résistant au bruit dans une certaine limite, il donnera, malgré le bruit, la limite recherchée mais elle sera elle-même affectée par le bruit en cause.

D'autre part, la méthode est extrêmement sensible au bruit gaussien non-corrélé, même avec une dérivation standard faible, la détection de limites ne fonctionne plus, comme illustré en figure 4.5.

4.3 Comparaison

Comme notre opérateur s'apparente beaucoup à une détection de contours (dans l'usage qui en est fait ici), nous avons également testé des méthodes de détection de contour sur notre image de test.

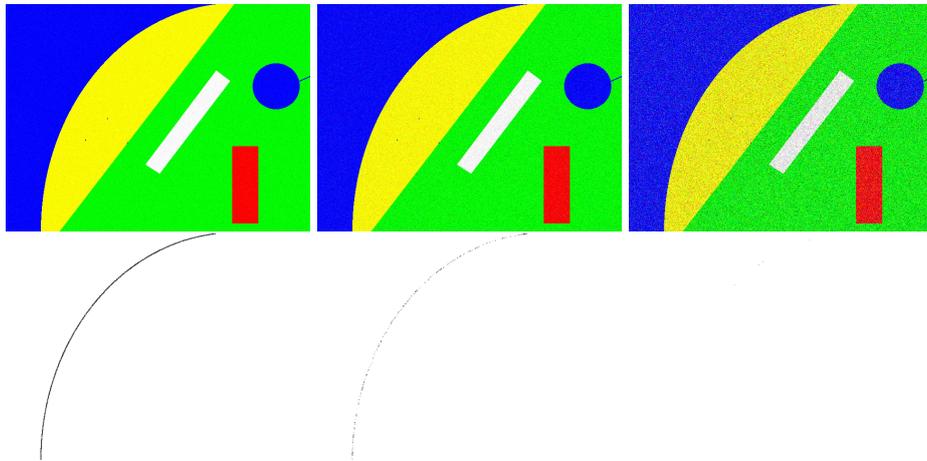


FIG. 4.5 – Résultats avec bruit gaussien non-corrélé, écart-type de 0.05, 0.1 et 0.25

4.3.1 Comparaison brute

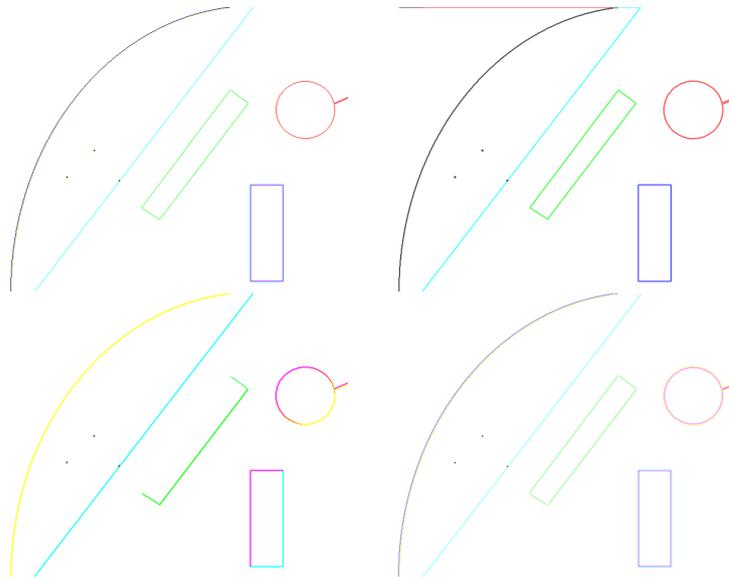


FIG. 4.6 – Résultats des détecteurs de contours (laplace, sobel, néon et différence gaussienne)

Dans la figure 4.6, on constate que les opérateurs classiques de détection de contours détectent tous les contours de l'image et leur donnent une valeur dans l'espace RVB. Ce type de détection de contours n'est pas adapté au type de problème que nous traitons.

4.3.2 Comparaison avec détection de contours sur les bandes

Nous avons voulu voir également ce qu'une détection de contours effectuée sur chaque bande apportait et si ce type de traitement offrait les mêmes résultats que notre opérateur.



FIG. 4.7 – Détection de contours sur les bandes RVB et intersection des détections

Nous voyons, dans la figure 4.7, que la détection de contours sur chaque bande ne donne rien d'exploitable, par contre on remarque facilement que si nous prenions l'intersection des trois détections de contours nous aurions le trait de côte, car il ressort dans les trois bandes. Cependant, c'est un hasard si c'est le trait de côte qui justement ressort dans les trois bandes, on ne peut en aucun cas dire que ce sera toujours le cas pour les objets que nous rechercherons. De plus, l'intersection fera aussi ressortir les petites mares présentes sur la plage dans l'image originale, or ces petites mares sont éliminées par notre opérateur. Nous pouvons donc dire que notre opérateur est supérieur à une détection de contours classique.

