

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
École Nationale Supérieure des Sciences de la Mer et de l'Aménagement du Littoral



Thèse de doctorat

Spécialité : Environnement marin et littoral

Option : Géosciences marines et littorales

Sujet :

**Apport des techniques de télédétection à l'étude de la
vulnérabilité et risques côtiers
(Cas de la côte ouest-algérienne)**

Par :

Soumia BENGOUFA

Devant le Jury :

Mme. Fouzia BACHARI	Professeur	ENSSMAL- Alger	Présidente
M. Mustapha Kamel MIHOUBI	Professeur	ENSH-Blida	Directeur de thèse
M. Rabah BELKESSA	Professeur	ENSSMAL- Alger	Co-Directeur de thèse
M. Mokhtar GUERFI	Professeur	USTHB,-Alger	Examineur
M. M'hamed SETTI	Professeur	USTHB-Alger	Examineur
M. Khoudir MEZOUAR	Professeur	ENSSMAL- Alger	Examineur
Mme. Simona NICULESCU	Docteur HDR	UBO-France	Invitée

2020-2021

Viser l'idéal et comprendre le réel

S.B

Remerciement

Mes plus respectueux remerciements s'adressent à mes Directeurs de thèse.

Au Professeur Mustapha Kamel MIHOUBI, qu'il trouve ici l'expression de ma sincère reconnaissance pour sa disponibilité sans faille, son extrême rigueur ainsi que la liberté intellectuelle, guidée par ses orientations scientifiques.

Professeur Rabah BELKESSA, mon enseignant avant qu'il soit mon co-Directeur de thèse, celui qui m'a appris à aimer les géosciences marines durant ces cours, qu'il reçoit l'expression de ma profonde gratitude pour ses orientations éclairantes.

Docteur Simona NICULESCU, qu'elle trouve ici l'expression de ma plus sincère reconnaissance, pour son soutien inconditionnel ; moral, scientifique et administratif. Pour sa patience, effort et tout l'appui que j'ai eu. Ainsi que pour tout ce que j'ai appris, mais surtout pour sa confiance totale.

Que Pr. BACHARI trouve mes chaleureux remerciements pour sa présence en qualité de présidente dans le jury. Je remercie l'ensemble des examinateurs ayant accepté d'examiner ce manuscrit. Que Pr. GUERFI, et Pr. MEZOUAR, mes professeurs et enseignants ainsi que Pr. SETTI, trouve ici ma reconnaissance, d'avoir répondu présents et consacrer du temps pour examiner ce manuscrit, et contribuer à améliorer la qualité de mes réflexions.

Que Mme. ABBAD trouve ici ma reconnaissance immesurable pour sa présence depuis le début de cette aventure et bien avant. Qu'elle reçoit ici ma sincère gratitude pour tout type de soutien qu'elle m'a procuré.

Je remercie l'équipe du Centre Technique Spatiale (CTS, Arzew), et surtout Dr. W. RABEHI et Dr. R. ALI pour la qualité de mon stage au CTS, l'accueil et l'appui logistique ainsi que pour les sorties de terrain effectuées pour mener à terme ce présent travail. Qu'ils reçoivent ici mes sincères remerciements.

À Imad AZZI de CREOCEAN- La Rochelle. À Lam Chi NGUYEN et Antoine BILLEY pour leur appui et à l'équipe du laboratoire LETG-Brest pour leur chaleureux accueil.

À Mme MAHDID pour ses précieux conseils "de vie" qu'elle retrouve ici l'expression de mon estime et respect, ainsi qu'à tous les Enseignants de l'ENSSMAL.

À M. BALISTROU et M. LOURGUIOUI pour les orientations administratives.

Aux doctorants et docteurs de l'ENSSMAL pour les encouragements mutuels (Abbad, Harid, Salem Cherif, Rabehi, Boumaour, Khelil, Keraghel, Boughrira, Sallay et Silhadi).

Dédicaces

Je dédie mon travail à mes très chers parents, ma mère qui me réprimandait pour avoir eu dix-neuf en mathématique, car pour elle j'étais capable d'avoir vingt, sans elle je ne pourrais point être là où je suis, je lui dédie ce travail en guise de remerciement pour sa patience et l'éducation et les valeurs qu'elle nous a inculquées

A mon père qui ne ratait aucune occasion pour exprimer sa fierté, qui était une force motrice pour moi, celui qui m'a encouragé à faire cette spécialité et soutenu tout au long de mes études en Algérie et à l'étranger.

A Mon unique et merveilleux frère Mohamed, et aimable très chère sœur Samira qui m'ont tant soutenue et aimée.

A ma grand-mère « Mima », que Dieu la protège,

A mes défunts grands-parents qui étaient ma fierté, qu'ils soient fiers de leur petite fille là où ils sont.

A mes oncles Ahmad et Omar pour leur présence, encouragement et soutiens immesurables, ainsi qu'à Tante Esra et Nabila.

A ma famille, BENGOUFA et FRIHA.

A mon défunt professeur « Larid Mohammed », qui a su me mettre sur les rails de la recherche scientifique avec ses conseils et encouragement en début de cette thèse.

Je dédie ce travail aussi à mon encadrante en France Simona Niculescu à qui je témoin beaucoup de gratitude et d'estime.

A T. Walid, ma collègue de vie ABBAD Katia ainsi qu'à T. Mohamed, et mes amies Isma et Nihal, qu'ils trouvent ici ma reconnaissance et mon affection.

Ce travail est le fruit des orientations et efforts de mes directeurs de thèses et surtout de ce que tous mes enseignants et professeurs depuis le primaire jusqu'à l'Université m'ont appris.

Je leur serai éternellement redevable !

الملخص

تتميز المناطق الساحلية بأهمية كبيرة نظرا لما تقدمه من خدمات النظام البيئي ونتيجة للتزايد السكاني الذي تشهده. في ظل هذه الأهمية المتزايدة والتغيرات المناخية والضغط التي تشهدها هذه المناطق مثل ارتفاع مستوى سطح البحر. الهدف من هذا البحث العلمي هو إيجاد وسيلة فعالة وشبه آلية لمراقبة المناطق الساحلية بغرض تقييم هشاشتها وهذا باستخدام تقنيات الحاسوب والاستشعار عن بعد. وفي هذا السياق، نحاول في هذا العمل اختبار وتطوير طرق جديدة لاستخراج معلومات عن التغيرات الفيزيائية، الاجتماعية والاقتصادية للساحل. هذه الدراسة شملت تحليل محورين أساسيين، الأول يخص الاستخراج التلقائي لعامل رئيسي لتقييم معدل التآكل، وهو خط الساحل، والثاني هو الكشف عن غطاء الأراضي الساحلية. بالنسبة لاستخراج الخط الساحلي، تم تحليل العديد من المؤشرات من خلال صور الأقمار الصناعية على مستوى منطقة نموذجية تتمثل في ساحل مستغانم (الجزائر). من خلال دراسة مقارنة بين أساليب التصنيف القائمة على البيكسل والقائمة على الأجسام، تم إجراء تطوير حسابي باستخدام خوارزميات التعلم الآلي. ساهمت طرق التصنيف هذه بالحصول على أنواع مختلفة من خطوط الساحل والتي تمت مقارنتها بخط ساحلي مرجعي، تم الحصول عليه في نفس اليوم الذي تم فيه الحصول على صور الأقمار الصناعية، بواسطة نظام تحديد المواقع العالمي. مثلت هذه المقارنة فرصة فريدة للتحقق من صحة المنهجية المستعملة وتقدير دقتها. تم كذلك تطوير منهجية متكاملة استنادا على نموذج التعلم العميق، الشبكة العصبية الترابطية، من أجل رصد خطوط السواحل والغطاء الأرضي. أظهرت نتائج الجمع بين الطريقتين الشبكة العصبية الترابطية، وطرق التصنيف القائمة على الأجسام أعلى درجة من الدقة الإجمالية (94% لخط الساحل و91% لغطاء الأرض). وأخيرا، فإن تحليل البيانات سمح بتقييم مدى هشاشة خط الساحل في مستغانم باستخدام أساليب الاستشعار عن بعد ونظم المعلومات الجغرافية.

الكلمات الرئيسية: التآكل، استغلال الأرض، التعلم الآلي، الاستشعار عن بعد، خط الساحل، هشاشة الساحل

Abstract: The growing importance of coastal zones because of their ecosystem services, urbanization, and the alarming accelerated rise in sea level, are conducting an increasing number of scientists to perform coastal vulnerability assessments, which require a systematic monitoring approach. The goal of this work was to identify an efficient method of automatic coastal monitoring for its vulnerability assessment using remote sensing. We aim to test and develop a new methods for the extraction of thematic information of the coastal physical and socio-economical dynamic. For shoreline extraction, several indicators have been analyzed via remote sensed images taking as pilot zone the Mostaganem coastline (Algeria). Through a comparative study between classifications based on Pixel- and Object-Based Image Analysis, algorithmic development was conducted on several Machine Learning classifiers, Random Forest and Support Vector Machine. The different shorelines extracted were compared to an in-situ reference shoreline acquired by a DGPS on the same day as the satellite images. This was a unique opportunity to validate the developed methods. An integrated approach based on a Deep Learning model, i.e. Convolutional Neural Network has been developed for shoreline. The classification results derived from the combined CNN-OBIA method achieved the highest overall accuracy (94%). The data analysis allowed to assess the coastal vulnerability of Mostaganem coastline.

Keywords: Erosion; Land use; Machine Learning; Remote-sensing; Shoreline; Vulnerability

Résumé : L'importance croissante des zones côtières, en raison de leurs services éco-systémiques et la concentration urbanistique et ainsi que l'accélération alarmante de l'élévation du niveau de la mer, ont conduit un nombre croissant de scientifiques à développer des méthodes d'évaluation de la vulnérabilité. Le but de ce travail est d'identifier une méthode efficace et (semi)-automatique de monitoring des côtes pour l'évaluation de leur vulnérabilité en utilisant les techniques d'informatique et de télédétection. A travers une étude comparative entre les méthodes de classification orientées pixels et objets, un développement algorithmique a été réalisé en utilisant des algorithmes de *Machine Learning*. Ces méthodes de classification ont permis d'obtenir différents types de traits de côte qui ont été comparés à un trait de côte de référence acquis in-situ le même jour que les images satellites par un DGPS. Il s'agissait d'une opportunité unique pour valider et estimer avec précision la performance des méthodes développées. En outre, une approche intégrée basée sur un modèle de Deep Learning, le réseau neuronal convolutif (CNN), a été développée pour la détection du trait de côte. Les résultats de la méthode combinée CNN-OBIA ont montré les plus grandes précisions (94 % pour le trait de côte et 91% pour l'occupation du sol). L'analyse des données a permis d'évaluer la vulnérabilité du littoral de Mostaganem, en utilisant des méthodes de télédétection et des systèmes d'information géographique.

Mots clés : Érosion ; Occupation du sol ; Machine Learning ; Télédétection ; Trait de côte ; Vulnérabilité

Table des matières

Résumé	I
Tables des matières	III
Liste des figures et tableaux	IX
Liste des acronymes	XIV

Introduction Générale	1
-----------------------	---

Partie I : Etat de l'art et contexte générale

Chapitre I: Le risque de l'érosion côtière	5
Introduction	5
I.1 Le processus naturel de l'érosion au sein d'une cellule côtière	6
I.2 Le risque de l'érosion côtière	7
I.2.1 L'érosion côtière à l'échelle mondiale	7
I.2.2 L'érosion côtière à l'échelle nationale	9
I.3 Méthode de caractérisation de l'aléa de l'érosion	10
I.3.1 La notion du trait de côte	11
I.3.1.1 Indicateurs géomorphologiques	12
I.3.1.2 Indicateurs hydrodynamiques	14
I.3.1.3 Indicateurs biologiques	15
I.3.2 Les méthodes de détection de la position du trait de côte	16
I.3.2.1 Les approches directes	16
I.3.2.2 Les approches indirectes	17
I.4 La vulnérabilité des zones côtières face aux risques d'érosion	17
I.4.1. Méthode d'évaluation de la vulnérabilité côtière	19
I.5 Conclusion	21

Chapitre II: La télédétection et l'observation de la dynamique côtières	23
Introduction	23
II.1 La télédétection : notion et définition	24
II.2 Télédétection d'observation de la terre/des zones côtières	24
II.2.1 Télédétection active: images radar	25
II.2.2 Télédétection passive : images optiques	27
II.3 Choix de données pour la télédétection des zones côtières	29
II.3.1 Landsat	30
II.3.2 Images Sentinel-2	31
II.3.3 Images Pléiades	32
II.4 Applications aux études du risque côtier	33
II.5 La télédétection et la détection du trait de côte	34
II.6 Conclusion	36
Chapitre III : Méthodes de traitement des données de télédétection	38
Introduction	38
III.1 La classification des images satellitaires	39
III.1.1 Classification non-supervisée	39
III.1.2 Classification supervisée	40
III.2.1 Echantillons d'apprentissage automatique	40
III.2 Machine Learning (Apprentissage automatique)	40
III.2.2 Algorithmes d'apprentissage automatique (Machine Learning)	41
III.2.2.1 Support Vector Machine – SVM	42
III.2.2.2 Random Forest	45
III.2.2.3 Convolutional Neural Network – CNN)	46
III.3 Approche d'Analyse d'Image Orientée Objet (OBIA)	47
III.3.1 La segmentation de l'image pour l'analyse orientée objet	48
III.3.1.1 Multi-résolution Segmentation (MRS)	48

III.3.1.2 Meanshift Segmentation	49
III.4 Evaluation de la classification d'images	50
III.5 Conclusion	54
Chapitre IV: Contexte régional de la zone d'étude	55
Introduction	55
IV.1 Caractéristiques du système côtier ouest algérien	56
IV.2 Cadre géologique et géomorphologique	57
IV.2.1 Géologie régionale	57
IV.2.1.1 Les formations Mio-Plio-Quaternaire	57
IV.2.2 Principales formations géomorphologiques	58
IV.3 Cadre hydrogéologique et climatique	59
IV.3.1 Paramètres climatologique	59
IV.4 Cadre océanographique	63
IV.5 Zone d'étude : la côte de Mostaganem	66
IV.5.1 Caractères physiques et naturels	66
IV.5.2 Caractères socio-économique	69
IV.6 Conclusion	71
Partie II : Matériels et méthodes	
Chapitre V: Extraction automatique du trait de côte	73
V.1 Approche méthodologique générale	74
V.2 Acquisition des données	75
V.2.1 Données de terrain	76
V.2.1.1 Choix des indicateurs de trait de côte	77
V.2.1.2 Levé DGPS	79
V.2.1 Données multi-spectrales	81
V.2.1.1 Acquisition et prétraitement des images Pléiades	81
V.2.1.2 Acquisition et prétraitement des images Sentinel-2	82

V.2.1.2	Acquisition et prétraitement des images Alsat	84
V.3	Echantillonnage	85
V.3.1	Le choix de la nomenclature des classes	85
V.3.2	Création des échantillons	86
V.4	Traitement des données multi-spectrales par le Machine Learning	87
V.4.1	Analyse d'Image Orientée Pixel (Pixel Based Image Analysis- PBI A)	87
V.4.2	Analyse d'Image Orientée Objet (Object Based Image Analysis -OBIA)	87
V.4.2.1	Segmentation	88
V.4.2.1	Extraction des statistiques	90
V.4.3	Entraînement des algorithmes de Machine Learning et classification	90
V.4.3.1	Random Forest (RF)	91
V.4.3.2	Support Vector Machine (SVM)	91
V.4.4	Post-traitement	92
V.5	Traitement des données multi spectrales par le Deep Learning	93
V.5.1	Création du modèle CNN	93
V.5.2	Création du modèle combiné CNN-OBIA	94
V.5.2.1	Segmentation et classification	95
V.5.3	Post-traitement	96
V.6	Évaluation de la précision des algorithmes	97
V.6.1	Estimation de l'intervalle de confiance	98
V.6.2	Calcul de la pente intertidale et du run-up	99
Chapitre VI: Caractérisation de l'aléa de l'érosion côtière		101
Introduction : Démarche méthodologique		101
VI.1	Analyse du type de milieu	102
VI.2	Identification des indicateurs du trait de côte	103
VI.3	Méthode de détection	104
VI.3.1	Méthodes directes par des outils de levés mis en œuvre in-situ	105
VI.3.2	Méthodes indirectes par des outils de levés mis à distance	107

VI.3.2.1	Images satellitaires	107
VI.3.2.2	Photographie aérienne	107
VI.4	Estimation du taux d'évolution du trait de côte par DSAS	109
VI.4.1	La génération de la ligne de base et des transects	110
VI.4.2	Les paramètres statistiques	110
Chapitre VII: Evaluation de la vulnérabilité côtière		112
Introduction : Démarche méthodologique		112
VII.1	Indice de vulnérabilité côtière	113
VII.1.1	Analyse du type de l'occupation du sol	114
VII.1.2	Le taux d'érosion/accrétion (Trait de côte)	116
VII.1.3	Le relief côtier (géomorphologie)	117
VII.1.4	La pente régionale	118
VII.1.5	La hauteur significative des vagues à la côte (Hs)	118
VII.1.6	Calcul d'indice de vulnérabilité côtière (IVC)	119
Partie III : Résultats et discussion		
Chapitre VIII: Présentations des résultats		121
VIII.1	Présentations générale des résultats	121
VIII.2	Extraction automatique du trait de côte	122
VIII.2.1	Approche de Machine Learning	122
VIII.2.1.1	Ajustement des paramètres de l'algorithme de Machine Learning	122
VIII.2.1.2	Classification des images par les algorithmes de Machine Learning	124
VIII.2.1.3	Analyse et classification d'image orientée pixels (PBIA)	124
VIII.2.1.4	Analyse et classification d'images orientée objets (OBIA)	125
VIII.2.1.5	Comparaison entre les analyses basées sur les pixels et les objets	131
VIII.2.1.6	Analyse statistique de la précision des classifications	131
VIII.2.1.7	Extraction et cartographie des traits de côte	132
VIII.2.1.8	Précision de l'extraction des traits de côte	133