4.4 Analyse

Notre opérateur de détection de limites est plus efficace que les méthodes classiques de détection de limite comme nous l'avons vu dans la section 4.3. En effet,

*CHAPITRE 4. EXTENSION DE LA TRANSFORMÉE EN TOUT OU RIEN*⁴²

les opérateurs classiques se contentent de détecter les différences locales de valeurs sur chaque bande de façon indépendante. Notre opérateur ne détecte que les différences sur des lignes de pixels opposés, traite conjointement toutes les bandes dont il a besoin, et s'appuie sur des critères sémantiques. Les opérateurs classiques cherchant tous les contours, il apparaît normal qu'ils obtiennent de moins bons résultats dans la recherche de contours précis, produisant un grand nombre de faux positifs. Notre opérateur a donc un intérêt certain dans la détection de limites entre deux types d'objets particuliers, car il combine informations spatiale et spectrale afin d'obtenir une extraction précise.

Chapitre 5

Extraction du trait de côte

Nous avons décidé de nous concentrer sur l'extraction de l'objet du littoral le mieux défini par les géographes, le trait de côte. Nous allons présenter les images que nous avons choisies pour nos tests, ainsi que les paramètres utilisées puis nous évaluerons notre méthode en la comparant à 3 méthodes de référence du domaine.

5.1 Choix des images

Nous avons choisi comme zone de test la côte normande entre Villerville et Honfleur. C'est un littoral qui présente plusieurs types de trait de côte, comme de la plage ou un port et dont nous avons des images à plusieurs résolutions. Aussi avons nous utilisé des images à 30, 20, 10 et 5 m de résolution spatiale, présentées en figure 5.1.

L'image à 30 mètres est l'image 18, celle de 20 mètres est l'image 22, celle de 10 mètres est l'image 23, et enfin celle de 5 mètres est l'image 24 (les indices sont ceux du tableau 1.3).

5.2 Paramètres utilisés

5.2.1 Méthodes de référence

Nous avons appliqué trois méthodes de référence incluses dans le logiciel développé par Dany Damaj [12], les paramètres que nous avons choisi et qui était modifiables via le logiciel étaient :

- Bagli [4] : Tests lancés avec la version basée sur l'algorithme de croissance de région, le paramètre de seuillage était la moyenne avec un paramètre d'ajustement $\Delta = 0$.
- Heene [20] : Tests lancés avec un masque de Gauss de petite taille.



FIG. 5.1 – Images satellites de la côte entre Villerville et Honfleur à 30, 20, 10 et 5 mètres de résolution spatiale

- Jishuang [25] : Tests lancés en utilisant comme paramètre de seuillage la moyenne avec un paramètre d’ajustement $\Delta = 0$.

Ce sont ces paramètres qui nous ont donné les meilleurs résultats, ils étaient identiques pour les 4 images.

5.2.2 Notre méthode

Notre méthode nécessite plusieurs paramètres comme expliqué dans la section 4.2. Nous devons donc définir les types (interne ou externe), seuils et bandes spectrales des éléments structurants représentant respectivement la mer et de ceux représentant la terre, sans oublier de définir leur longueur. Toutes ces connaissances doivent être extraites d’une ontologie. Comme nous n’avons pu obtenir une ontologie le temps du stage, nous avons empiriquement choisi les valeurs appropriées, mais en possession d’une ontologie les paramètres seraient définis de manière automatique.

On peut voir dans le tableau 5.1 que notre méthode utilise peu de bandes, voire même une seule pour 30 et 20 mètres. On peut aussi voir qu’un de ses points forts est la possibilité d’utiliser des bandes artificielles comme le NDVI.

Résolution	Taille ES	Propriétés mer	Propriétés terre
30 metres	25	(E,20,V)	(I,40,V)
20 metres	5	(E,25,NDVI)	(I,20,NDVI)
10 metres	45	(E,1,NDVI), (E,30,PIR)	(I,25,NIR)
5 metres	45	(E,1,NDVI), (I,50,R), (I,50,V)	(E,53,V)

TAB. 5.1 – Paramètres de la méthode à différentes résolutions spatiales, les propriétés sont représentées par un triplet (type, seuil, bande) : (E=externe, I=interne, V=vert, R=rouge, PIR=proche infrarouge et NDVI=Normalized Difference Vegetation Index).

5.3 Evaluation de la méthode

5.3.1 Résultats

Nous avons comparé nos résultats avec 3 méthodes, celle de Jishuang [25], celle de Bagli [4] et celle de Heene [20]. Ces trois méthodes sont très connues et font figure de référence dans le domaine. Nous avons repris les travaux de Damaj [12] sur ces trois algorithmes pour effectuer nos tests. Ces résultats sont synthétisés dans la figure 5.2.

5.3.2 Comparaison

On peut voir visuellement que notre méthode donne de biens meilleurs résultats que les méthodes de référence, mais nous avons développé une méthode d'évaluation des résultats adaptée à la spécificité du trait de côte afin de quantifier les résultats obtenus.