VIII.2.2. Analyse de l'intervalle de confiance	136
VIII.2.3 L'approche intégrée du modèle CNN et OBIA	137
VIII.3 Caractérisation de l'aléa de l'érosion	141
VIII.3.1 La période de 1959-1991	142
VIII.3.2 La période de 1959-1991	143
VIII.4 Evaluation de la vulnérabilité	145
VIII.4.1 Détection du type d'occupation du sol	145
VIII.4.2 La pente régionale	147
VIII.3.3 Le relief côtier	148
VIII.3.4 Les hauteurs des vagues	149
VIII.3.5 Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC)	150
Chapitre IX : Discussion des résultats	152
IX.1 Discussion générale	152
IX.2 Extraction (semi)-automatique du trait de côte	153
IX .2.1 Approches de classifications	154
IX.2.2 Algorithme de Machine Learning	155
IX .2.3 Méthode combinée CNN-OBIA	157
IX.2.4. Source d'erreur et limite des méthodes	158
IX.3 Calcul de l'Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC)	159
IX.4 Analyse de l'occupation du sol	161
IX.5 Analyse de la vulnérabilité côtière du littoral de Mostaganem	163
Conclusion générale et perspectives	167
Référence bibliographique	172
Annexe	184

Liste des figures

Figure I.1: Echanges sédimentaires au sein d'une cellule côtière (Cerema, 2018).....	6
Figure I.2: Distribution quantitative des tendance évolutives du rivages sableux à l'échelle mondiale (Luijendijk et al., 2018).....	8
Figure I.3: Représentation schématique des indicateur morphologiques cas d'un système dune-plage	13
Figure I.4: Représentation schématique des indicateur morphologiques cas des falaises ..	14
Figure I.5: Représentation schématique des indicateurs de trait de côte (Boak et Turner, 2005, adaptée et traduit)	16
Figure I.6: Système de vulnérabilité côtier	18
Figure II.1: Schématisation du système RADAR (Lam. 2021)	26
Figure II.2: Description d'un spectre électromagnétique. Image issue de : UC Davis Chemwiki	27
Figure II.3: Représentation de combinaison des bandes rouge, vert, bleu pour les images multispectrales.....	28
Figure II.4: Constellation formée par les satellites Spot/Pléiades (ESA, 2019).....	34
Figure III.1: Science de l'informatique, l'intelligence artificielle et positionnement du Machine Learning/ Deep Learning.	41
Figure III.2: Schéma explicatifs du fonctionnement des algorithmes paramétriques et non-paramétriques.....	41
Figure III.3: Principe de SVM (a) un cas de données séparables, (b) un cas de données non-séparables (Selon le principe de Vapnik, 1995).....	43
Figure III.4: SVM dans le cas des données non-linéaires (Selon le principe de Vapnik, 1995)	44
Figure III.5: Schéma représentatif du principe de l'algorithme <i>Random Forest</i> (selon le principe de Breiman, 2001).....	45
Figure III.6: Structure d'un Neurone multipolaire (image issue de : imagesbiogeolfxm)...	46
Figure III.7: Architecture simple du model de CNN (eCognition Developer, 2018, adaptée)	47
Figure III.8: Exemple de matrice de confusion à deux classes	52
Figure IV.1: Localisation du littoral ouest algérien	57
Figure IV.2: Carte géologique de l'ouest algérien (MRADJA, 2004) (1/200 000).....	58
Figure IV.3: Températures moyennes en °C (ONM.2004-2019).....	60
Figure IV.4: Taux mensuels des précipitations (ONM, 2004-2019).....	62
Figure IV.5: Roses annuelle et saisonnières des vents au large de la zone d'étude (MEDATLAS, 1999-2004)	62
Figure IV.6: Variation marégraphique au niveau de la station Arzew (Ali et al., 2016)....	63
Figure IV.7: présentation de la zone d'etude, Mostaganem	67
Figure IV.8: Distribution des unités de relief dans la région de Mostaganem (Caïd et al., 2019).....	69
Figure IV.9: Répartitions des projets des zones d'expansion touristique à Mostaganem ...	70

Figure V.1: Etude comparative entre les différentes méthodes de classification et algorithmes de <i>Machine Learning</i> peu profond en utilisant des images multirésolution-multicapteurs	75
Figure V.2: Indicateur de trait de côte pour les plages sableuses-	77
Figure V.3: Indicateur botanique de trait de côte pour les falaises rocheuses	78
Figure V.4: Illustration des types de levé DGPS	79
Figure V.5: Levés de terrain des indicateurs de trait de côte effectués le long de différents types de milieux	80
Figure V.6 : Prétraitement de l'image a) Image brute, b) Application du filtre <i>Meanshift smoothing</i>	82
Figure V.7: Méthodologie de traitement des images Sentinel-2	83
Figure V.8: Exemple de la nomenclature des classes pour la classification supervisée et la détection du trait de cote	85
Figure V.9: Représentation des points échantillons (en rouge) d'apprentissage et de validation	86
Figure V.10: Diagramme des étapes de la classification supervisée orientée pixel	87
Figure V.11: Diagramme des étapes de la classification orientée objet	87
Figure V.12: Segmentation de l'image a) Image brute, b) création des objet/segments de l'image	88
Figure V.13: Processus de segmentation de l'image et de sélection des objets échantillon d'apprentissage pour <i>Object Based Image Anlaysis (OBIA)</i>	90
Figure V.14: Extraction et lissage du trait de côte	97
Figure V.15: Méthodologie de traitement d'image par CNN-OBIA	93
Figure V.16: Présentation du modèle développé d'une combinaison du CNN -OBIA	96
Figure V.17: Calcul des distances (<i>Net Shoreline Movement-NSM</i>) entre le trait de côte extrait et le levé de terrain	98
Figure VI.1: Approche méthodologique générale de l'évaluation du risque d'érosion	101
Figure VI.2: Indicateur de trait de côte des plages sablonneuses préconisé pour le suivi spatio-temporel de l'évolution du rivage	103
Figure VI.3: Indicateur de trait de côte des côtes rocheuses préconisé pour le suivi spatio-temporel de l'évolution du rivage ; a) Photo aérienne, b) Photo prise sur terrain	104
Figure VI.4: Investigation sur terrain (mesure in-situ) pour le suivi de l'indicateur du trait de côte	106
Figure VI.5: Ensemble de photos aériennes (mosaïque) géoréférencé	107
Figure VI.6: Paramétrage du DSAS (Digital Shoreline Analysis System)	109
Figure VII.1: Traitement de donnée pour l'évaluation de la Vulnérabilité côtière	113
Figure VII.2: Nomenclature des classes pour la détection des types d'occupation du sol	114
Figure VII.3: Facies geomorphologique au niveau de la zone d'etude resultant d'une analyse de l'image Pleiades	117
Figure VIII.1: Résultats de la classification pixel par les algorithmes 1) RF et 2) SVM	125
Figure VIII.2: Résultats de la classification orientée objet par 1) RF-Meanshift, 2) RF- Multi-résolution pour les images Sentinel-2	130

Figure VIII.3: Résultats de la classification orientée objet par a) RF-Meanshift, b) SVM-Meanshift, c) RF- Multi-résolution, d) SVM- M ulti- résolution, pour les images Pleiades.	130
Figure VIII.4: Traits de côte extraits- A. trait de côte proche de la dune et de la végétation- B. trait de côte homogène- C. trait de côte à l'embouchure de la rivière.....	134
Figure VIII.5: Distance entre les Traits de côte extraits par RF et SVM et de référence in-situ (validation des résultats) ; a) RF-Pix b) SVM-Pix c) RF-Multiresolution, d) SVM-Multiresolution, e) RF-Meanshift, f) SVM-Meanshift.....	135
Figure VIII.6: Trait de côte rocheuse extrait par la méthode CNN-OBIA (limite supérieure du lichen noir)	138
Figure VIII.7: Résultats de CNN-OBIA. a) Objets classifiés b) trait de côte rocheuse extrait (limite supérieure du lichen noir)	139
Figure VIII.8: Distances entre les traits de côte extraits par CNN-OBIA et numérisés...	140
Figure VIII.9: Présentations des erreurs de classification et la confusion entre Lichen et Végétation.....	141
Figure VIII.10: Détection du trait de côte des îlots.....	141
Figure VIII.11: Taux d'évolution du trait de côte durant la période 1959 -1991.....	143
Figure VIII.12: Taux d'évolution du trait de côte durant la période 1991-2019.....	144
Figure VIII.13: Détection du type d'occupation du sol.....	145
Figure VIII.14: Carte de la pente régionale.....	146
Figure VIII.15: Carte topographique de la zone (dérivée du MNT).....	148
Figure VIII.16: Hauteurs des vagues à la côte calculées par le model de Mike-21.....	149
Figure VIII.17: Présentation graphique du degré de vulnérabilité en termes de pourcentage du linéaire côtier.....	150
Figure VIII.18: Carte la vulnérabilité côtière a) vulnérabilité par rapport à la variable trait de côte, b) vulnérabilité par rapport à pente, c) vulnérabilité par rapport à la variable relief côtier, d) vulnérabilité par rapport à la variable Hs, e) vulnérabilité par rapport à la variable type d'occupation du sol, f) Indice de Vulnérabilité Côtière de Mostaganem.....	151
Figure IX.1: Indices de précision globale des modèles de classification.....	155
Figure IX.2 : La distance moyenne et maximale entre les traits de côte extrait et des levés in situ.....	157
Figure IX.3 : Pourcentage du linéaire du trait de côte extrait, compris entre des intervalles de distances par rapport au levé terrain.....	158
Figure IX.4: Schéma explicatif du système de la vulnérabilité et ses composantes.....	161
Figure IX.5 : Bilan surfacique du type de l'occupation du sol du secteur ouest de Mostaganem (bande de 1km).....	162
Figure IX. 6 : diminution surfacique du cordon dunaire de Kharouba (Mostaganem).....	164
Figure IX.7 : Les paléo-dune de Kharrouba et le risque de décapage et glissement de terrain (Source photo, Senouci et Taïbi 2019).....	164

Liste des tableaux

Tableau II.1: Liste de capteur satellites largement utilisées pour le suivi de l'environnement des zones côtières.	29
Tableau III.1: Exemple d'une matrice de confusion.....	53
Tableau IV.1: Fréquence annuelle et saisonnière des houles au large par direction. (MEDATLAS, 1999-2004)	64
Tableau IV.2: Fréquences des hauteurs significatives en fonction des directions dominantes au large (MEDATLAS, 1999-2004).	65
Tableau V.1: Types d'indicateurs de trait de côte extrait par les approches de télédétections	76
Tableau V.2: Résolutions spectrale et spatiale des satellites Pléiades	81
Tableau V.3 : Caractéristiques des images Alsat acquises de l'ASAL.....	84
Tableau VI.1: Caractérisation de la morphodynamique des plages	102
Tableau VI.2: Objectifs, méthodes et outils de détection des traits de côtes pour l'analyse spatio-temporelle.	105
Tableau VI.3: Source de données pour l'extraction du trait de côte.....	107
Tableau VIII. 1: Résultats des différentes valeurs des paramètres de Random Forest (Mtry) SVM (C) appliquée sur les images Pléiades.....	123
Tableau VIII.2: Résultats des différentes valeurs des paramètres de Random Forest (Mtry) et SVM appliquée sur les images Pléiades.....	127
Tableau VIII.3: Résultats des différentes valeurs de des paramètres de segmentation et des tests effectués sur les images Sentinel-2	128
Tableau VIII.4: Résultats des matrices de confusion des différentes méthodes de classification.....	132
Tableau VIII.5: Calculs de distance entre les traits de côte extraits par RF et SVM et de référence in-situ (NSM) basés sur le calcul du DSAS.	133
Tableau VIII.6: Pourcentage de l'état d'évolution linéaire côtier.....	144
Tableau IX.1 : Appréciation qualitative de la performance des deux algorithmes SVM et RF en matière d'extraction du trait de côtier.....	156

Liste des acronymes

ASAL	Agence Spatiale Algérienne
CNES	Centre National d'Études Spatiales
CNL	Commissariat National du Littoral
CNN	Convolutional Neural Network
CNN-OBIA	Modèle combiné de Convolutional Neural Network et Object Based Image Analysis
Cp	Paramètre Random Forest facteur de compacité
CTS	Centre Technique Spatiale
CZMS	Coastal Zone Management Subgroup / Sous-groupe sur la gestion des zones côtières
DGPS	GPS différentiel
DPM	Domaine Public Maritime
DSAS	Digital Shoreline Analysis System
ENSSMAL	Ecole Nationale Supérieure des Sciences de la Mer et de l'Aménagement du Littoral
EPR	End Point Rate / Taux des points extrêmes
ERTS	Earth Resources Technology Satellite
ESA	European Spatial Agency / Agence Spatiale Européenne
ETM	Enhanced Thematic Mapper
FN	Faux négatif
FP	Faux positif
GCP	Ground Control Points / Point De Contrôle Au Sol
GEOBIA	Geographic Based Image Analysis
GIEC	Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat
GIZC	Gestion Intégrée des Zones Côtières
GPS	Global Positioning System
HR	Largeur de bande spectrale
H _s	Largeur de bande spatiale
H _s	Hauteur significative des vagues à la côte
ID	Identifiant
IG	Information Géographique
INCT	Institut National de la Cartographie et de la Télédétection
IVC	Indice de Vulnérabilité Côtière
LCHF	Laboratoire Central d'Hydraulique de France
LEM	Laboratoire des Etudes Maritimes
LETG - Brest	Littoral, Environnement, Télédétection, Géomatique - Brest
LIDAR	Laser Imaging Detection and Ranging
MC	Matrice de Confusion
MNT	Modèles Numériques de Terrain
MODIS	MODerate resolution Imaging Spectroradiometer
MRS	Multiresolution Segmentation
MSS	Meanshift Segmentation
Mtry	Nombre de variables dans chaque nœud (Random Forest)
NASA	National Aeronautics and Space Administration

NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NHE	Niveau des Hautes Eaux
NIR	Near Infrared spectroscopy / Spectroscopie du proche infrarouge
NOAA	National Oceanic et Atmospheric Administration
NSM	Net Shoreline Movement / Mouvement net des traits de côte
Ntree	Nombre d'arbres dans la forêt (Random Forest)
NW	Nord Ouest
OA	Overall Accuracy / Précision globale
OBIA	Object Based Image Analysis / Analyse d'Image Orientée Objet
ONM	Office National de Météorologie
OT	Observation de la Terre
OTB	Orfeo Tool Box
PAC	Plan d'Aménagement Côtier
PBIA	Pixel Based Image Analysis / Analyse d'Image Orientée Pixel
PDAU	Plan Directeur de l'Aménagement et de l'Urbanisme
PIR	Proche Infra Rouge
PSN	Programme Spatial National
RBF	Radial Base Fonction / Fonction radiale de base
RF	Random Forest
RF-Obj	Classification orienté objet par Random Forest
RF-Pix	Classification orienté pixel par Random Forest
RMS	Root Mean Square / Erreur Quadratique Moyenne
RTK	Real Time Kinematic
SAR	Synthetic Aperture Radar / Radar à synthèse d'ouverture
Sc	Facteur d'échelle Multiresolution Segmentation
SHFN	Service Hydrographique des Forces Navales algériennes
SHP	Shapefile
SIG	Système d'Information Géographique
Sp	Facteur de forme Multiresolution Segmentation
SPOT	Système Probatoire d'Observation de la Terre
SVM	Support Vector Machine
SVM-Obj	Classification orienté objet par Support Vector Machine
SVM-Pix	Classification orienté image par Support Vector Machine
SWIR	Short Wave Infrared imaging / Infrarouge à ondes courtes
TC	Trait de côte
THR	Très Haute Résolution
USGS	United States Geological Survey
VN	Vrai négatif
VP	Vrai positif
WDPA	World Data base on Protected Areas / Base de données mondiale des aires Protégées
WLR	Weighted Linear Regression / Régression linéaire pondérée
ZET	Zone d'Extension Touristique

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les zones côtières sont des milieux complexes abritant un précieux patrimoine naturel qui combinent à la fois les domaines terrestres et marins. Ces zones, de par leur richesse, ont toujours attiré et stimulé le processus de migration et d'urbanisation conduisant au développement des mégapoles (Barragán et de Andrés, 2015). Cependant, des études menées, notamment par le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC), ont démontré que les changements climatiques entraînent une élévation du niveau de la mer et une augmentation des fréquences des tempêtes, impactant de manière alarmante ces zones côtières (Nicholls et Cazenave, 2010; Wong et *al.*, 2014) à la fois sur le plan naturel et socio-économique. En effet, le scénario le plus optimiste établi prédit une élévation de 0.25 à 0.55 m d'ici 2100 (IPCC, 2021).

Il est aussi à noter que le taux d'érosion marine est deux fois supérieur à celui de l'élévation du niveau de la mer (Leatherman et *al.*, 2000). En effet, l'érosion marine, conjuguée aux fortes fréquences de tempête, mettra en péril les villes côtières qui risqueront d'être inondées. Cette situation suscite un intérêt dans la communauté scientifique (Cazenave et Le Cozannet, 2013). Il a été prédit qu'au cours des 50 prochaines années au moins, 30% des résidences situées à moins de 200 m du trait de côte pourraient être sévèrement affectées par l'érosion (Leatherman, 2018).

À l'échelle régionale, les zones côtières du pourtour méditerranéen sont également menacées par le changement climatique (IPCC, 2021). L'Algérie, avec plus de 1600 Km de côte, ne fait pas exception. Plusieurs études (Larid, 2002; Ayadi et *al.*, 2015; Kermani et *al.*, 2016; Salem Cherif et *al.*, 2019; Bougherira et *al.*, 2020;) ont été menées à l'échelle de la côte algérienne et ont rapporté que la tendance générale est plutôt érosive. Par ailleurs, la côte algérienne est l'une des plus peuplées du bassin méditerranéen, avec environ 40% de la population vivant sur un territoire représentant à peine 1.9% de la superficie du pays, entraînant ainsi, une forte concentration des activités (51% des industries y sont localisées), des infrastructures et équipements (PAC, 2009).

Compte tenu des enjeux omniprésents, Mihoubi et *al.*, 2014; Rabehi et *al.*, 2018; Bengoufa et *al.*, 2018; Chaib et *al.*, 2020 ont démontré que certaines zones de la côte algérienne sont vulnérables avec différentes intensités. Cet état des lieux met en exergue le fait que les risques d'érosion côtière constituent actuellement une préoccupation de plus en plus prégnante et que la vulnérabilité n'en est qu'accrue. Par conséquent, la stratégie nationale algérienne de Gestion Intégrée des Zones Côtières (GIZC) s'est fixée parmi ces objectifs de mettre en place un

observatoire des risques côtiers qui constituera un outil d'aide pour les décideurs. (Ministère chargé de l'Environnement -PAP RAC/PAM, 2004). Cet observatoire est présent au niveau des 14 wilayas côtières (Commissariats Nationaux du Littoral - CNL) et se charge de la surveillance du trait de côte et de l'environnement marin. Toutefois, une telle démarche nécessite la prise en considération de nombreux paramètres, ainsi que des données fiables.

Dans un contexte de leur indisponibilité directe, l'acquisition des données pour la surveillance de l'environnement côtier est souvent une tâche fastidieuse et parfois impossible avec des techniques traditionnelles. En effet, les scientifiques ont formulé le besoin de recourir aux méthodes rapides et précises afin d'assurer une surveillance fréquente et opportune des milieux côtiers et acquérir les données nécessaires (Leatherman, 2018). Comparées aux investigations directes (sur terrain), les données de télédétection fournissent une couverture synoptique des zones côtières et sont utiles pour des applications de surveillance détaillée (Mujabar et Chandrasekar, 2011). Les propriétés spectrales des images pourraient être utilisées pour extraire plusieurs caractéristiques du relief côtier (Boak et Turner, 2005; Hannv et *al.*, 2013), permettant de ce fait de répondre aux besoins des scientifiques en matière d'acquisition rapide des données et de procurer les institutions locales (ex. CNL) des méthodes plus adéquates.

Le lancement de nouveaux capteurs spatiaux et le progrès des technologies de télédétection ont conduit à la création d'une énorme source d'informations. Un tel ensemble global de données offre des opportunités entièrement nouvelles pour une variété d'applications qui s'accompagnent de nouveaux défis pour les scientifiques (Vali et *al.*, 2020). Bien que ces données présentent un grand potentiel pour la prise de décisions dans des domaines critiques tels que la gestion des risques, tous les utilisateurs (institutions académiques, organisations) ne disposent pas du bagage technique et des connaissances nécessaires pour les manipuler en fonction de leurs besoins (Kansakar et Hossain, 2016). En effet, le développement des techniques de traitement automatique et reproductible des données de télédétection est nécessaire pour rendre le suivi du milieu côtier plus pertinent (Bagli et Soille, 2018).

Dans ce contexte, le thème de recherche est orienté vers un développement de méthodes d'extraction d'informations à partir d'un traitement de données satellitaires. Dans ce manuscrit, la problématique du risque de l'érosion côtière est appréhendée au sein d'un système « Aléas-Enjeu-Vulnérabilité ». Ce système est un aspect d'analyse des conséquences attendues des changements

naturels et socio-économiques via un suivi de la dynamique côtière. **Le principal objectif de ce travail est d'évaluer l'apport de ces données fournies à l'exploitation de nouvelles méthodes de télédétection à pouvoir étudier la vulnérabilité face au risque d'érosion.** Les objectifs spécifiques de la thèse sont dictés par des données multi- capteurs (Pléiade, d'images Sentinel et Alsat), les différentes techniques de traitement d'image et des algorithmes d'apprentissage automatique (*Machine/Deep Learning*). En effet cette thèse a comme objectifs scientifiques de :

- Contribuer aux études de détections du trait de côte ainsi que son évolution en se basant sur des techniques innovantes de la géomatique (télédétection et SIG) ;
- Caractériser l'érosion côtière en produisant des cartes d'aléa ;
- Analyser les enjeux socio-économiques par des méthodes de télédétection ;
- Évaluer l'état de vulnérabilité côtière de la zone d'étude.

Par ailleurs, la thèse a également comme objectifs méthodologiques :

- Appliquer, développer et valider de nouvelles méthodes de détection automatique des indicateurs de trait de côte, en prenant en compte la disponibilité récente des nouveaux capteurs en conjonction avec des algorithmes de classification et de segmentation d'images ;
- Analyser l'apport des différents types de données satellitaires et des algorithmes de *Machine/Deep Learning* pour l'extraction des informations relatives aux facteurs de la dynamique côtière ;

De manière à traiter ces questions, à la suite de la partie courante (Introduction), cette thèse s'organise en trois parties. Dans un premier temps, une partie Généralité (Partie I) dresse un état de l'art et décrit le contexte de l'étude du risque de l'érosion côtière (Chapitre 1), les applications existantes dans le domaine de la télédétection des zones côtières (Chapitre 2), ainsi que les méthodes de traitement d'images et les algorithmes de *Machine /Deep Learning* mis en œuvre dans notre développement méthodologique (Chapitre 3). La zone d'étude est décrite dans un dernier chapitre (Chapitre 4). La partie suivante (Partie II) décrit en détail notre méthodologie de travail et les traitements effectués pour l'extraction automatique du trait de côte (Chapitre 5), la caractérisation de l'aléa de l'érosion (Chapitre 6) et l'évaluation de la vulnérabilité côtière (Chapitre 7). Les résultats obtenus sont ensuite présentés et discutés dans la Partie III. Les conclusions retenues ainsi que les perspectives dégagées par les résultats du travail de recherche sont ponctuées dans la dernière partie de la thèse.

PARTIE I : ETAT DE L'ART ET CONTEXTE GENERALE

Chapitre I

Le risque de l'érosion côtière

Introduction

La frange terrestre proche du trait de côte est un espace caractérisé par sa mobilité permanente et particulièrement rapide. Sur cette étroite frange, qualifiée de très dynamique, se sont installées des sociétés progressivement à travers le temps pour devenir des grandes agglomérations et métropoles. Aujourd'hui, la frange littorale est fortement exploitée et est devenue un territoire à risque. Les aléas liés à sa mobilité intrinsèque et les enjeux qui s'y concentrent la rendent vulnérable.

Depuis que l'on mesure de façon fiable l'évolution de la frange côtière, on constate que de nombreux littoraux marquent une tendance au recul vers la terre, pour marquer un phénomène de l'érosion côtière.

L'objectif de ce chapitre est donc de réaliser une synthèse des connaissances sur le phénomène de l'érosion et son évaluation. L'accent sera mis sur la notion du « trait de côte », sa détection et son suivi, comme paramètre clé pour la caractérisation de l'aléa de l'érosion. Enfin, l'analyse de la vulnérabilité sera placée dans son contexte d'appréhension, à la fin du chapitre.

I.1 Processus naturel de l'érosion au sein d'une cellule côtière

Une cellule côtière (ou cellule hydro-sédimentaire) est une unité géomorphologique ou un secteur du littoral indépendant en matière de transport sédimentaire (Figure I.1). Ainsi, les côtes sont considérées en générale soit comme une forme d'érosion (falaise) ou d'accumulation de sédiment (plage) (Paskoff, 1984). La forme côtière la plus élémentaire est une côte en promontoire (ex. cap) et baie, résultant d'une subsidence ou d'une submersion due à l'élévation du niveau de la mer. L'attaque par les vagues d'une côte de ce type entraînera une concentration de l'énergie des vagues sur les promontoires (en raison de la réfraction) et une réduction de l'énergie des vagues au niveau de la baie, ce qui peut entraîner l'érosion des promontoires et le dépôt des matériaux érodés (sédiment) au niveau des baies. Ainsi, dans un équilibre du budget sédimentaire au sein d'une cellule, l'érosion est le processus naturel qui a toujours façonné la morphologie côtière.

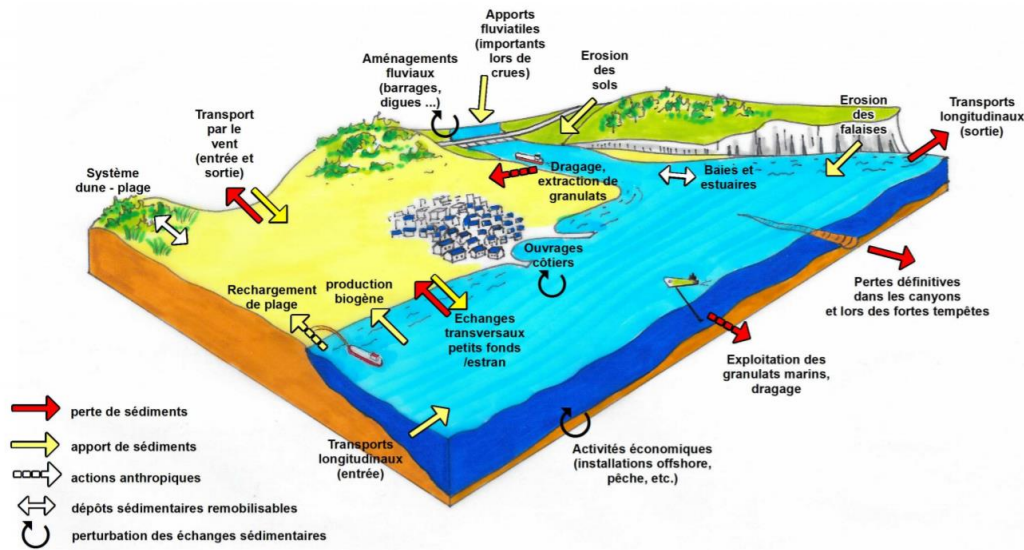


Figure I.1: Echanges sédimentaires au sein d'une cellule côtière (Cerema, 2018)

Les principales sources possibles de sédiments à l'intérieur d'une cellule sont les apports de sédiments par les rivières et les estuaires, l'érosion des falaises et des dunes, le transport vers la côte dû à l'asymétrie des vagues depuis le plateau, l'alimentation artificielle, le dépôt biogène, etc. Par ailleurs, les puits sédimentaires les plus importants sont principalement : le transport vers le

large dû aux courants de retour et aux courants d'arrachement pendant les tempêtes, le piégeage dans les dépressions locales (canyons) et l'exploitation des sablières (van Rijn, 2011).

I.2 Risques de l'érosion côtière

Le processus de l'érosion côtière peut se produire à différentes échelles de temps (Stive et *al.*, 2002). Les tempêtes individuelles entraînent généralement une érosion rapide, suivie d'une accrétion, conduisant à un changement net négligeable dans le budget sédimentaire. Si les déficits sédimentaires persistent pendant de longues périodes, il peut en résulter une érosion chronique. En effet, l'érosion côtière devient un phénomène à risque quand la perte des sédiments est permanente au sein d'une cellule côtière.

Les principaux facteurs naturels de cette perte en budget sédimentaire seraient la conjugaison d'une pénurie de matériaux depuis la fin de la transgression postglaciaire, de conditions hydrodynamique et météorologiques et la remontée du niveau de la mer (Paskoff, 2001). Cependant, ce sont les facteurs anthropiques qui exacerbent et accentuent ce phénomène. On note ainsi parmi ces facteurs, l'interruption de l'équilibre dune-estran par l'artificialisation du trait de côte, les effets des ouvrages de défense contre la mer, le pillage de sable et les changements d'occupation des sols dans les bassins versants (Sabatier et Suanez, 2003).

I.2.1 Risque de l'érosion côtière à l'échelle mondiale

L'érosion à l'échelle mondiale est devenue évidente au cours des années 80, après les études du groupe de travail de l'Union géographique internationale sur la dynamique de l'érosion côtière (1972-1976) et de la Commission sur l'environnement côtier (1976-1984). Dans ces études, on indique que 70 % des plages de sable du monde connaissent une érosion nette tandis que 20 % étaient stables. Cependant, comme ces estimations résultaient principalement d'entretiens, elles sont nécessairement qualitatives (Bird, 1985).

La distribution quantitative mondiale des tendances évolutives du rivage sableux est présentée dans le travail de (Luijendijk et *al.*, 2018) qui dérive une évaluation actualisée à l'échelle mondiale des changements chroniques du trait de côte. On estime que sur la période s'étalant de 1984 à 2016, environ 24 % des plages sablonneuses du monde entier se sont érodées de manière

persistante à un rythme supérieur à 0,5 m/an et 16 % des plages sablonneuses connaissent des taux d'érosion de 1 m/an à 3 m/an. En outre, environ 7 % des plages de sable de la planète connaissent des taux d'érosion classés comme graves de 3 à 5 m/an. Par ailleurs, les taux d'érosion ont dépassé 5 m/an le long de 4 % du littoral sableux et sont supérieurs à 10 m/an pour 2 % du littoral sableux mondial. D'autre part, environ 8 % des plages du monde ont connu une accrétion importante (>3 m/an), tandis que 6 % (3 %) connaissent une accrétion supérieure à 5 m/an (10 m/an).

Dans une perspective continentale, l'Australie et l'Afrique sont les seuls continents pour lesquels on constate une érosion nette (-0,20 m/an et -0,07 m/an respectivement), tous les autres continents présentant une accrétion nette. Le continent présentant le taux d'accrétion le plus élevé (1,27 m/an ; voir le tableau de la figure I.2) est l'Asie, probablement en raison du développement artificiel de la côte chinoise et des grandes régénérations de terres, par exemple à Singapour, Hong Kong, Bahreïn et aux Émirats arabes unis.

Par rapport à la moyenne mondiale, un pourcentage élevé de traits de côtes sablonneuses dans les zones naturelles protégées par la *World Data base on Protected Areas* (WDPA) subit une érosion. L'analyse indique que 32% de tous les traits de côte marins protégés sont sablonneux, dont 37% s'érodent à un rythme supérieur à 0,5 m/an (Luijendijk et al., 2018).

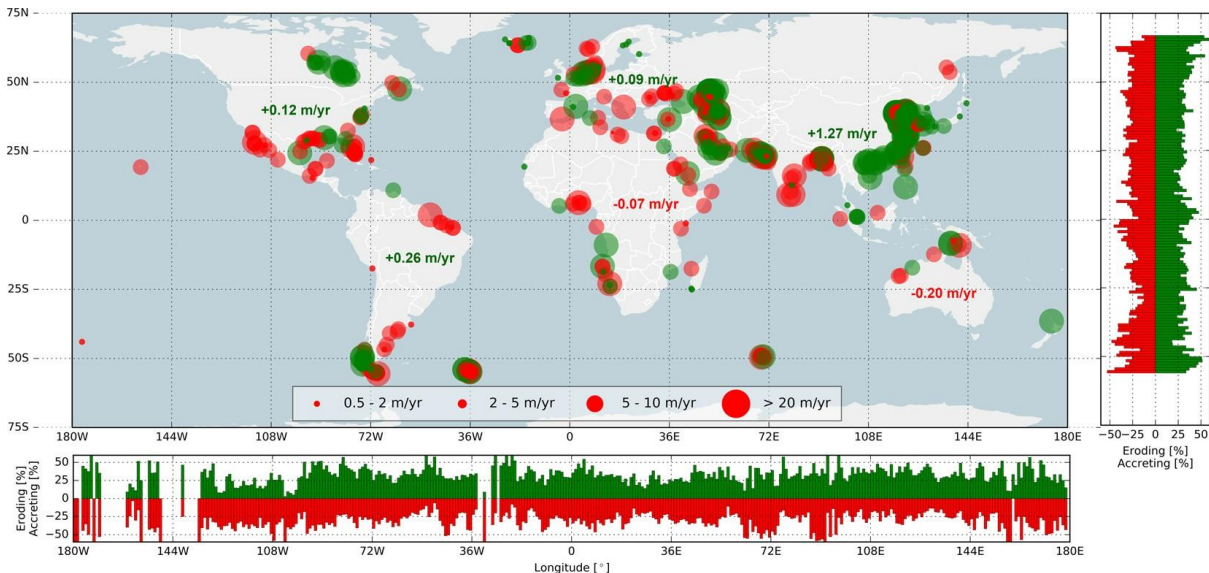


Figure I.2: Distribution quantitative des tendances évolutives du rivage sableux à l'échelle mondiale (Luijendijk et al., 2018)

I.2.2 Risque de l'érosion côtière à l'échelle nationale

À l'échelle de la côte Algérienne, Larid, (2002) a conduit une étude dont les résultats démontrent que seulement 5 % des plages étaient en phase d'engraissement, 15 % étaient plus au moins stables et 80 % connaissaient une érosion. Ainsi entre 1959 et 1993 et avec une fluctuation selon les secteurs, la côte algérienne a connu un recul moyen annuel entre 0,3 m et 10,4 m, avec une accélération depuis le début des années 80. Cette situation n'avait pas pour cause uniquement les facteurs naturels, mais surtout anthropiques ayant un grand impact sur ces zones considérées naturellement comme vulnérables. Selon le même auteur, ces facteurs sont caractérisés par les différents aménagements et infrastructures lourdes implantés au niveau de la frange côtière, menaçant ainsi l'équilibre environnemental et la dynamique naturelle.