En premier lieu, nous avons voulu évaluer le nombre de faux positifs produits par chaque méthode, c'est à dire le nombre de composantes connexes reconnus par les algorithmes comme étant du trait de côte mais n'en étant pas en réalité. Nous avons également calculé le pourcentage des pixels de ces composantes connexes dans l'image afin d'avoir une idée de la part de faux positifs dans l'image. En effet, avoir 234 faux positifs en terme de composantes connexes n'est pas dramatique s'ils ne représentent que 0.0001% de l'image, alors qu'en avoir que 10 mais qui représentent 10% de l'image est bien plus problématique, il nous fallait donc les deux valeurs.

Le tableau 5.2 nous montre que notre méthode produit tout le temps moins de faux-positifs que les méthodes de Heene et de Bagli, aussi bien en terme de composantes connexes qu'en terme de ratio de pixels. Seule la méthode de Jishuang obtient de meilleurs résultats pour 20 et 10 mètres de résolution spatiale, mais le

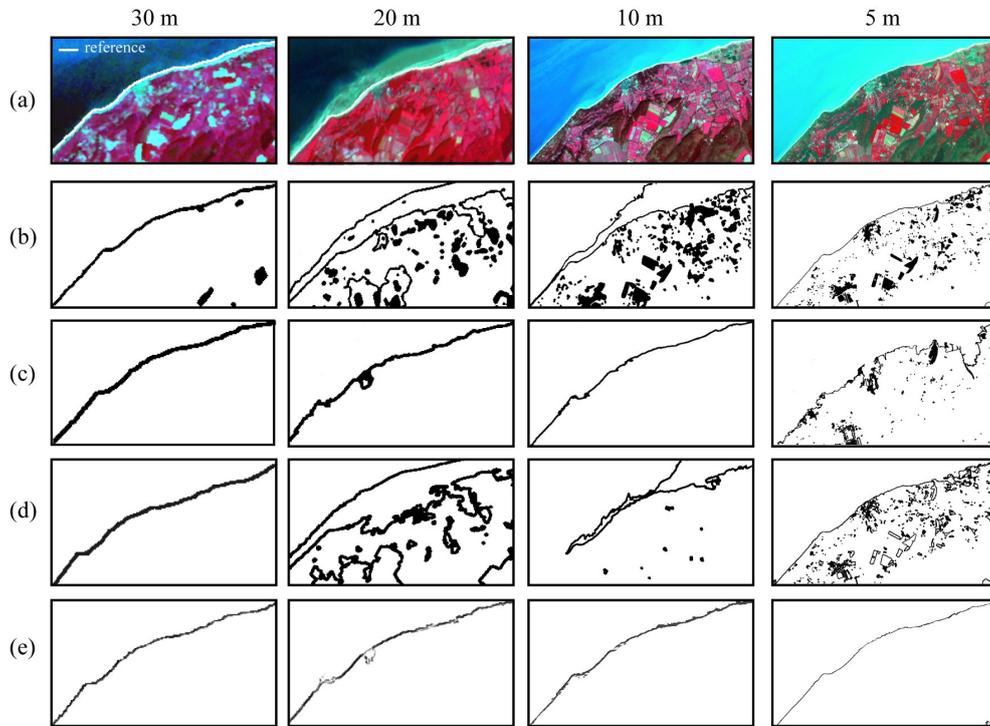


FIG. 5.2 – a. Images satellites à différentes résolutions avec le trait de côte de référence. b. Résultats de la méthode de Heene[20] c. Résultats de la méthode de Jishuang[25]. d. Résultats de la méthode de Bagli[4]. e. Résultats de notre méthode.

Méthode	30m	20m	10m	5m
Heene [20]	7(0.7%)	146(14.4%)	211(9.8%)	487(5.6%)
Jishuang [25]	0(0%)	0(0%)	0(0%)	182(0.7%)
Bagli [4]	0(0%)	17(1.7%)	12(0.7%)	396(6.3%)
Notre méthode	0(0%)	9 (0.03%)	2(0.004%)	7(0.005%)

TAB. 5.2 – Evaluation quantitative des faux-positifs exprimés en composantes connexes (et en ratio de pixels).

nombre de faux-positifs de notre méthode reste très faible, avec 0.03% et 0.004% des pixels de l'image, la différence en terme de performance entre les deux méthodes reste donc très limitée. Par contre, en résolution de 5 mètres, la méthode de Jishuang obtient de moins bons résultats que notre méthode en obtenant 140 fois plus de pixels faux-positifs même si leur pourcentage dans l'image reste inférieur à 1%.