Plus récemment, on constate un nombre très important d'études s'articulant autour du phénomène de l'érosion côtière en Algérie. Ainsi, Goumrassa et *al.*, (2021) ont conduit une étude hydrodynamique pour analyser le risque d'érosion sur le littoral extrême est de l'Algérie à El-Taref. Les résultats obtenus montrent que la côte est très exposée à l'impact des vagues, induisant ainsi une forte érosion. Kermani et *al.*, (2016) ont effectué une étude de la cinématique du trait de côte du littoral de Jijel sur une période de 54 ans (1960 -2014). Ils constatent ainsi, une tendance érosive sur la quasi-totalité du littoral étudié avec un recul du trait de côte qui varie de 0.23m à 6m. Ayadi et *al.*, (2015) ont effectué une analyse spatio-temporelle de la position du trait de côte au niveau de la baie de Béjaia, en révélant une tendance érosive atteignant -7,89 m/an. Pour la même zone d'étude, Djouder et *al.*, (2017) ont étudié la vulnérabilité côtière face au risque d'érosion, et ce, entre 1960 et 2013. Ils ont affirmé que la frange côtière étudiée présente un risque élevé à très élevé sur 19 km de son linéaire.

La baie d'Alger, quant à elle, a été le sujet d'étude de plusieurs auteurs. Mihoubi et *al.*, (2014) affirment que près de 20 % de son linéaire côtier est caractérisé par une forte vulnérabilité, à modéré sur 30 %, face au risque de l'érosion. Par ailleurs, Chaib et *al.*, (2020) affirment que près de 40% du linéaire côtier de la baie de Bous-Ismaïl est caractérisé par une forte vulnérabilité face aux risques d'érosion et submersion marine.

Plus à l'ouest du pays, les résultats de l'étude de Bougherira et *al.*, (2020) couvrant la période entre 1959 et 2018, révèlent que la côte oranaise est en état d'érosion, atteignant un recul de l'ordre

de 15,43 m au niveau de la baie d'Ain El-Turck et 12,67 m au niveau de la baie de Bousfer-Andalouses. Par ailleurs, l'étude dévoile une diminution massive du volume dunaire, avec un bilan sédimentaire déficitaire de - 28,56 millions de m³ de 1934 à 2014.

I.3 Méthode de caractérisation de l'aléa de l'érosion

À partir de la Seconde Guerre mondiale et surtout depuis l'utilisation des photographies aériennes et l'emploi généralisé des logiciels de rectification et de superposition de ces photographies, la dynamique côtière et l'évolution de la ligne de rivage sont étudiées de plus en plus finement (Gaillot et Chaverot, 2001; Robin, 2002).

Aujourd'hui, il existe différentes approches pour l'étude et l'évaluation du phénomène d'érosion. Les méthodes de mesure et d'analyse diachronique de la bathymétrie et de profils des plages sont parmi les plus anciennes. Elles permettent d'avoir une estimation quantitative et qualitative des caractéristiques de la dynamique des plages sablonneuses, et d'obtenir des résultats plus réalistes que naturels grâce aux équipements de mesure, à la technologie de l'information et l'analyse des données. Cependant, cette approche nécessite des levés topographiques et bathymétriques d'une façon continue.

En outre, l'avènement des méthodes basées sur des modèles physiques et numériques (mathématiques) a facilité la compréhension de la dynamique côtière. Les modèles physiques se concentrent sur l'analyse du champ d'écoulement et l'impact des constructions dans les zones côtières. En raison de la nature complexe des processus hydrodynamiques côtiers, les résultats des modèles physiques ont une portée spatiale et temporelle limitée. Par ailleurs, les modèles mathématiques permettent de déterminer plus précisément les paramètres importants et de compléter la compréhension de la dynamique côtière. Ces modèles simulent des processus tels que le fonctionnement hydrosédimentaire (transport sédimentaire, le niveau d'eau et le processus tidal, les courants et houles etc.). Les outils en 2D, et en 3D basés sur les modèles mathématiques dédiés à l'étude de la dynamique côtière et le processus d'érosion/accréation sont de plus en plus complets. Ils permettent une simulation plus détaillée des phénomènes sur une plus longue période.

Ces approches nécessitent des outils de traitement ainsi que des données d'entrée (trait de côte, bathymétrie, granulométrie, données océanographique et métrologique etc.), dont la qualité conditionne hautement la précision des résultats (Than, 2015).

Le trait de côte est un élément crucial dont les informations obtenues à partir de sa variabilité sont essentielles pour la gestion du risque côtier (Elnabwy et *al.*, 2020). Ainsi, le suivi et l'analyse spatio-temporelle de la position du trait de côte est parmi les approches les plus répondues pour la caractérisation du phénomène de l'érosion (Boak et Turner, 2005). Cette analyse spatio-temporelle peut être effectuée efficacement grâce à l'utilisation de données de photographies aériennes multitemps, le System d'Information Géographique (SIG) et le traitement d'images (Toure et *al.*, 2019).

I.3.1 Notion du trait de côte

L'érosion côtière est un phénomène qui s'exprime par le recul du trait de côte vers l'intérieur des terres. L'analyse de l'évolution de ce recul permet de caractériser l'aléa de l'érosion. Cette analyse requiert, avant tout, une définition et compréhension de la notion du « trait de côte ».

Le trait de côte est censé représenter une limite linéaire entre le domaine marin et terrestre, cependant cela reste problématique à raison de l'hétérogénéité des critères d'identification (géomorphologie, conditions tidales, végétation, etc.). En effet, ce n'est pas une définition théorique du trait côte, généralisable à tous les environnements qu'il convient de donner, mais une définition « fonctionnelle » de la frange côtière en fonction du type de côte et des objectifs de suivi (Mellet, et *al.*, 2012) . Dans ce cas, on parle plutôt des indicateurs de trait de côte. Ces derniers ont fait l'objet de plusieurs synthèses (Robin, 2002; Boak et Turner, 2005; Mallet et *al.*, 2012; Bonnot-Courtois et *al.*, 2013; Toure et *al.*, 2019). Boak et Turner (2005) ont recensé 19 traits de côte génériques à partir de 45 indicateurs relevés (Annexe 1), dont nous nous sommes largement inspirés. Le choix d'un bon indicateur de trait de côte doit répondre aux principales conditions de reconnaissance du trait de côte, qui sont énumérées ci-après :

i) L'indicateur doit être facilement et uniformément reconnaissable sur terrain ou sur les iconographies en noir et blanc et en couleur ;

ii) L'indicateur est linéairement continu le long de la plage ; et

iii) Les variations de sa position à travers la plage dues aux changements de niveau d'eau sont au minimum.

Ainsi, nous détaillons en ce qui suit trois types d'indicateurs les plus utilisés pour les côtes micro-tidales, à savoir, les indicateurs géomorphologiques, biologiques et hydrodynamiques.

I.3.1.1 Indicateurs géomorphologiques

Pour décrire les indicateurs géomorphologiques du trait de côte, nous nous sommes focalisés sur trois types de côtes, rocheuses, sablonneuses et artificialisées.

a. Côtes ou plages sablonneuses

Les plages par définition sont une forme d'accumulation littorale des sédiments (sable ou galets). Leur morphologie est diverse, on y distingue les plages ouvertes qui sont généralement étendues sur une grande linéaire sablonneuse et souvent associées à des dunes, ainsi que des plages qui se situent à la base des falaises ou en fond de baie.

Deux indicateurs morphologiques de trait de côte peuvent être préconisés pour les côtes micro-tidales :

- La berme de basse plage : au niveau de la plage aérienne, la berme correspond à la zone d'accumulation de sédiments liée au déferlement des vagues (Rosati et Kraus, 1997) (figure I.3).
- Le pied de dune : pour les plages bordées de cordons dunaires, le pied de dune peut être utilisé comme référence géomorphologique (figure I.3). Cet indicateur correspond au plus haut niveau atteint par la mer lors des tempêtes (Bonnot-Courtois et *al.*, 2013) , il marque la limite supérieure de la haute plage (Guillén et *al.*, 1999). Le pied de dune est un bon indicateur d'érosion, mais il est peu apte à traduire une accrétion sur le court terme, car son érosion survient brutalement en général par à-coups, surtout lors des tempêtes alors que son accrétion est un processus lent.

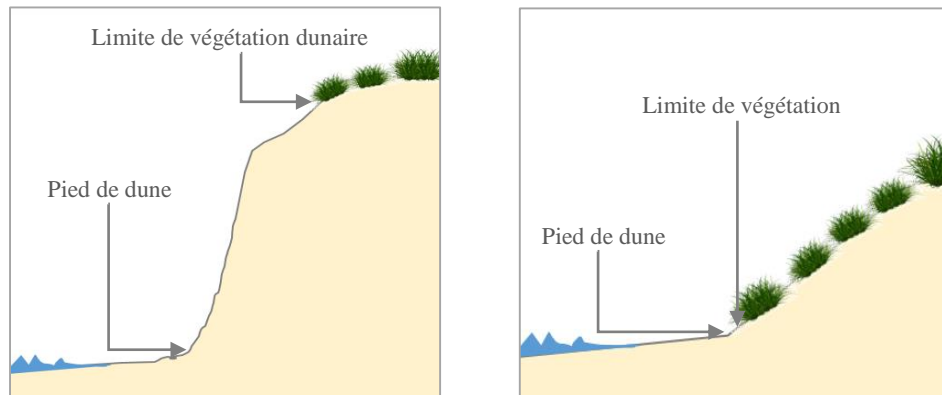


Figure I.3: Représentation schématique des indicateurs morphologiques cas d'un système dune-plage (selon Boak et Turner, 2005 ; modifiée et adaptée)

b. Côtes rocheuses à falaise

Une falaise côtière est une forme géomorphologique qui correspond à un escarpement en bordure de mer. La falaise est créée et entretenue par l'action d'érosion des vagues (c'est une forme d'érosion). Il existe trois grands types de falaises : les falaises vives, stabilisées et mortes. Elles distinguent par leur forme, structure et contextes géologiques (calcaire, granites, etc.). Leur nature lithologique conditionne leur résistance face à l'action de la mer et ainsi leur vitesse d'évolution.

Concernant les côtes à falaises deux indicateurs géomorphologiques sont utilisables, il s'agit du sommet ou le haut de falaise et le pied de falaise.

- Le sommet de falaise, est la zone qui correspond au départ des effondrements ou des matériaux meubles (Robin, 2002) au sommet ou au pied de l'éboulis (Bonnot-Courtois et *al.*, 2013) (figure I.4).

- Le pied de falaise est une alternative d'indicateur de trait de côte dans les secteurs à falaises vives, sans encoches, régulièrement battus par les vagues (Bonnot courtois et Levasseur, 2013). Si la falaise domine une plage sablonneuse, le pied de falaise représente l'ado de la plage (Robin, 2002) (figure I.4).

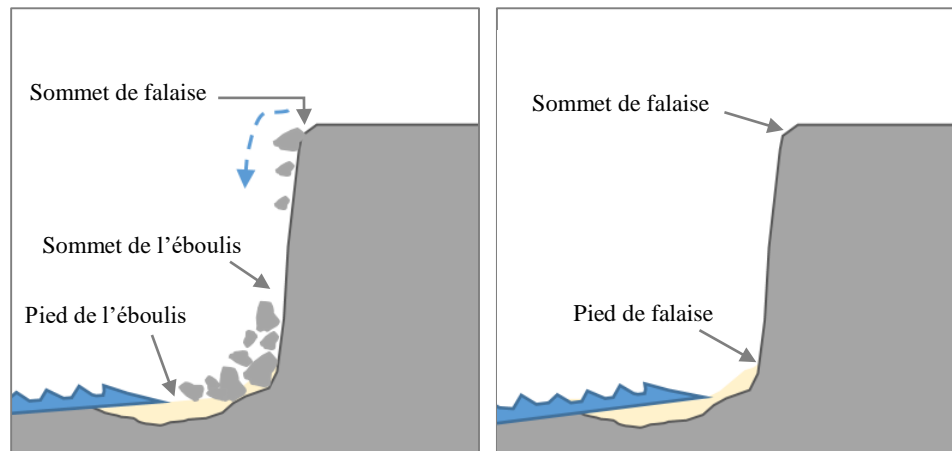


Figure I.4: Représentation schématique des indicateurs morphologiques, cas des falaises (selon Boak et Turner, 2005, modifiée et adaptée)

c. Côtes artificialisées

Sur les littoraux artificialisés, les indicateurs de trait de côte sont inaptes à montrer une quelconque cinématique (Boak et Turner, 2005) (figure I.5). Cependant pour assurer une continuité du trait de côte, condition nécessaire dans un traitement automatique, dans le cas d'interruption par une structure on préconise sa limite côté mer comme indicateurs de référence.

I.3.1.2 Indicateurs hydrodynamiques

La position de ces indicateurs est inhérente aux conditions météo-marines, on distingue trois lignes qui peuvent correspondre en réalité à un seul et même indicateur pour la côte micro-tidale :

- La ligne instantanée du jet de rive : Elle correspond à la ligne moyenne entre le maximum et la limite centrale du swash (Mihoubi, 2008 ; Sabatier, 2011). C'est une ligne fluctuante, dont la position dépend du rythme du jet de rive et de la nappe de retrait. Pour le régime micro-tidal méditerranéen, ses fluctuations sont négligeables en absence de perturbations météo-marines, et dans des conditions optimales de marée, et des vents (White et El Asmar, 1999). Des mauvaises conditions d'acquisitions impliquent des corrections pour éliminer les effets de la marée (Stafford et Langfelder, 1971)

- La limite sable sec/humide : elle correspond à la limite du sable assombri par le déferlement des vagues. Selon Dolan *et al.*, 1978, dans une côte micro-tidale et en l'absence de perturbations

météo-marines, la position de la limite sable sec/humide varie très peu entre 0,12 et 5,8 m, soit 1 – 2 m en moyenne pour une plage de granulométrie moyenne, avec une pente de 3 à 6°, et un marnage inférieur à 0,5 m

- La ligne de hautes eaux (*High Water Line*) (figure I.5) est l'indicateur le plus utilisé pour l'analyse spatio-temporelle de la position du trait de côte (Boak et Turner, 2005; Moore et *al.*, 2006). Elle correspond au niveau atteint par la dernière marée haute. Pour un régime micro-tidal, la ligne de hautes eaux correspond à la limite sable sec/humide. Plusieurs auteurs (ex. Stafford et Langfelder, 1971; Dolan, Hayden et Heywood, 1978; Boak et Turner, 2005), considère cette ligne comme un bon indicateur de l'évolution du trait de côte.

I.3.1.3 Indicateurs biologiques

Les limites de végétation se rapportent à des indicateurs biologiques-botanique comme indicateur de la position du trait de côte.

Sur les systèmes plage-dune, la limite inférieure de la végétation pionnière (Ferreira et *al.*, 2006) ou de la couverture végétale pérenne (arbustes, arbres,...) (Priest, 1999) sur le front de mer peut servir de repère (figure I.5). Ces deux types de végétation sont distingués dans le cas de côtes macro-tidales ce qui n'est pas le cas dans nos zones d'intérêt qui sont des côtes micro-tidales.

Sur les côtes à falaises, la limite inférieure de la végétation terrestre de haut de falaise peut être considérée comme indicateur biologique du trait de côte. Cependant les variations de la position de cette limite ne sont pas toujours synonymes d'érosion ou d'accrétion, car elles peuvent résulter de l'action de stabilisation artificielle de la végétation (plantations, cultures, etc.) ou destruction (piétinement, etc.). Par ailleurs, les pieds des falaises de roches dures peuvent abriter une colonisation d'algues et de lichens dont la bordure supérieure constitue une ceinture noir verdâtre (Bonnot-Courtois et *al.*, 2013)

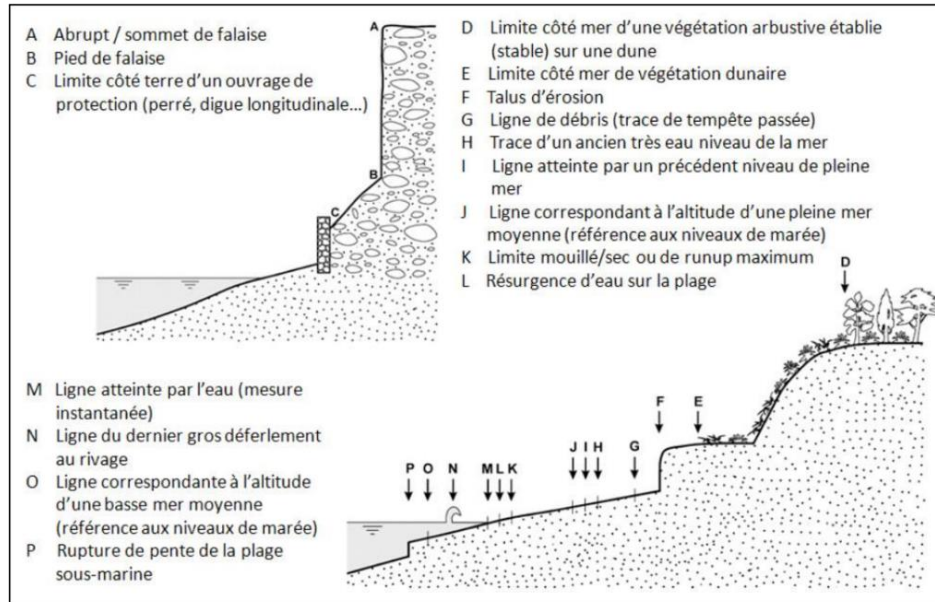


Figure I.5: Représentation schématique des indicateurs de trait de côte (Boak et Turner, 2005, adaptée et traduit)

I.3.2 Méthodes de détection de la position du trait de côte

La détection des indicateurs du trait de côte est effectuée par des approches directes sur terrain ou indirectes sur un document iconographique (photographies aériennes, images, cartes, etc.) (Boak et Turner, 2005).

I.3.2.1 Approches directes

Cette approche est basée sur des investigations sur terrain à l'aide des outils de mesures topographiques et des appareils optiques (ex. théodolites) ou électroniques utilisant le laser (ex. système Lidar) ou le positionnement par satellites (ex. DGPS). Ces investigations sont effectuées d'une façon continue et périodique (hebdomadaires, bihebdomadaires, mensuelles, semestrielles, annuelles). Bien qu'elles fournissent des données qualifiées de très précises, ces investigations sur terrain sont chronophages et demandent des outils d'un coût considérable. Pour cette raison, les études qui s'appuient uniquement sur des levés de terrain pour l'étude spatio-temporelle de l'évolution du trait de côte sur le long terme sont rares.

Dans la plupart des cas, les levés de terrain sont complétés par des données multitudes issues des approches indirectes (des documents iconographiques). Ainsi, les mesures de terrains sont limitées généralement pour des études sur le court terme Dolan et *al.*, 1978 et des sites pilotes expérimentaux pour développer des modèles reproductibles.

I.3.2.2 Approches indirectes

Les approches d'observation indirecte pour la détection du trait de côte s'appuient sur l'analyse des documents iconographiques à savoir les cartes, photographies aériennes et images. Le traitement de ces documents reposait sur des méthodes manuelles (traçage/dessin manuel du trait de côte), puis est devenu assisté par ordinateur (photo-interprétation assistée par ordinateur).

Récemment, les progrès technologiques dans le domaine du traitement numérique de l'information géographique ont largement développé l'interprétation des documents iconographiques. En effet la photo-interprétation assistée par ordinateur et devenue couplée aux outils du Système d'Information Géographique (SIG).

Ces progrès ont contribué à l'amélioration de la précision des techniques de photogrammétrie qui est devenue numérique. Après une orthorectification, les orthophotos produites permettent de numériser et comparer les positions du trait de côte dans un environnement SIG (Fletcher et *al.*, 2003). Dans un SIG, l'indicateur du trait de côte est numérisé puis superposé pour comparer sa position avec d'autres traits de côte plus anciens. Des taux de changement peuvent être calculés automatiquement grâce à des outils spéciaux comme le *Digital Shoreline Analysis System (DSAS)*. Bien que ces calculs soient effectués automatiquement, la numérisation des traits de côte multitudes (ou leur indicateur) est une technique manuelle remise en question de par la subjectivité des données qui en résulte.

I.4 La vulnérabilité des zones côtières face aux risques d'érosion

L'étude de la vulnérabilité peut illustrer le degré auquel une personne, une communauté ou un système est susceptible de subir un préjudice en raison de l'exposition à un aléa naturel. Avant d'entreprendre une évaluation, une définition du concept de la vulnérabilité est nécessaire. Notre perception s'est nourrie en particulier des travaux de d'Ercole, (1994), et repose sur des études qui

adoptent une approche interdisciplinaire et holistique notamment celles de (Coudert et Larid, 2006; Gilbert, 2009; Hellequin et *al.*, 2013; Meur-Ferec et *al.*, 2003).

Leur approche repose sur une analyse d'un système de vulnérabilité de quatre composantes interconnectées : Aléa, Enjeux, Gestion, et Représentation (ou perception) (figure I.6).

« Les aléas (1) sont des processus d'origine plus ou moins naturelle susceptibles d'endommager ou de détruire les enjeux qui leur sont exposés.

Les enjeux (2) regroupent les personnes, les biens et les activités qu'abrite un territoire exposé à l'aléa. Ces deux composantes permettent de définir le risque, mais sont insuffisantes pour évaluer la vulnérabilité.

La gestion (3) du risque regroupe les politiques publiques de protection, de prévention, de gestion de crise et leur application par les acteurs de la gouvernance sur le terrain.

Les représentations (4) rendent compte de la relation au risque des populations présentes sur le territoire concerné (sensibilité au risque, relation au lieu, préférences d'adaptation, compréhension et acceptabilité des politiques de gestion, etc.)... » (Meur-Ferec et *al.*, 2020)

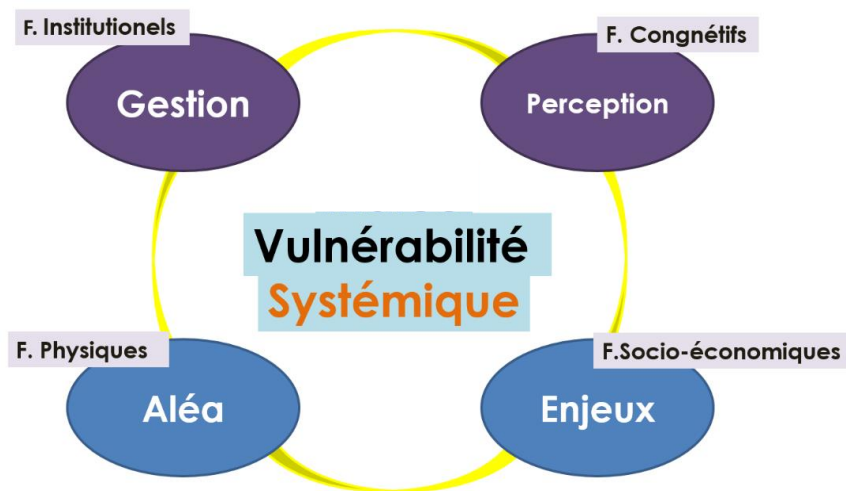


Figure I.6: Système de vulnérabilité côtier

Ainsi, la composante "aléa" est représentée par les facteurs de vulnérabilité physique relatifs au forçage marin (les hauteurs des vagues, le niveau moyen de la mer, et la marée) et aux caractéristiques naturelles des milieux côtiers (l'évolution du trait de côte, la géomorphologie littorale, la lithologie), pouvant rendre (ou non) une côte plus exposée et fragile. Dans notre cas d'étude, ces facteurs caractérisent l'aléa de l'érosion.

En outre, la composante "enjeux" est représentée par les facteurs de vulnérabilité socio-économiques qui correspondent aux biens et activités humaines (agglomération, réseau routier, chemin de fer, activités agricoles). Ce sont des facteurs qui peuvent être exposés à un aléa récurrent.

Par ailleurs, la composante "gestion" réunit les facteurs de la vulnérabilité institutionnelle qui est un type de facteur à part entière. Il regroupe les politiques mises en œuvre pour la préservation, la prévention, l'adaptation et la gestion de crise ainsi que leur application par la gouvernance territoriale (Meur-Ferec et *al.*, 2020). En fin, la composante "perception" regroupe les facteurs cognitifs (niveau de la conscience collective) de la population et la représentation du risque au sein de la société.

I.4.1. Méthodes d'évaluation de la vulnérabilité côtière

La démarche de l'évaluation de la vulnérabilité côtière nécessite des méthodes et des outils d'évaluation performants qui pourraient simplifier la complexité des facteurs, interagissant entre elles, pour aboutir à une forme plus facilement compréhensible. Cette complexité réside dans l'hétérogénéité de types et des dimensions des facteurs. Dans ce contexte, le sous-groupe sur la gestion des zones côtières (CZMS) du GIEC avait déjà tenté de mettre au point une méthodologie commune, opérationnelle et compréhensible pour évaluer la vulnérabilité de diverses nations côtières (IPCC-CZMS, 1992). En revanche, les données nécessaires pour évaluer un ou plusieurs facteurs à l'aide de cette méthodologie ne sont pas facilement disponibles (Klein et *al.*, 1999), particulièrement pour les pays en développement à l'instar de l'Algérie qui manquent déjà de données historiques (Awange et *al.*, 2018).

Par ailleurs, des indices ont été développés comme méthodes rapides et cohérentes pour évaluer la vulnérabilité. Les plus simples d'entre eux sont des évaluations de la vulnérabilité physique de la côte (Gornitz et *al.*, 2001), tandis que les plus complexes examinent également les aspects de la vulnérabilité économique et sociale (Ramieri et *al.*, 2011) (McLaughlin et Cooper, 2011)

L'Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC) est un des outils d'évaluation qui combine la susceptibilité du système côtier au changement avec sa capacité naturelle à s'adapter aux conditions environnementales, ce qui donne une dimension quantitative de la vulnérabilité du

système côtier (Abuodha et Woodroffe, 2006). Cet indice est basé sur un système d'échelle relatif à chaque facteur de vulnérabilité (la géomorphologie, la pente côtière, l'élévation relative du niveau de la mer, l'érosion/accrétion du trait de côte, l'amplitude moyenne des marées et la hauteur moyenne des vagues, l'érosion/accentuation du littoral, l'amplitude moyenne des marées et la hauteur moyenne des vagues).

Une première tentative de développement d'un indice de vulnérabilité des côtes face aux changements climatiques, en prenant en compte les inondations et les crues et la susceptibilité à l'érosion, a été effectuée par Gornitz et Kanciruk, 1989. Il a été suggéré par Gornitz, (1991) que cet indice pourrait être appliqué dans un contexte mondial et pourrait être amélioré. En effet, bien d'autres indices de vulnérabilité ont été développés qui permettent de relier les données environnementales, sociales et économiques de la zone côtière.

Dans une optique de création d'un indice de vulnérabilité dans son approche de système, bien des chercheurs se sont attelés à la tâche (Balica et *al.*, 2012; Birkmann et Welle, 2015). C'est un objectif complexe et un effort commun auquel nous avons voulu contribuer. En effet, nous avons tenté d'illustrer, un outil de calcul d'indice de vulnérabilité face au risque d'érosion. Cet outil regroupe des composantes sous forme de type de facteurs de vulnérabilité, à savoir physique, socioéconomique et institutionnel.

Cependant, les difficultés rencontrées lors du calcul d'un tel indice sont relatives à la disponibilité de la donnée et sa qualité, ceci reste un obstacle face à la reproductibilité et l'opérationnalité des méthodes qui devraient être prioritairement développées.

Peu importe l'outil d'évaluation, une définition claire du système de vulnérabilité est nécessaire. Dans ce manuscrit, une approche qui rejette la séparation aléas-vulnérabilité (Gilbert, 2009; Hellequin et *al.*, 2013) et repose sur l'analyse des enjeux et la caractérisation de l'aléa est appréhendée.

I.5 Conclusion

À la lumière de cet état de l'art, il est évident de dire que l'érosion côtière est devenue un phénomène à risque à l'échelle mondiale. L'évaluation de l'ampleur de ce risque passe par une étape de caractérisation de l'aléa de l'érosion. Plusieurs méthodes de caractérisation sont possibles. Le suivi de l'évolution de la cinématique du trait de côte est une des méthodes les plus pratiques couramment utilisées.

En dépit des nombreux travaux sur sa cinématique, on est encore loin d'un consensus sur une définition du trait de côte, d'où l'utilisation de la notion d'indicateurs. En outre, malgré les progrès technologiques réalisés en matière d'outils de levés de terrain, d'acquisition et de traitement de l'information, ces indicateurs restent difficilement et délicatement détectés. En fonction de la côte étudiée, la disponibilité des données et techniques maîtrisées, il est nécessaire de choisir un indicateur plus ou moins objectif et de développer des méthodes d'extractions qui assurent une précision optimale et réduisent la subjectivité des méthodes manuelles.

Par ailleurs, la caractérisation de l'aléa permet d'envisager une évaluation de la vulnérabilité côtière. Cette dernière devrait être appréhendée dans une approche systémique, un objectif difficilement atteignable dans un contexte d'indisponibilité de données. Ainsi, nous considérons qu'il est strictement nécessaire d'adopter une approche rejetant la séparation aléas-vulnérabilité, qui, en plus de l'aspect physique de la caractérisation de l'aléa, intègre l'analyse de l'aspect socio-économique des enjeux susceptibles d'être exposés au risque.

Chapitre II

La télédétection et l'observation de la dynamique côtières

Introduction

Grâce à diverses plates-formes de télédétection, que l'on appelle collectivement les satellites d'Observation de la Terre (OT), il est possible d'obtenir des informations sur de nombreux paramètres physiques naturels et socio-économiques. Les propriétés spectrales des images issues de ces satellites peuvent être utilisées pour extraire plusieurs caractéristiques du relief terrestre côtier. Parmi ces caractéristiques on retrouve la détection du type d'occupation du sol et le couvert terrestre au niveau de la frange côtière, ainsi que d'autres informations critiques, à savoir, le trait de côte qui est un facteur clé pour le suivi de la dynamique côtière.

L'objectif de ce chapitre est de simuler les progrès dans le domaine de la télédétection liés à la surveillance des zones côtières. Il s'agit d'un état de l'art sur les domaines d'applications ainsi que les approches et techniques du traitement des données issues de la télédétection pour l'extraction des informations sur les zones côtières. Un aperçu sur les images satellitaires, largement utilisées, sera établi tant pour les images de libre accès (Landsat, Sentinel) que pour les images propriétaires (Pléiades).

II.1 La télédétection : notion et définition

Plusieurs définitions de la télédétection ont été retrouvées dans la littérature (Annexe 2). Elles s'accordent toutes sur le fait que la télédétection est la science qui permet d'obtenir des informations (sur les surfaces terrestres et aquatiques de la Terre) sans être physiquement en contact avec elles. Ainsi, la télédétection repose sur une acquisition d'images depuis une perspective aérienne, en utilisant le rayonnement électromagnétique dans une ou plusieurs régions du spectre électromagnétique, réfléchi ou émis par la surface de la Terre.

Cette définition permet d'exprimer de manière concise le champ d'application du présent travail. Elle n'est cependant pas universellement applicable, et n'a pas vocation à l'être, car elle peut omettre de nombreux sujets intéressants (la télédétection météorologique ou extraterrestre), qui sont les connaissances nécessaires à la poursuite de sujets qui ne peuvent être couverts ici.

II.2 Télédétection d'observation de la terre/des zones côtières

La télédétection des zones côtières fait partie de celle de l'Observation de la Terre (OT), dont l'histoire a commencé dans les années 1840 à l'époque des explorations géographiques, lorsque des photos ont été prises à partir d'appareils photo fixés à des ballons captifs dans le but de dresser des cartes topographiques (Corte et Warren, 1975). Cent ans plus tard, l'observation de la terre a fait son premier progrès en développant des satellites. Au départ, beaucoup de ces plateformes satellitaires, qui étaient dédiées aux missions militaires, sont venues assister les progrès de la recherche scientifique, à l'instar du programme Landsat lancé en 1972 comme premier grand système de caméra de surveillance de la terre depuis le ciel.

Les perspectives spatiales visent actuellement à atteindre des objectifs d'une communauté mondialisée en fournissant des ressources de données communes et une infrastructure de perspective qui peuvent être utilisées pour prendre diverses décisions critiques (Kansakar et Hossain, 2016) d'intérêt régional et global.

Compte tenu du nombre croissant d'études montrant que les changements climatiques redéfiniront radicalement l'état physique des littoraux, il était crucial d'accroître les efforts de surveillance d'une frange terrestre assez sensible qui est la zone côtière. L'un des examens les plus utiles de la télédétection de la zone côtière est celui de (Cracknell, 1999), qui a passé en revue l'état de l'utilisation de la télédétection dans ces zones en qualifiant la fin du 20^e siècle de période de

grands progrès. Dès lors, d'autres revues concernant la valeur de la télédétection dans l'environnement côtier ont été publiées (Malthus et Mumby, 2003; Klemas, 2013). Ces travaux ont démontré que les progrès qu'a connus la télédétection des zones côtières sont liés à la disponibilité de nouveaux capteurs plus adéquats, ainsi qu'aux améliorations des algorithmes de classification.

De nombreux auteurs ont souligné les défis associés à la télédétection de l'environnement côtier et plusieurs publications ont été consacrées à des méthodologies innovantes pour couvrir un large éventail de thématique, y compris la topographie côtière (Almeida *et al.*, 2020; Bañón *et al.*, 2019; O'Dea *et al.*, 2019), la bathymétrie et l'hydrodynamique du littoral (Andriolo, 2019; Thuan *et al.*, 2019), l'écosystème marin (Su et Huang, 2019; Valentini et Balouin, 2020) et la couverture terrestre (Niculescu *et al.*, 2018). Par ailleurs, diverses techniques de télédétection ont été appliquées, allant des techniques acoustiques de subsurface (Foster-Smith et Sotheran, 2003), jusqu'au traitement des données des capteurs radars à ouverture synthétique (SAR) (Niculescu *et al.*, 2018) et des capteurs optiques (Li et Pang, 2020).