En second lieu, nous avons voulu évaluer la distance du trait de côte obtenu par les méthodes avec le trait de côte de référence. Nous avons également tenu compte de l'épaisseur du trait de côte produit puisqu'une détection large de plusieurs centaines de pixels pourrait sans doute avoir une distance nulle avec le trait de côte de référence sans pour autant être précise. Pour ce faire, nous avons défini deux valeurs (cf. figure 5.3), la première est le nombre de pixels situés entre le trait de côte de référence et le trait de côte produit par une méthode, ce qui nous donne une première indication de précision. La seconde est le nombre de pixels de l'union du trait de côte de référence et de celui de la méthode ainsi que de l'espace entre ces traits, auquel on soustrait le nombre de pixels du trait de côte de référence, plus simplement on compte le nombre de pixels appartenant au trait de côte détecté par une méthode mais n'appartenant pas au trait de côte de référence, ce qui nous donne une deuxième indication de précision puisque cette valeur sanctionnera les traits de côte trop larges, car le trait de côte de référence est large d'un pixel. Dans le calcul de ces deux valeurs on ne prends en compte que la composante connexe représentant le trait de côte, on ignore les faux-positifs afin de ne pas pénaliser les méthodes produisant beaucoup de faux-positifs car on en a déjà tenu compte précédemment. Cette évaluation est relativement proche du Performance Index (PI) développé par Bagli [3].

Méthode	30m	20m	10m	5m
Heene[20]	0 – 1773	1849 – 6142	17836 – 25135	3184 – 21674
Jishuang[25]	1 – 2098	361 – 4230	222 – 4156	43905 – 79535
Bagli[4]	10 – 921	53175 – 75193	9591 – 14640	15974 – 42451
Notre méthode	4 – 369	52 – 1071	341 – 3318	81 – 3130

TAB. 5.3 – Evaluation quantitative de la distance entre les résultats et le trait de côte de référence mesurée en pixels.

Le tableau 5.3 nous montre que notre méthode est globalement plus performante que les méthodes de référence et ce pour les deux valeurs. En effet, pour la deuxième valeur nous obtenons toujours de meilleurs résultats que les méthodes de référence avec une différence significative, l'écart minimum étant de l'ordre de 25%. Pour la première valeur, notre méthode obtient dans deux cas la meilleure,

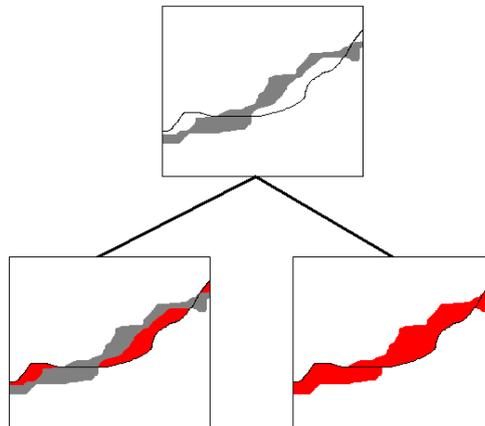


FIG. 5.3 – En haut, Image de base (en noir, trait de côte de référence, en gris, trait de côte obtenu par une des méthodes), en bas les deux valeurs d'estimation de la précision, à gauche celle basée sur la distance avec la référence, à droite celle basée sur l'épaisseur du trait de côte obtenu (résultat en rouge)

pour les deux cas où elle n'est pas la meilleure, il s'agit de la résolution de 30 m, où il y a 4 pixels entre elle et le trait de côte, alors que la méthode Jishuang n'en a que 1, et la méthode de Heene aucun. Cependant, il s'agit de valeurs extrêmement faibles et proches. De plus, si on regarde aussi les résultats de la résolution de 10 m pour laquelle la méthode de Jishuang obtient de meilleurs résultats avec 222 pixels entre le trait de côte obtenu et celui de référence, alors que notre méthode en a 341, on serait tenté de dire que dans certains cas, notre méthode est moins fiable, cependant il y a une autre explication, car pour les deux résolutions où notre méthode n'a pas les meilleurs résultats dans la première valeur, on se rend compte si l'on regarde la deuxième valeur, qui est plus ou moins une pénalisation en fonction de la largeur du trait de côte obtenu, que les valeurs sont plus élevées que celles de notre méthode, ce qui signifie que les traits de côte des autres méthodes sont plus larges, donc il est tout à fait logique qu'avec un trait de côte plus large, la distance avec le trait de côte soit inférieure à celle obtenue avec une méthode produisant un trait de côte moins large. Pour aller plus loin, on peut dire que notre méthode est meilleure pour ces deux critères, car globalement en produisant un trait de côte moins large que les méthodes de référence, elle obtient quand même dans la plupart des cas une distance par rapport au trait de côte inférieure à celle des dites méthodes.

Pour confirmer l'analyse des résultats obtenus précédemment, nous avons utilisé une troisième évaluation, afin de mesurer la précision absolue de chaque

méthode. Pour ce faire, nous avons calculé le squelette de la composante connexe la plus susceptible d'être le trait de côte (afin que l'évaluation soit indépendante des faux-positifs) et dénombré le nombre de pixels situés entre ce squelette et le trait de côte de référence. nous avons ensuite normalisé les résultats obtenus.

Méthode	30m	20m	10m	5m	Moyenne
Heene[20]	1 (28)	12.09(2878)	19.84(19818)	14.22(5846)	11.79
Jishuang[25]	1.07(30)	4.90(1167)	1 (999)	136.03(55908)	35.75
Bagli[4]	1.61(45)	265.44(63174)	11.58(11566)	64.74(26607)	85.84
Notre méthode	1.04(29)	1 (238)	1.24(1237)	1 (411)	1.07

TAB. 5.4 – Evaluation quantitative de la distance entre le squelette du résultat et le trait de côte de référence mesurée en pixels mais exprimée en ratio, 1 étant le meilleur résultat obtenue à chaque résolution. Entre parenthèse les valeurs en nombre de pixels.

Le tableau 5.4 nous montre que pour les résolutions 20 m et 5 m, notre méthode obtient un trait de côte beaucoup plus proche du trait de côte que les autres méthodes avec un nombre de pixels entre le squelette du résultat et le trait de côte de référence nettement inférieur. Pour 30 m, notre méthode, celle de Heene et celle de Jishuang ont des résultats quasi-similaires, on peut donc dire qu'elles sont équivalentes pour ce type d'évaluation. Par contre, pour 10 m c'est la méthode de Jishuang qui obtient les meilleurs résultats, notre méthode est la seconde avec 24% de pixels de plus que la méthode de Jishuang, les deux autres méthodes obtenant des résultats nettement moins bons. En regardant également le tableau 5.3, on s'aperçoit que pour la résolution où la méthode de Jishuang obtenait un trait de côte plus large que la nôtre, cette nouvelle évaluation nous apporte comme information que, même s'il est plus large que le trait de côte de notre méthode, celui de Jishuang est mieux "centré". Cependant, si l'on compare les valeurs pour notre méthode et celle de Jishuang par rapport aux valeurs obtenues par les deux autres méthodes, on remarque que notre méthode obtient des résultats relativement proches de ceux obtenus par Jishuang. La dernière colonne représentant la moyenne des quatre résultats montre clairement la supériorité de notre méthode, notamment dans le cas d'études multi-échelles.

Chapitre 6

Conclusion

Nous allons conclure ce travail de recherche par une courte discussion sur nos résultats puis nous présenterons les différentes perspectives offertes par nos recherches.

6.1 Discussion

Nous nous sommes intéressés ici à la détection d'objets géographiques du littoral dans des images multispectrales. Contrairement aux approches existantes de la littérature qui présente un caractère empirique et heuristique très marqué, nous avons proposé une approche originale basée sur des outils de morphologie mathématique et un réglage de paramètres s'appuyant sur des connaissances du domaine. Plus précisément, nous avons élaboré un nouvel opérateur adapté à la reconnaissance de formes dans le cas multispectral. La transformée en tout ou rien multibande que nous proposons est un outil générique d'analyse à la fois spatiale et spectrale, que nous avons utilisé ici pour résoudre la problème de la détection du trait de côte. En nous appuyant sur trois méthodes d'évaluation originales et adaptées au problème considéré, nous avons démontré l'intérêt de notre méthode et ses bons résultats par rapport aux méthodes de référence du domaine. Ses performances s'expliquent par l'utilisation d'informations du domaine de nature principalement spectrales ainsi que d'informations spatiales liées aux opérateurs de morphologie mathématique. On remarque que plus la résolution est fine, plus notre méthode est performante par rapport aux autres méthodes, ceci peut s'expliquer par le fait que ces méthodes de référence n'ont pas nécessairement été prévues pour des résolutions plus fines, l'arrivée des images de plus haute-résolution étant relativement récente.

6.2 Perspectives

Résistance au bruit

Comme nous l'avons vu dans la section 4.2.5, notre opérateur est sensible au bruit gaussien, le résultat produit étant affecté par le type de bruit de l'image. Pour résoudre cette faiblesse, nous pourrions introduire une notion de "flou" dans le calcul de la TTR : en considérant que l'étape du probing va sélectionner tous les pixels qui vérifie partiellement l'appariement, en comparant le nombre de pixels vérifiant les conditions avec un seuil de tolérance. Nous aurions ainsi une plus grande robustesse au bruit mais également un plus grand risque d'obtenir des faux-positifs.

Fermeture de contours

Un problème auquel nous avons été confrontés lors de la définition de paramètres est la finesse du trait de côte obtenu. Nous avons remarqué que si on affinait les paramètres pour obtenir un trait de côte fin et moins de faux-positifs, nous obtenions aussi un trait de côte non connexe. Ainsi, nous étions face à un dilemme, nous devons choisir entre la connexité et la précision du trait de côte. Pour pallier à ce problème, nous pourrions utiliser un algorithme de reconstruction de connexité, à l'instar de ce qu'a fait Zhang [55] pour la télédétection de réseaux routiers. Nous pourrions avoir un trait de côte fin et connexe après application de la reconstruction. Ainsi, nos résultats seraient encore améliorés.

Adaptation à la THR

Les bons résultats obtenus avec les images de 5 m de résolution nous encouragent à tester et adapter éventuellement la méthode aux images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS : résolution inférieure à 3 m). En effet, nous n'avons pas recensé de travaux similaires à cette résolution, nous avons effectué un test préliminaire sur une image QuickBird de résolution 2.4 m (cf figure 6.1) et nous avons obtenu un résultat très prometteur.