Les applications de valeur qui restent encore peu étudiées comprennent les améliorations à tirer de la combinaison des approches de télédétection, des techniques de détection des changements, et des approches basées sur la connaissance pour améliorer la classification (Malthus et Mumby, 2003). Bien que les données de la télédétection soient actuellement largement utilisées, leur utilisation n'est pas encore un outil intégré pour la gestion des côtes à cause du manque de précision. Par conséquent, le principal défi consiste à mettre en œuvre des techniques de télédétection plus pertinentes en tant qu'outil de routine pour évaluer les changements dans les zones côtières (Teodoro, 2016).

II.2.1 Télédétection active: images radar

Les capteurs actifs (Radar, Lidar) émettent le rayonnement en direction de la surface terrestre et le rayonnement est rétrodiffusé dans les longueurs d'onde du domaine des hyperfréquences (Gardiol, 1987). La figure II.1 résume la technologie de l'imagerie radar, en décrivant les composants essentiels du système.

Le radar mesure l'énergie de l'impulsion qui est réfléchi. Elle est exprimée en rétrodiffusion radar (σ^0). La détection se fait en mesurant le délai entre l'émission d'une impulsion et la réception de «l'écho» rétrodiffusé des objets. La mesure de rétrodiffusion est exprimée par l'équation radar.

Cette équation décrit la relation entre la puissance (P_r) de l'onde électromagnétique reçues (\vec{E}^r) et la puissance émise (P_e) pour une seule cible sous la forme de l'onde émise (\vec{E}^e) et peut s'écrire :

$$P_r = P_e \frac{G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (\text{II.1})$$

Avec:

- G : Le gain de l'antenne reçue
- λ : la Longueur d'onde
- R : la distance entre le cible et radar
- σ : la Surface Équivalente Radar,

La télédétection radar présente l'avantage de s'affranchir aux contraintes de couverture nuageuse : les ondes émises par les satellites traversant les nuages et peuvent acquérir des images de jour comme de nuit.

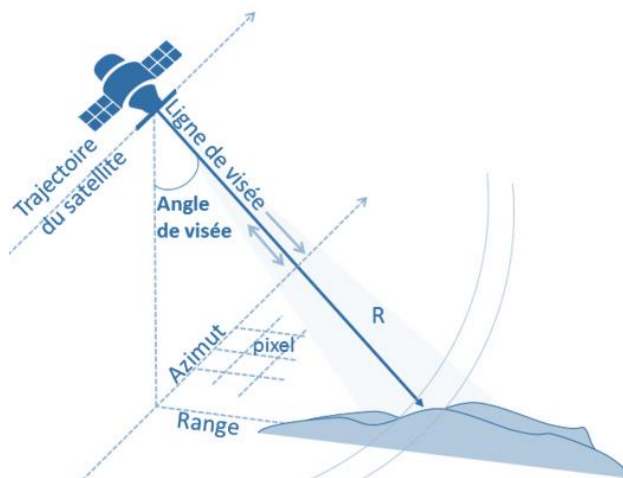


Figure II.1: Schématisation du système RADAR (Lam. 2021)

L'imagerie spatiale radar et SAR (RADAR A ouverture Synthétique) est devenue une option pour la surveillance des zones côtières (She et *al.*, 2017). Le SAR assure des observations tout au long de la journée avec une résolution spatiale modérée à fine et un temps de revisite rapide, ce qui s'est avéré approprié pour la cartographie précise et fréquente de la classification des côtes (Alberga, 2007; Buono et *al.*, 2014). En revanche, il est connu que l'exploitation des images radar pour l'OT est moins intuitive, car les images ressemblent bien moins à une photo interprétable que les images optiques, de ce fait leur traitement nécessite une bonne expertise.

II.2.2 Télédétection passive : images optiques

Les capteurs de type passif fonctionnent dans la région optique du spectre électromagnétique, qui est défini comme le rayonnement dont la longueur d'onde est comprise entre 400 et 15 000 nm (figure II.2). Cette gamme comprend les régions spectrales du visible (400-700 nm), du proche infrarouge (NIR, 700-1100 nm), de l'infrarouge court (SWIR, 1100-2500 nm), de l'infrarouge à ondes moyennes (MWIR, 2500-7500 nm) et de l'infrarouge à ondes longues (LWIR, 7500-15000 nm) (Kerekes, 2009).

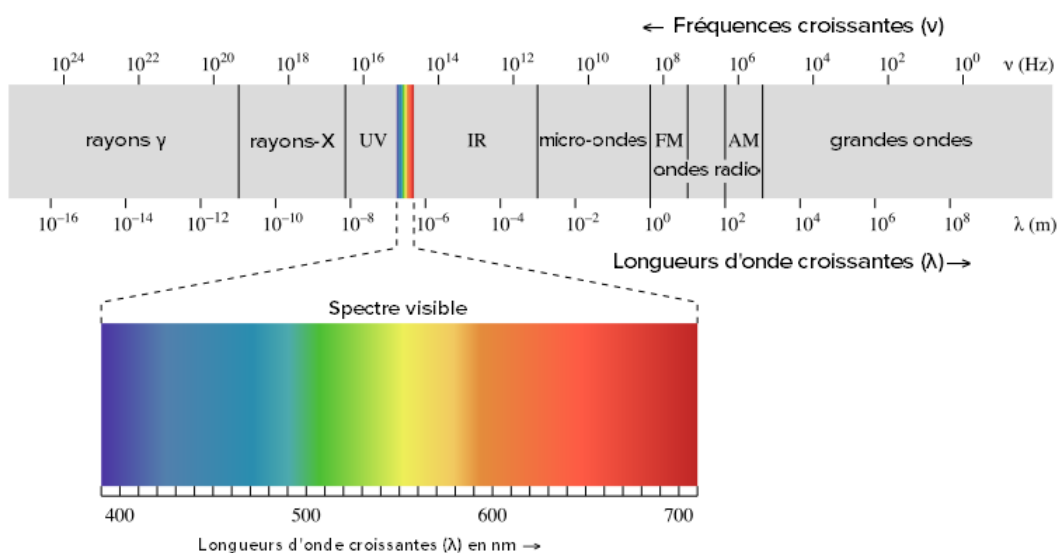


Figure II.2 : Description d'un spectre électromagnétique. Image issue de : UC Davis Chemwiki.

Le spectre est généralement représenté sous forme de réflectance ou de radiance en fonction de la longueur d'onde. Différents composants de l'eau réfléchissent et absorbent différemment à différentes longueurs d'onde. Par ailleurs, les minéraux et types des roches/sol peuvent avoir des caractéristiques spectrales spécifiques, telles que des caractéristiques d'absorption, qui sont générées par des processus électroniques ou moléculaires (Clark, 1999). Ainsi, ces objets (eau, sol, végétation, etc.) peuvent être différenciés par leurs signatures de réflectance spectrale dans les images. En effet, les capteurs d'imagerie optique sont une technologie cruciale dans le domaine de la télédétection côtière (Marghany, 2016)

Les systèmes de télédétection optique sont classés en différents types, en fonction du nombre de bandes spectrales utilisées dans le processus d'imagerie :

- Système d'imagerie panchromatique : le capteur est un détecteur monocanal d'image en noir et blanc sensible au rayonnement dans une large gamme de longueurs d'onde. Les images panchromatiques, bien qu'elles soient moins riches en matière de résolution spectrale, offrent une bonne résolution spatiale.

- Système d'imagerie multispectral : le capteur est un détecteur multicanal avec des bandes d'information numérique (bandes spectrales) (figure II.3). La représentation par combinaison de ces bandes en utilisant les trois couleurs primaires (rouge, vert, bleu) permet d'obtenir des images en couleurs ou une image multicouche qui contient la luminosité et les informations spectrales des cibles.

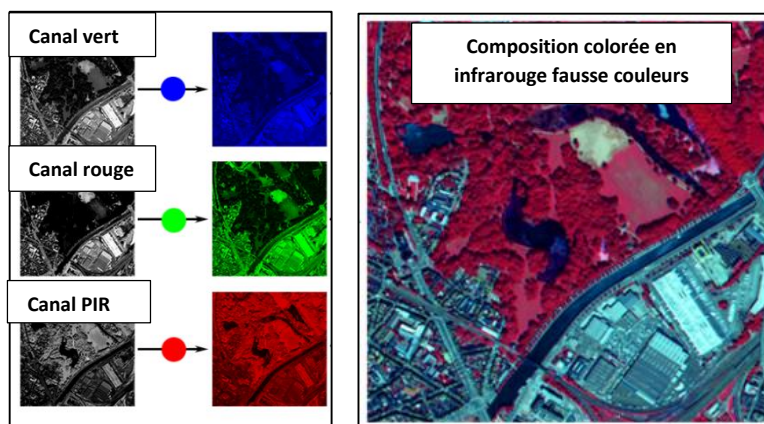


Figure II.3: Représentation de combinaison des bandes rouge, vert, bleu pour les images multispectrales.

- L'imagerie hyperspectrale : ce sont des images avec une centaine ou plus de bandes spectrales contiguës. Les données hyperspectrales fournissent donc une information plus détaillée des propriétés spectrales. Elles ont un grand potentiel dans les applications de gestion des côtes. Toutefois, ce sont des missions spéciales et coûteuses, avec une quantité d'information à sauvegarder et traiter nécessitant de grandes capacités de calcul.

II.3 Choix de données pour la télédétection des zones côtières

En plus du critère rédhibitoire principal, qui est la disponibilité des données, le choix du capteur dépend des applications requises et les différents types de résolution, spatiale, spectrale, radiométrique et temporelle, appropriée.

Le tableau II.1 présente une liste de capteurs satellites dont les images ont été largement utilisées au cours de la dernière décennie pour l'évaluation de l'environnement des zones côtières. Certaines images peuvent être téléchargées gratuitement (Sentinel, Landsat), tandis que d'autres sont payantes ou accordées par des organisations nationales/internationales à des fins de recherche (Pléiades, SPOT). Le *MODerate resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) a marqué des progrès significatifs dans l'étude des eaux côtières et intérieures (Goncalves et al., 2012). Par ailleurs, les instruments Landsat (TM et ETM+), le Système français pour l'observation de la Terre (SPOT) et Terra/ASTER sont des sources de données traditionnellement utilisées pour l'étude de la couverture du sol du système côtier (Davranche et al., 2010). En outre, la disponibilité de données satellitaires à haute résolution spatiale et spectrale a considérablement amélioré la capacité de cartographie des écosystèmes côtiers. L'imagerie à haute résolution obtenue à partir de satellites tels que IKONOS-2, Quick Bird-2, et Orbview-3 peut être utilisée à différentes fins concernant les applications côtières.

Tableau II.1: Liste de capteurs satellites largement utilisés pour le suivi de l'environnement des zones côtières.

Capteur	Domaine spectral (nm)	N. de Bandes	Résolution spatiale	Résolution temporelle
Landsat ETM+	450-900	4 VNIR	30 m	16 jours
	1550-2350	2 SWIR	30 m	
	10410-12500	1 TIR	60 m	
	520-900	1 PAN	15 m	
Spot 5	500-890	3 VNIR	10 m	26 jours
	1580-1750	1 SWIR	20 m	
	510-730	1 PAN	5 m	

Aster	520-860	3 VNIR	15 m	16 jours
	1600-2430	6SWIR	30 m	
	8125-11650	5TIR	90 m	
IKONOS-2	455-850	4 VNIR	4 m	1-3 jours
	760-850	1 PAN	1 m	
Quick Bird	430-918	4 VNIR	2,44 m	<3 jours
	405-1053	1 PAN	0,61 m	
Orbview-3	450-900	4 VNIR	4 m	<3 jours
	450-900	1 PAN	1 m	
Sentinel-2	420-2370	VNIR-SWIR	10,20,60 m	<3 jours
WorldView-2	400-1040	8 VNIR	1,85 m	1.1-2.7 jours
	450-800	1 PAN	0,46 m	
Pléiades 1A/1B	430-950	4 VNIR	2,0 m	1 jour
	480-830	1 PAN	0,5 m	
MODIS	620-14385	16 VNIR 4 SWIR 16 TIR	250 m-1 km	1 jour

Dans ce qui suit, nous tenons à détailler les propriétés et les caractéristiques des capteurs les plus pertinemment utilisées pour la surveillance des zones côtières:

II.3.1 Landsat

Parmi les divers programmes d'observation de la terre, les missions Landsat (connues au début sous l'acronyme ERTS-1 (*Earth Resources Technology Satellite*), de l'agence spatiale américaine (NASA) (plus tard sous la responsabilité de *National Oceanic et Atmospheric Administration*-NOAA) sont les plus réputées.

Entre 1972 et 2013, huit satellites Landsat ont été lancés, permettant de capturer plusieurs millions d'images. L'archive de ces données est donc fournie par le Service géologique des États-Unis. Ces données historiques sont une exigence fondamentale pour la surveillance de l'environnement afin de prévenir les impacts environnementaux néfastes (Manandhar *et al.*, 2009). Depuis le lancement du Landsat 4, le capteur Thematic Mapper (TM) a apporté plusieurs

améliorations (une meilleure résolution spatiale et radiométrique), avec sept bandes spectrales plus étroites d'une résolution spatiale de 60 à 30 m.

Pour la cartographie de la couverture terrestre côtière, l'imagerie Landsat est particulièrement avantageuse en raison de sa cohérence spatio-temporelle et de sa fiabilité grâce aux données recueillies au cours des quatre dernières décennies. Parce qu'elle est disponible gratuitement et facilement accessible, elle est particulièrement privilégiée dans les pays en développement (Ruelland et *al.*, 2008). Cependant, lors de l'utilisation d'images Landsat, des corrections d'image peuvent être nécessaires pour interpréter les données avec précision, car il peut y avoir des problèmes de résolution et de qualité d'image. Les conditions atmosphériques comme la brume et la couverture nuageuse pendant l'acquisition des images peuvent compromettre la qualité des données. En l'absence de telles corrections, il est important d'étayer les données d'imagerie par des observations sur le terrain et d'autres ressources pour une meilleure précision.

II.3.2 Images Sentinel-2

Les missions Sentinel par l'Agence Spatiale Européenne (ESA), dans le cadre du programme Copernicus, embarquent une gamme importante de technologies, telles que des instruments radar et d'imagerie multispectrale. En effet, la mission Sentinel-1 embarque une technologie radar en orbite polaire. Sentinel-2 est une mission d'imagerie multispectrale en orbite polaire pour la surveillance des terres. Sentinel-3 est une mission multi-instruments qui soutient les systèmes de prévision océanique, ainsi que la surveillance de l'environnement et du climat. Il existe d'autres missions à divers objectifs opérationnels comme le Sentinel-4, 5 et 6 qui sont une charge consacrée à la surveillance de l'atmosphère.

Les données de haute résolution spatiale (10 m) issues du satellite Sentinel-2 sont les plus utilisées pour la cartographie des zones côtières. La mission comprend une constellation de deux satellites en orbite polaire avec un temps de revisite élevé (10 jours à l'équateur avec un satellite, et 5 jours avec 2 satellites dans des conditions sans nuages, ce qui donne 2 à 3 jours aux latitudes moyennes) permettront de surveiller les changements à la surface de la Terre. Dans peu de temps, l'évaluation aux données Sentinel-2 a amélioré les programmes de surveillance de l'environnement côtier. La conception de la mission Sentinel-2 vise à mettre en place un système opérationnel d'observation multispectrale de la Terre qui complète les satellites Landsat et SPOT et améliore la

disponibilité des données pour les utilisateurs. De plus informations sur Sentinel-2 sont disponibles dans l'étude de (Drusch et *al.*, 2012).

II.3.3 Images Pléiades

Pléiades est une constellation de deux satellites (Pléiades 1A) et (Pléiades 1 B) du CNES (Centre National d'Étude Spatiales français), représentant un engagement à long terme pour l'introduction de technologies avancées dans les capacités d'OT en un temps record, avec une revisite quotidienne. À partir du premier lancement en 2009, ce programme suivra les services de la série de satellites du programme SPOT (figure II.4) afin de fourniture des produits dits "de niveau 2", composés d'une image panchromatique (0,7 m) et d'une image multispectrale (2,8 m), fusionnée orthorectifiée sur un Modèle Numérique de Terrain (MNT) d'une grande précision de localisation des images.

Les images Pléiades ont une très haute résolution spatiale de 0,5m x 0,5m, avec 4 domaines de bandes spectrales, à savoir, du visible Bleu : 430 - 550 nm, Vert : 500 - 620 nm, Rouge : 590 - 710 nm, et du proche infrarouge : 740 - 940 nm. La constellation assure une couverture mondiale et accessibilité à l'observation quotidienne de n'importe quel point de la Terre.



Figure II.4: Constellation formée par les satellites Spot/Pléiades (ESA, 2019)

Les satellites Pléiades 1A/1B ont été conçus avec une option de tâche urgente, et les images peuvent être demandées moins de six heures avant leur acquisition. Cette fonctionnalité s'avérera précieuse dans les situations où la collecte rapide de nouvelles données d'image est cruciale, comme la surveillance des inondations et submersions marines. Ce capteur est comparable aux autres capteurs à haute résolution (par exemple, GeoEye-1, Orbview-3).