Application à d'autres types d'images ou d'objets

Notre méthode de détection de limites (ou contours) étant assez générique, elle serait aisément applicable à d'autres types d'images ou d'objets, notamment dans le domaine de la vision informatique ou de la reconnaissance biométrique.



FIG. 6.1 – Résultats préliminaires obtenus avec une image THRS(Quickbird 2004 - résolution spatiale de 2.4 m)

Pour détecter une limite donnée, il nous suffit d'une description précise en terme d'éléments structurants des deux parties qu'elle oppose.

Détection d'objets surfaciques

Nous avons également prévu d'adapter notre méthode à la détection d'objets surfaciques, notamment des objets surfaciques dont les frontières sont en contact avec plus d'un objet (cf figure 6.2). Pour extraire de tels objets, il suffirait en théorie de lancer plusieurs fois l'opérateur de détection de limites, une fois pour chaque limite. Par exemple, dans l'image exemple une fois pour la limite rouge-cyan et une deuxième fois pour la limite rouge-vert. Ensuite, on fait l'union des résultats (image du milieu), puis on étudie les composantes connexes afin de voir lesquelles correspondent à l'objet recherché. On peut également imaginer voir gardé lors de la détection de limite la position de l'objet recherché par rapport à la limite.

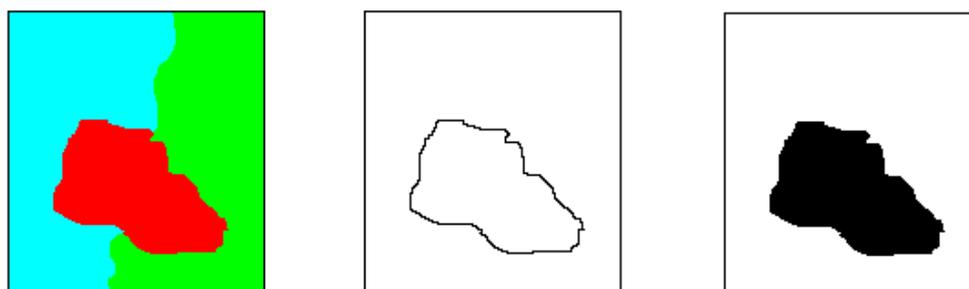


FIG. 6.2 – Détection d'objets surfaciques : de gauche à droite, image de base, union des détections limites, résultat après étude des composantes connexes

Autres applications pour la TTR Multibandes

Nous avons utilisé la TTR multibandes telle que nous l'avons défini pour détecter des limites. Cependant, on peut parfaitement imaginer l'utiliser pour bien d'autres applications. Notre TTR est adaptée pour toutes les opérations sur les images multi-bandes où il n'y a pas de relation d'ordre qui ait un sens sémantique, comme c'est le cas pour les images multispectrales. On pourrait donc développer un opérateur de squelettisation multibande basée sur notre définition de la TTR, ou tout autre opération basé sur une TTR. Ce sera d'ailleurs sans doute le sujet de nos prochains travaux où nous chercherons à valider l'intérêt et la généralité de l'opérateur proposé ici.

Table des figures

1.1	Estuaire,delta et lagon	10
3.1	Principe de l'analyse d'images par la morphologie mathématique .	20
3.2	Schéma de la méthode de Géraud	23
3.3	Processus de la fusion de région utilisée par Chen	25
3.4	Application d'une TTR en binaire	27
3.5	TTR : Définition de Ronse	27
3.6	TTR : Définition de Soille	28
3.7	TTR : Définition de Barat	28
4.1	Transformée en Tout ou Rien Multispectrale	34
4.2	Synopsis de la méthode	37
4.3	Image de synthèse et résultat de la méthode	37
4.4	Résultats avec bruit	39
4.5	Résultats avec bruit gaussien	40
4.6	Résultats des détecteurs de contours	40
4.7	Détection de contours sur les bandes RVB et intersection des dé- tections	41
5.1	Images satellites de la côte entre Villerville et Honfleur	44
5.2	Résultat des 4 méthodes à différentes résolutions	46
5.3	Schéma des valeurs de l'évaluation de la précision	48
6.1	Résultats préliminaires obtenus avec une image THRS	52
6.2	Détection d'objets surfaciques	52

Liste des tableaux

1.1	Caractéristiques des instruments de SPOT 5	8
1.2	Caractéristiques des instruments d’Aster	9
1.3	Liste des images satellites du bas estuaire de la Seine	11
1.4	Liste des images satellites de la baie du Mont Saint-Michel	12
2.1	Comparaison des différentes méthodes de détection du trait de côte	17
4.1	Eléments structurants linéaires pour une longueur de 2	35
4.2	Eléments structurants de direction opposée	36
4.3	Les résultats de l’application de la TTRM dans chaque orientation	38
5.1	Paramètres de la méthode à différentes résolutions spatiales	45
5.2	Evaluation quantitative des faux-positifs	46
5.3	Evaluation quantitative de la précision	47
5.4	Evaluation quantitative de la distance avec le squelette	49