II.4 Applications aux études du risque côtier

La télédétection permet de récupérer quantitativement plusieurs paramètres utiles pour l'étude du risque et de la vulnérabilité côtière, de manière rentable à des échelles et des résolutions appropriées. Principalement, les études de vulnérabilité s'intéressent aux composantes socio-économiques et physiques et à certains paramètres communs qui sont le taux de changement du trait de côte, le changement du niveau de la mer, l'occupation et couverture des sols et la géomorphologie.

La carte d'occupation et de couverture des sols générée à partir des images satellitaires est un outil puissant pour comprendre les causes et les effets du changement climatique sur, la biodiversité, la population et l'urbanisation. En mettant en évidence les enjeux socio-économiques, ces cartes peuvent présenter des données visuelles de manière efficace et aider à mobiliser les décideurs et la population vers une utilisation plus durable des ressources.

La classification de l'occupation et de couverture des sols dans les régions côtières a fait l'objet de plusieurs travaux. Le taux de l'urbanisation au niveau des villes côtières a été largement analysé via le traitement d'images, dont les résultats ont servi pour calculer des indices de sensibilité (ex. Rabehi *et al.*, 2018). Ainsi il a été démontré que les méthodes de télédétection peuvent fournir des renseignements incontournables sur le taux d'urbanisation et sur les enjeux socio-économiques qui peuvent être exposés à un risque récurrent.

Par ailleurs, la détection de la couverture du sol permet une classification morphologique des côtes, un paramètre de vulnérabilité côtière, dont l'acquisition des caractéristiques était principalement basée sur des données in situ. Cependant, un tel paramètre n'est généralement pas facilement étudié pour plusieurs zones côtières par des méthodes traditionnelles (in situ). La télédétection optique est un outil très puissant pour l'identification et la classification des morphologies de côtes (Teodoro, 2015).

II.5 La télédétection et la détection du trait de côte

Le phénomène de l'érosion s'exprime physiquement par le recul du trait de côte. En raison de sa nature dynamique, on utilise la notion d'indicateur de trait de côte qui est un substitut pour représenter la "vraie" position du trait de côte (voir Chapitre I – Titre I. 3.1)

Plusieurs études ont examiné le potentiel des images satellites pour étudier l'évolution du trait de côte. Pour cela, l'imagerie spatiale SAR (radar à ouverture synthétique) a été largement utilisée (Gens, 2010). Des auteurs (Baghdadi *et al.*, 2004; Modava et Akbarizadeh, 2017; She *et al.*, 2017) ont utilisé avec succès ces images pour la détection et l'extraction du trait de côte. Cependant, cela nécessite souvent une correction rigoureuse du terrain, un géocodage, ainsi qu'une correction et un équilibrage radiométrique (Liu et Jezek, 2004). D'autres sources de données ont été employées pour détecter la position des côtes, notamment les systèmes LiDAR (*Light Detection et Ranging*) (Liu *et al.*, 2007; Yang *et al.*, 2013), qui fournissent une bonne délimitation, bien qu'un post-traitement manuel soit toujours nécessaire pour éliminer les traits de côtes erronés et affiner sa position réelle (Gens, 2010).

En outre, il a été démontré que l'imagerie optique offre des approches plus pratiques pour détecter la position des traits de côte à différentes échelles spatiales et temporelles (Almonacid-Caballer *et al.*, 2016; Hegde et Akshaya, 2015). Le capteur multispectral spatial Landsat est le plus utilisé pour la cartographie du trait de côte (Cardoso *et al.*, 2014). Cependant, en raison de sa faible résolution spatiale (30 m), il est généralement inadéquat pour la cartographie à petite échelle (Ghioca-Robrecht *et al.*, 2008). L'imagerie multispectrale à des résolutions de 10 m et 20 m, telle que Sentinel et SPOT, fournit des informations de meilleure qualité, mais reste insuffisante. Avec le développement des capteurs multispectraux à Très Haute Résolution (THR), on affirme que la cartographie détaillée de l'environnement côtier est devenue possible (Toure *et al.*, 2019).

Bien que la pertinence des résultats du traitement soit directement liée à la résolution et le type des capteurs, le développement des techniques de détection précise de la position du trait de côte est incontournable. Une des techniques les plus courantes pour la détection du trait de côte était (et est toujours dans certains cas) l'interprétation visuelle relative à sa numérisation manuelle. Cependant, cette approche est hautement subjective et il n'est pas possible d'accéder à un indicateur de précision. L'alternative est d'utiliser des techniques de traitement d'images plus automatique, comme les algorithmes de classification supervisée et non supervisée. Ces techniques (semi)

automatiques sont nécessaires pour mettre à jour et extraire le trait de côte et rendre la cartographie de la couverture terrestre côtière plus pertinente; ceci pourrait éliminer la forte subjectivité de l'interprétation visuelle largement utilisée. Gens, R., (2010) et Toure, et *al.*, (2019) ont passé en revue les approches de traitement d'images appliquées pour la détection des traits de côte. Selon ces auteurs, plusieurs techniques ont été développées pour extraire cet indicateur à partir des images de télédétection de manière plus automatisée.

Pour la détection du relief côtier, plusieurs approches de traitement d'image ont été appliquées, notamment la segmentation d'images à l'aide d'un simple seuillage, et des techniques de classification. Les classifications d'images peuvent être traitées en utilisant des approches basées sur les pixels qui ont été largement adoptées pour l'extraction du trait de côte. Cependant, avec l'avènement de l'imagerie de THR, un traitement plus complexe est nécessaire, ce qui a conduit à l'élaboration d'une nouvelle approche qui se concentre sur la notion de « l'objet » d'image.

Récemment, plusieurs algorithmes de *Machine* et *Deep Learning*, comme *Support Vector Machine*, les réseaux neuronaux et *Random Forest*, ont été adoptés avec succès pour les applications de télédétection (Niculescu et *al.*, 2018). Ce processus traduit la cognition humaine à l'intelligence de la machine d'une manière plus sophistiquée (Gibril et *al.*, 2018) (voir Chapitre 3-Titre 2). Toutefois, l'efficacité de ces méthodes pour la détection du trait de côte n'a pas été pertinemment étudiée (Toure et *al.*, 2019).

Certaines publications, qui ont utilisé ces approches, se contentent de présenter les résultats sans fournir suffisamment de détails sur les méthodes utilisées (Toure et *al.*, 2019) ou ne tentent pas de valider le trait de côte extrait en utilisant des données de référence (Dada et *al.*, 2016; Hegde et Akshaya, 2015) alors qu'un ensemble de données de vérification (de référence) est essentiel pour comprendre et valider la performance de tout produit de télédétection (Lillesand et *al.*, 2004).

Par ailleurs, la majorité des études sur les traits de côte qui ont tenté de valider leurs résultats ont utilisé des photographies aériennes comme données de référence (Almonacid-Caballer et *al.*, 2016). Hors, Boak et *al.* (2005) affirment que cette méthode de validation est basée sur des hypothèses substantielles et erronées. Étant donné que les photographies aériennes utilisées comme données de validation ne sont pas recueillies le même jour que la scène satellite, les positions réelles des deux traits de côte (extrait et de référence) ne sont pas identiques.

L'extraction précise du trait de côte est l'un des paramètres les plus importants pour estimer les taux d'érosion, et reste un défi. Il faudra prendre en compte la disponibilité récente des nouveaux capteurs en conjonction avec des algorithmes de classification et de segmentation plus efficaces (Marghany, 2016). En effet, ces perspectives d'état de l'art ont été considérées comme objectifs spécifiques de cette thèse.

II.6 Conclusion

L'analyse des données satellitaires était autrefois réservée aux chercheurs. Aujourd'hui, la disponibilité et surtout l'accessibilité accrues aux données satellitaires, combinées à de puissants outils analytiques de libre accès (open source), ont démocratisé l'innovation en matière de données. Ainsi de nouvelles possibilités apparaissent pour les exploiter et convertir ces données en informations significatives.

Depuis le lancement du premier satellite d'observation de la terre ERTS en 1970, un ensemble de missions spatiales de différents types a fourni un nombre considérable d'informations sur les zones côtières. Les nombreux domaines d'applications ainsi que les avancées techniques en télédétection viennent d'être succinctement évoqués dans ce chapitre.

Nous constatons que plusieurs techniques d'extraction du trait de côte comme facteur indicateur de la dynamique côtière à partir d'images satellites ont été développées. L'identification manuelle par interprétation visuelle, approche de seuillage et la classification d'images (supervisée et non supervisée) sont encore les techniques les plus couramment employées. Cependant, un nombre limité d'études ont évalué la précision de ces approches de classification basées sur différents nouveaux algorithmes de *Machine Learning*.

Les perspectives de développement futur des applications de la télédétection des zones côtière se positionneront sur les axes suivants :

- État des lieux sur les méthodes de télédétection côtière existantes ;
- La précision en matière de traitement des images pour une extraction pertinente des caractéristiques de la dynamique sociale et physique du système côtier ;
- L'automatisation des processus d'extraction d'informations thématiques ;

- Les potentialités des nouveaux capteurs de très haute résolution et les innovations informatiques en matière d'algorithmes de classification et de segmentation ;
- L'acquisition de données programmable que la conception de missions satellitaires peut permettre.

C'est pourquoi, tant sur les plans méthodologiques, des approches d'analyse, et techniques que sur le domaine applications et des réflexions l'effort doit s'orienter vers la synergie entre nouvelles données, méthodes et bibliographie. Une telle synergie est certaine d'être utile pour une évaluation optimisée des impacts des changements globaux sur environnement côtiers.

Chapitre III

Méthodes de traitement des données de télédétection

Introduction

Le développement de nouvelles techniques de traitement des données issues des capteurs satellites permet de produire des informations réellement utiles pour de différents domaines d'application, notamment celui de gestion et gouvernance environnementales.

Dans ce contexte, ce chapitre met en avant les différentes techniques de traitement d'images, spécifiquement la classification des images, qui peuvent être appliquées afin d'étudier l'environnement côtier. Nous présentons brièvement les méthodes de classification non supervisées dans ce chapitre, car elles ne répondent pas directement à notre choix. Nous nous concentrerons, plus en détail, sur la classification supervisée et les algorithmes les plus couramment utilisés qui ont inspiré nos méthodes. Nous détaillerons ensuite l'Analyse d'Images Orientée Objet (Expression en anglais - *Geographic Object-Based Image Analysis* – GEOBIA ou OBIA) et enfin, les critères d'évaluation de classification.

III.1 Classification des images satellitaires

La classification consiste à attribuer à chaque pixel d'une image une classe choisie parmi une collection de classes (ex : eau, sol, batis, etc.). Les classes sont formées en regroupant l'ensemble de données (pixel/objet) en plusieurs sous-ensembles. Ce regroupement se fait en fonction de critères de similarité.

Les méthodes de classification d'image viennent du domaine de l'apprentissage automatique (*Machine Learning*) et de l'exploration de données (*data mining*). Deux types de classifications d'images sont distingués : la classification supervisée et non-supervisée.

III.1.1 Classification non-supervisée

Les méthodes de classification non-supervisée permettent de regrouper un ensemble d'entrées (pixel d'une image) en plusieurs sous-ensembles sans données d'entrées annotées. En effet, l'algorithme de classification choisi s'applique à trouver les similarités et distinctions au sein de l'image, et à regrouper les pixels qui partagent des caractéristiques communes. On distingue trois types de méthodes :

- Les méthodes par agglomération : ce sont des méthodes qui fournissent une partition hiérarchique représentée sous la forme d'un arbre, ou dendrogramme.
- Les méthodes de partitionnement : parmi ces méthodes de partitionnement, on trouve les k-moyennes (k-Means) (MacQueen, 1967) qui sont largement utilisées. K-moyennes sépare un ensemble de données en k classes. Bien des variantes de K-moyennes ont été développées. Il s'agit de k-médoïdes et la variante ISODATA, qui a permis quant à elle, une meilleure classification.
- Les méthodes probabilistes : ces méthodes cherchent à modéliser la distribution de chacune des classes. Cette distribution peut être modélisée par une fonction analytique (par exemple une fonction gaussienne), dont les paramètres sont déterminés par maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood*).

Il a été affirmé que la classification non-supervisée et ses méthodes restent marginales, car elles ne permettent pas de répondre aux spécificités thématiques attendues par l'utilisateur. En revanche, ces méthodes peuvent servir de prétraitement avant une classification supervisée.

III.1.2 Classification supervisée

Contrairement aux méthodes non-supervisées, le processus de la classification supervisée nécessite une entrée de base ou un ensemble de données annotées de classes connues. C'est un ensemble de données associé un label ou une classe cible pour que l'algorithme de classification, une fois entraîné, soit capable de prédire cette cible sur de nouvelles données non annotées.

L'ensemble de données représentant les classes est appelé échantillons d'apprentissage ou d'entraînement (*Learning*). Ces échantillons constituent le modèle issu des algorithmes d'apprentissage automatique (*Machine Learning*) et jouent un rôle important dans la pertinence des résultats de la classification supervisée.

III.2.1 Échantillons d'apprentissage automatique

Les échantillons d'apprentissage sont un ensemble de données annoté ou associé à un label d'une classe cible nécessaire dans un processus de classification supervisée. Cet ensemble entraîne l'algorithme de classification pour le rendre capable de prédire des classes dans une image donnée.

De parts leurs importances déterminantes, plusieurs études se sont intéressées aux choix des échantillons d'apprentissage. Foody et Mathur, 2004 ont montré que, la qualité des résultats des algorithmes de classification augmente avec la taille de l'ensemble d'apprentissage. Ainsi, la taille et le nombre des échantillons par classe et la distribution des échantillons sur l'ensemble de l'image sont des paramètres importants lors de la sélection. Cette distribution est un paramètre qui doit être déterminé en fonction de l'algorithme de classification utilisé (Foody et Mathur, 2004).

III.2 *Machine Learning* (Apprentissage automatique)

Dans le domaine de l'informatique, l'apprentissage automatique, ou le *Machine Learning*, fait partie de l'intelligence artificielle pilotée par les données (figure III.1). Le *Deep Learning*, c'est une approche de *Machine Learning* basée sur des réseaux de neurones suivant une séquence de plusieurs niveaux d'abstraction appelés « couches », d'où son nom apprentissage en profondeur.

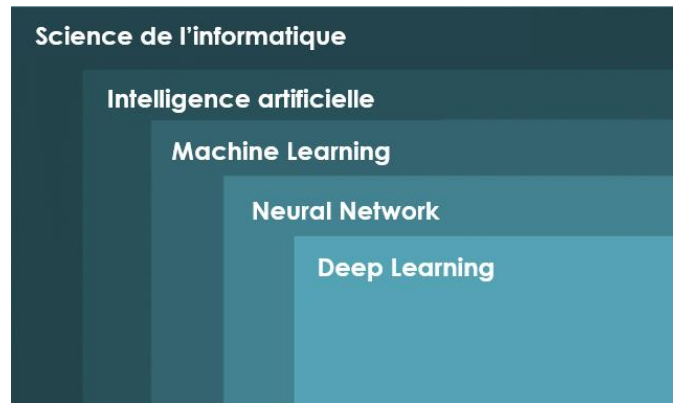


Figure III.1: Science de l'informatique, l'intelligence artificielle et positionnement du Machine Learning/ Deep Learning.

Le *Machine Learning* consiste à programmer des algorithmes qui apprennent automatiquement à résoudre un problème au mieux, et ce à partir d'un ensemble de données d'entraînement (échantillons). Il permet une combinaison données-algorithmes et développe des modèles analytiques afin de découvrir de nouvelles connaissances grâce auxquelles une valeur est extraite. Ceci construit des outils prédictifs d'aide à la décision (Bonaccorso, 2017).

III.2.2 Algorithmes d'apprentissage automatique (*Machine Learning*)

Récemment, plusieurs algorithmes de Machine Learning ont été adoptés avec succès pour les applications de classification d'image, comme le *Support Vector Machine* (SVM), les réseaux neuronaux et le *Random Forest* (RF) (Niculescu et al., 2018). Ces algorithmes peuvent être regroupés en deux catégories :

- **Les algorithmes paramétriques** : ces algorithmes nécessitent la configuration préalable d'un nombre fixe de paramètres et supposent que les pixels de chaque classe respectent une distribution selon une ou plusieurs hypothèses sous forme d'équation connue (figure III.2). Le résultat obtenu dépendra des paramètres choisis.



Figure III.2: Schéma explicatif du fonctionnement des algorithmes paramétriques et non-paramétriques

- **Les algorithmes non-paramétriques** : ces algorithmes ont leurs propres fonctions qui définissent de manière adaptative les paramètres. De cette façon ils sont capables de faire

correspondre convenablement la représentation de l'entrée à celle de la sortie. Ces méthodes sont plus efficaces sur des classes complexes (Foody, 2002).

Les algorithmes paramétriques sont considérés comme des méthodes basiques pour la classification (Camps-Valls et Bruzzone, 2009). A cet effet, notre choix s'est porté sur des algorithmes non-paramétriques, spécifiquement sur les SVM et le RF, qui outre leur utilisation très répandue, permettent de calculer des indices et coefficients de fiabilité très utiles pour évaluer la robustesse et la pertinence de notre processus.