Bibliographie

- [1] J. Angulo. Morphological colour operators in totally ordered lattices based on distances. application to image filtering, enhancement and analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, à paraître.
- [2] E. Aptoula and S. Lefèvre. A comparative study on multivariate mathematical morphology. *Pattern Recognition*, 2007, à paraître.
- [3] S. Bagli and P. Soille. Morphological automatic extraction of paneuropean coastline from landsat etm+ images. In *International symposium on GIS and computer cartography for coastal zone management (COASTGIS)*, pages 58 – 59, 2003.
- [4] S. Bagli and P. Soille. Automatic delineation of shoreline and lake boundaries from landsat satellite images. In *ECO-IMAGINE*, 13-15 Mai 2004.
- [5] C. Barat, C. Ducottet, and M. Jourlin. Line pattern segmentation using morphological probing. In *ISPA'05 - Third International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, volume 1, pages 417 – 422, 2003.
- [6] J.A. Benediktsson, M. Pesaresi, and K. Arnason. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9) :1940–1949, September 2003.
- [7] S. Beucher and F. Meyer. "The morphological approach to segmentation : The watershed transformation", in E. Dougherty (ed.), *Mathematical Morphology in Image Processing*. New York : Marcel Dekker, 1993.
- [8] A. Brunn and U. Weidner. Extracting buildings from digital surface models. In *ISPRS Commission III/IV Workshop on 3D Reconstruction and Modelling of Topographic Objects*, pages 27–34, Stuttgart, Germany, 1997.
- [9] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8(6) :679–698, 1986.
- [10] K.R. Castelman. *Digital image processing*. New Jersey : Prentice Hall, 1996.
- [11] Q. Chen, C. Zhou, J. Luo, and D. Ming. Fast segmentation of high-resolution satellite images using watershed transform combined with an efficient region

- merging approach. In *Combinatorial Image Analysis, 10th International Workshop, IWCIA 2004, Auckland, New Zealand*, pages 621 – 630. Lecture Notes in Computer Science, 1-3 décembre 2004.
- [12] D. Damaj. Rapport de projet 150h : Détection du trait de côte dans des images satellites, université louis pasteur, strasbourg, 2007.
- [13] S. Dellepiane, R. De Laurentiis, and F. Giordano. Coastline extraction from sar images and a method for the evaluation of the coastline precision. *Pattern Recognition Letters*, 25 :1461 – 1470, 2004.
- [14] S. Derivaux, S. Lefèvre, C. Wemmert, and J.J. Korczak. Watershed segmentation of remotely sensed images based on a supervised fuzzy pixel classification. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 3712 – 3715, Denver, juillet 2006.
- [15] I. Destival. Mathematical morphology applied to remote sensing. *Acta Astronautica*, 13(6/7) :371–385, 1986.
- [16] G. Flouzat. Morphologie mathématique et analyse des images de télédétection. *PhotoInterprétation*, 5(27) :1–6, 1988.
- [17] S. Geman and D. Geman. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6) :721 – 741, 1984.
- [18] R.C. Gonzalez and R.E. Woods. *Digital image processing*. Pearson Higher Education, 2003. 2nd edition.
- [19] T. Gérard and J.-B. Mouret. Fast road network extraction in satellite images using mathematical morphology and markov random fields. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 16 :2503 – 2514, 2004.
- [20] G. Heene and S. Gautama. Optimisation of a coastline extraction algorithm for object-oriented matching of multisensor satellite imagery. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 6, pages 2632 – 2634, 2000.
- [21] A. Iglesias-Campos and F. M. da Silva Domingues. Reference coastline. Final report, European Topic Centre Terrestrial Environment - Universitat Antònoma de Barcelona, 2006.
- [22] J. R. Jensen. *Introductory Digital Image Processing, A Remote Sensing Perspective*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1996.
- [23] X. Jin and C. Davis. Automated building extraction from high-resolution satellite imagery in urban areas using structural, contextual, and spectral information. *Eurasip Journal of Applied Signal Processing*, 14 :2196–2206, 2005.

- [24] F. Jing, M.J. Li, H.J. Zhang, and B. Zhang. Unsupervised image segmentation using local homogeneity analysis. In *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, volume 2, pages 456 – 459, 2003.
- [25] Q. Jishuang and W. Chao. A multi-threshold based morphological approach for extracting coastal line feature in remote sensed images. In *FIEOS 2002 Conference*, volume XXXIV, part 1, 2002.
- [26] K. G. Karantzalos, D. Argialas, and A. Georgopoulos. Towards automatic detection of coastlines from satellite imagery. In *14th International conference on Digital Signal Processing*, volume 2, pages 875 – 880, 2002.
- [27] A. Katartzis, V. Pizurica, and H. Sali. Application of mathematical morphology and markov random field theory to the automatic extraction of linear features in airborne images. In *International Symposium on Mathematical Morphology*, pages 405–414, Palo Alto, USA, 2000.
- [28] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr., and M. P. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598) :671 – 680, 1983.
- [29] G. M. Krishna, D. Mitra, A.K. Mishra, Sh. Oyuntuya, and K. Nageswra Rao. Evaluation of semi-automated image processing techniques for the identification and delineation of coastal edge using irs, liss-iii image. *International Journal of Geoinformatics*, 1(2), juin 2005.
- [30] F. Laporterie, G. Flouzat, and O. Amram. Mathematical morphology multi-level analysis of trees patterns in savannas. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 1496–1498, 2001.
- [31] S. Lefèvre, J. Weber, and D. Sheeren. Automatic building extraction in vhr images using advanced morphological operators. In *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas (URBAN)*, Paris, avril 2007.
- [32] A. Legevey-Padovani and C. Mering. Apport des opérateurs de morphologie mathématique à l'extraction des failles à partir d'images spot panchromatique - exemple de la faille de huacla-huacla (sud-pérou). *Photo Interprétation*, 3 - 4 :209 – 217, 1997.
- [33] B. Lohani, D.C. Mason, T.R. Scott, and B. Sreenivas. Extraction of tidal channel networks from aerial photographs alone and combined with laser altimetry. *International Journal of Remote Sensing*, 27 :5–25(21), Janvier 2006.
- [34] E.A. Loos and K.O. Niemann. Shoreline feature extraction from remotely-sensed imagery. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 6, pages 3417 – 3419, 2002.

- [35] P.M. Mather. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images, An Introduction, 3rd edn.* Chichester : John Wiley & Sons, 2004.
- [36] C. Matti-Gallice and C. Collet. Morphologie mathématique et échelle : extraction du bâti à différentes résolutions spatiales. *Revue Internationale de Géomatique*, 10(10) :441 – 463, 2004.
- [37] M. Moctezuma, B. Escalante, R. Mendez, J. R. Lopez, and F. Garcia. Coastline detection with polynomial transforms and markovian segmentations. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 1, pages 38 – 40, 1997.
- [38] J. G. Moik. *Digital Processing of Remotely Sensed Images.* NASA, Washington, D.C., 1980.
- [39] B. Naegel, N. Passat, and C. Ronse. Grey-level hit-or-miss transforms - part i : Unified theory. *Pattern Recognition*, 40(2) :635–647, Février 2007.
- [40] V.P. Onana, J. Mvogo Ngonu, H. Trebossen, J.P. Rudant, and E. Tonye. Coastline detection in sar images using texture analysis in textural or geometrical multi-resolution. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 3, pages 1549 – 1551, 2001.
- [41] P. Pina and T. Barata. Classification by mathematical morphology. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 6, pages 3516 – 3518, 21-25 Juillet 2003.
- [42] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Wetterling, Flannery, and P. Brian. *Numerical Recipes in C : The art of scientific computing, 2nd edn.* Cambridge : Cambridge University Press, 2002.
- [43] J.A. Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis 2nd edn.* Berlin : Springer-Verlag, 1993.
- [44] C. Ronse. A lattice-theoretical morphological view on template extraction in images. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 7(3) :273–295, 1996.
- [45] J. Serra. *Image analysis and mathematical morphology.* London : Academic Press, 1982.
- [46] P.D. Smet and R.L. Pires. Implementation and analysis of an optimized rainfalling watershed algorithm. In *Image and Video Communications and Processing*, volume 3974, pages 759 – 766, 2000.
- [47] P. Soille. *Morphological Image Analysis.* Springer, 2004.
- [48] P. Soille and M. Pesaresi. Advances in mathematical morphology applied to geoscience and remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(9) :2042–2055, september 2002.
- [49] C. Thompson and L. Shure. Image processing toolbox. *The Math Works Inc.*, 1993.

- [50] F. Tupin, H. Maitre, J.-F. Mangin, J.-M. Nicolas, and E. Pechersky. Detection of linear features in sar images : application to road network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2) :434 – 453, 1998.
- [51] L. J. van Vliet, I. T. Young, and G. L. Beckers. A nonlinear laplace operator as edge detector in noisy images. *Computer vision, graphics, and image processing*, 45(2) :167–195, 1989.
- [52] K. White and H. E. Monitoring changing position of coastlines using thematic mapper imagery, an example from the nile delta. *Geomorphology*, 29 :93 – 105, 1999.
- [53] X. Yang. Remote sensing and gis applications for estuarine ecosystem analysis : an overview. *International Journal of Remote Sensing*, 26(23) :5347 – 5356, 2005.
- [54] R. Zeidler. Continental shorelines : climate change and integrated coastal management. *Ocean and Coastal Management*, 37(1) :41 – 62, 2007.
- [55] C. Zhang, S. Murai, and E. Baltsavias. Road network detection by mathematical morphology. In *ISPRS Workshop "3D Geospatial Data Production : Meeting Application Requirements"*, pages 185 – 200, 7-9 avril 1999.
- [56] T.Y. Zhang and C.Y. Suen. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM*, 27(3) :236 – 239, 1984.
- [57] X. Zheng, P. Gong, and M. Strome. Characterizing spatial structure of tree canopy using color photographs and mathematical morphology. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(4) :420–428, 1995.