III.2.2.1 Support Vector Machine – SVM

Le *Support Vector Machine* ou le Séparateur à Vaste Marge (SVM) par (Cortes et Vapnik, 1995) est un algorithme d'apprentissage automatique non-paramétrique dont l'utilisation est très répandue pour la classification des images satellites (HUANG et al., 2002, Mountrakis et al. 2011)

La force de la méthode des SVMs réside dans sa grande capacité de généralisation et à produire de très bons résultats avec des ensembles d'apprentissages de tailles réduites (Belousov et al., 2002; Melgani et Bruzzone, 2004; Mantero et al., 2005).

a. Support Vector Machine linéaire

Les SVMs ont été définis initialement pour la classification (binaire) de deux sous-ensembles linéairement séparables par un hyperplan qui sont marqués par des signes +1 ou -1. Soit un échantillon à n éléments présentés par $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$. Dans un élément, $x_i \in R^k$, un espace à k-dimension et l'étiquette de classe $y_i = \{+1, -1\}$. Ainsi, on cherche un vecteur w et un écart b vérifiant $w \in R^k$ pour trouver un hyperplan séparateur (figure III.3):

$$w \cdot x + b = 0 \quad (\text{III.1})$$

Deux hyperplans de support :

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \text{ pour } y_i = +1$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \text{ pour } y_i = -1$$

La marge est la distance entre l'hyperplan séparateur et l'hyperplan supporteur :

$$\text{marge} = \frac{2}{\|w\|} = \frac{2}{\sqrt{\sum_{i=1}^k w_i^2}} \quad (\text{III.2})$$

Un séparateur à vaste marge linéaire (SVM) est un discriminateur linéaire de la forme $\text{predict} = \text{sign}(w \cdot x + b)$ est donné par la résolution du problème suivant :

$$\begin{cases} \min & 1/2 \|w\|^2 \\ & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Cependant, lorsque les classes ne sont pas parfaitement séparables (figure III.3b) (ex. bruits dans les échantillons . . .), la contrainte introduite dans l'équation ne peut pas être respectée. Dans ce cas, il y a des erreurs ξ_i de classification, une contrainte est donc relâchée en introduisant un terme de distance à l'hyperplan $\{\xi_i\}_{i=1\dots n}$. Dans ce cas des données non séparables, les hyperplans deviennent :

$$w \cdot x_i + b \geq +1 - \xi_i \text{ pour } y_i = +1 \quad (\text{III.4})$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 + \xi_i \text{ pour } y_i = -1 \quad (\text{III.5})$$

Avec $\forall \xi_i \geq 0$

Et le problème devient :

$$\begin{cases} \min & 1/2 \|w\|^2 + c \sum \xi_i \\ \text{Avec} & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

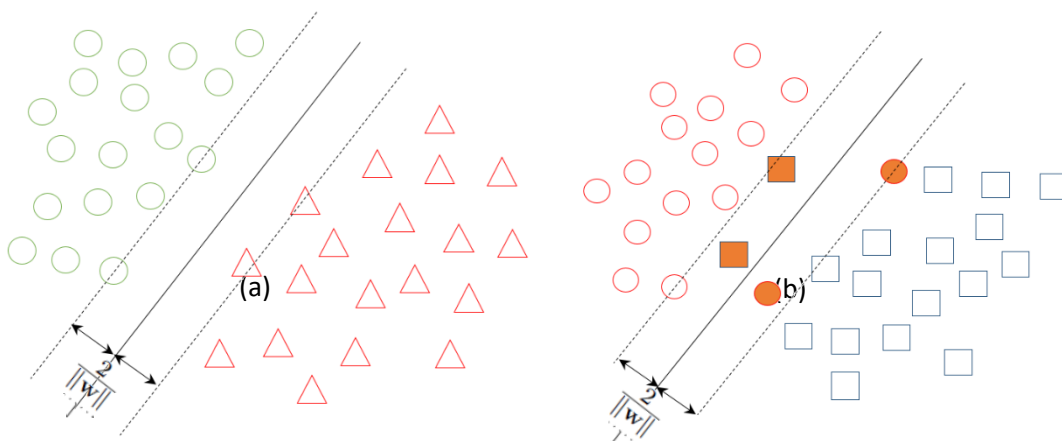


Figure III.3: Principe de SVM (a) un cas de données séparables (b) un cas de données non séparables (selon le principe de Vapnik, 1995)

b. Support Vector Machine non linéaire

SVM est initialement conçu pour des classifications binaires (linéaire) (figure III.4), cependant, il a été adapté à la problématique de la classification multi-classes. Pour cela, des entrées x_i sont transformées en fonction de noyau $\Phi: R^k \rightarrow H$ avec un nouveau SVM appliqué sur la nouvelle espace H.

Avec la fonction de noyau $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)' \Phi(x_j)$, la fonction de prédiction devient :

$$predict = sign(w \cdot K(x_i, x_j) + b) \quad (III.7)$$

Deux approches ont été proposées pour ramener les problèmes multi-classes à un ensemble de classifications binaires : le « un-contre-tous » et le « un-contre-un ».

L'approche un-contre-un: dans chaque couple de classes, un classificateur SVM est construit. Un élément x_i est appliqué sur $\frac{n(n-1)}{2}$ classifieurs, la classe gagnante est décidée par un vote de la majorité.

L'approche un-contre-tous: consiste à créer n classifieurs binaires qui séparent chaque classe n des autres classes. La classe gagnante est celle pour laquelle la fonction de décision est maximale.

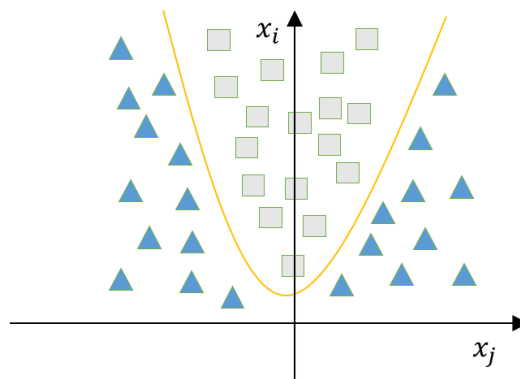


Figure III.4: SVM dans le cas des données non linéaires

(Selon le principe de Vapnik, 1995)

III.2.2.2 Random Forest

Le *Random Forest* (RF) ou Forêts Aléatoires par Breiman (2001) a été largement utilisé dans le domaine de la télédétection. Cet algorithme non-paramétrique est basé sur le principe d'arbres de décision qui est un ensemble des classificateurs $H = \{H_1, H_2, \dots, H_k\}$ construits à partir des sous-échantillons aléatoires $E = \{E_1, E_2, \dots, E_k\}$

Chaque nœud de l'arbre est découpé à partir d'un tirage aléatoire de m variables (attributs) (figure III.5) ; ainsi la meilleure coupure est définie suivant ces m attributs pour créer un sous-échantillon avec le nombre m d'éléments aléatoires. Pour chaque sous-échantillon, un arbre de décision est généré. Après k itérations, une forêt de k arbres de décision est créée. Pour la prédiction des classes, un élément x_i est appliqué sur tous les arbres dans la forêt, et la prévision Y_i de chaque arbre est sauvegardée. Le résultat de la classification est obtenu par la méthode du vote majoritaire : chaque arbre vote pour une classe, la classe ayant le plus de votes l'emporte.

Ainsi, deux paramètres entrent en jeu : le nombre d'arbres k (Ntree) qui est pris par défaut à une valeur importante (e.g., 500), et le nombre de variables m (Mtry) à chaque construction d'un arbre qui est généralement pris à la valeur de la racine carré du nombre de variables (Gislason *et al.*, 2006).

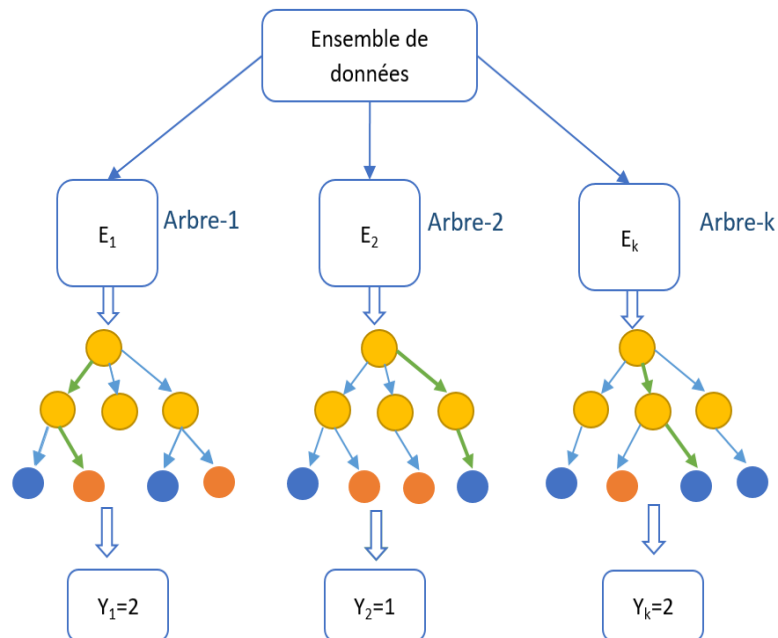


Figure III.5: Schéma représentatif du principe de l'algorithme *Random Forest* (selon le principe de Breiman, 2001)

III.2.2.3 Réseau des Neurones Convolutifs (*Convolutional Neural Network – CNN*)

Convolutional Neural Network (CNN) ou les réseaux de neurones convolutifs (Lecun *et al.*, 1998), est le principal modèle de Deep Learning, qui est adopté dans un large éventail d'aspects du traitement d'images (LeCun *et al.*, 2015).

Avant de comprendre le fonctionnement du CNN, il faut d'abord rappeler le principe des réseaux de neurones. Ces derniers sont inspirés de la structure du neurone humain, dans lequel l'intelligence est stockée dans les voies neuronales et dans la mémoire. L'unité de calcul de base du cerveau est le neurone. Chaque neurone reçoit des signaux d'entrée de ses dendrites et produit des signaux de sortie le long de son axone. L'axone se ramifie et se connecte via des synapses aux dendrites des autres neurones (figure III.6).



Figure III.6: Structure d'un Neurone (image issue de : imagesbiogeolfxm.free.fr)

Dans un réseau de neurones artificiels, les connaissances sont stockées sous forme de matrice des poids appliqués à un nœud, c'est-à-dire, sous forme de valeurs multiplicatives appliquées aux entrées d'un neurone. Le neurone reçoit et intègre des signaux par une opération de multiplication des valeurs d'entrées X avec une matrice de poids W . ensuite, une fonction d'activation f est appliquée sur la valeur d'intégration avant de l'envoyer au prochain neurone. Sa structure profonde en une série de couches permet au modèle de CNN de capturer et de généraliser les mécanismes de filtrage de signaux en effectuant des convolutions dans le domaine de l'image, ce qui permet d'obtenir des caractéristiques hautement abstraites et efficaces. (Li *et al.*, 2018).

En général, une architecture d'un modèle de CNN se compose de trois couches clés :

- les couches de convolution ;
- les couches de regroupement (pool layer) ;
- et les couches entièrement connectées.

Les différentes couches jouent des rôles différents. Un exemple de CNN est illustré dans la figure III.7. Dans les couches de convolution, les images d'entrée sont "convolutionnées" avec des noyaux d'apprentissage et sont ensuite soumises à la fonction d'activation pour former les cartes de caractéristiques de sortie (*Feature-maps*). Chaque unité de ces *feature-maps* est connectée aux patches locaux dans les *feature-maps* de la couche précédente par les matrices de poids partagées qui sont appelées *filter-bank*.

Dans une couche convolution, les *feature-maps* sont convolutées avec un ensemble K noyaux $W = \{W_1, W_2, \dots, W_K\}$ et les biais $\gamma = \{b_1, b_2, \dots, b_k\}$ et k dimensions de noyau. Le *feature-map* de couche (l) est calculé par une opération convolutive \otimes :

$$X_k^{(l)} = f(W_k^{(l-1)} \otimes X^{(l-1)} + b_k^{(l-1)}) \quad (\text{III.8})$$

Le rôle de pool-layer est la fusion des caractéristiques dans une fenêtre $n \times n \times 1$ pixel. Après une couche de pool-layer, les dimensions des *feature-maps* sont réduites avec une conservation de ses caractéristiques.

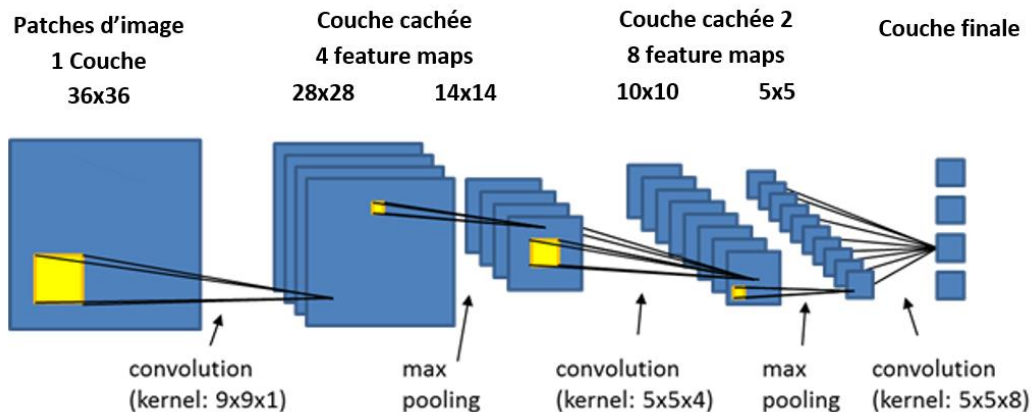


Figure III.7: Architecture simple du modèle de CNN (eCognition Developer, 2018, adaptée)

III.3 Approche d'Analyse d'Image Orientée Objet (OBIA)

Les approches traditionnelles de classification d'images d'OT sont essentiellement basées sur l'unité fondamentale de l'image qui est le pixel. L'approche basée sur le pixel ne prend pas en compte les structures spatiales des images. Raison pour laquelle on affirme qu'elle n'est pas adaptée à l'analyse des images de très hautes résolutions.

Afin de surmonter ces limitations et avec l'avènement des capteurs de très hautes résolutions, une nouvelle approche plus adéquate qui est l'approche Orientée Objet ou l'Analyse des Images basée sur les Objets Géographiques (Expression en anglais - *Geographic Object-Based Image Analysis* - OBIA ou GEOBIA) a été développée. OBIA est une sous discipline de l'Information Géographique (IG) basée sur l'hypothèse que les informations sémantiques nécessaires à l'interprétation d'une image ne sont pas représentées par des pixels individuels, mais par des objets significatifs et leurs relations mutuelles (Definiens, 2006).

III.3.1 Segmentation de l'image pour l'analyse orientée objet

La segmentation est le processus de regroupement des pixels qui sont relativement homogènes, en segments ou objets. La classification se fait au niveau de la segmentation, au lieu du niveau du pixel. Ce processus s'effectue à l'aide des algorithmes de segmentation d'image. Dans ce qui suit, nous détaillerons le principe de deux algorithmes de segmentations couramment utilisés. (i) La *Multi resolution Segmentation* et (ii) la *Meanshift Segmentation*

III.3.1.1 Multi-résolution Segmentation (MRS)

La *multirésolution segmentation* (MRS) (Baatz et Schape, 2000) est une technique de fusion de régions de bas en haut. MRS est rapidement devenu l'un des algorithmes de segmentation le plus important de la discipline OBIA. Il s'appuie sur un paramètre clé qui est l'échelle (S_p), ce paramètre est défini comme l'hétérogénéité maximale autorisée au sein des objets. Deux autres paramètres sont essentiels à définir pour MRS, le paramètre de la forme (S_c), qui est la pondération entre un facteur de couleur (ou un facteur spectral) et un facteur de forme ; et la compacité (C_p), qui rend l'objet plus ou moins régulier.

MRS est une procédure de fusion d'objet précédé d'un pixel. Chaque pair d'objet est fusionné en un plus grand objet. La décision de fusion est basée par une condition homogénéité des objets adjacents. Pour cela, il faut qu'il ait un pair d'objet adjacent qui a le coût de fusion le plus minimum. L'opération s'arrête quand il n'y a plus de possibilité de fusion dans une itération (Baatz et Schape, 2000). Le coût de fusion est composé par des valeurs homogénéités de couleur H_{color} et de forme H_{shape} .

$$H_{diff} = w_{color} * H_{color} + (1 - w_{color})H_{shape} \quad (III.2)$$

L'hétérogénéité spectrale (h_{obj}) d'un objet est calculée par la somme des écarts-types (σ_i) des valeurs spectrales de chaque bande i multipliée par leurs poids (w_i):

$$h_{obj} = \sum_{i=1}^{n_{bande}} w_i \sigma_i \quad (III.9)$$

Le coût de fusion de couleur (H_{color}) des objets 1 et 2 en objet fusionné, il est donné par :

$$H_{color} = n_{meg} h_{meg} - (n_{obj1} h_{obj1} + n_{obj2} h_{obj2}) \quad (III.10)$$

L'hétérogénéité compactée (h_{cpt}) d'un objet est composée par le nombre des pixels (n_{obj}) dans l'objet et son périmètre (l).

$$h_{cpt} = \frac{l}{\sqrt{n_{obj}}} \quad (III.11)$$

Le facteur de lissage (h_{smooth}) d'un objet est calculée par le nombre des pixels (n_{obj}) dans un objet sur le périmètre (b) de la boîte délimitant de l'objet.

$$h_{smooth} = \frac{n_{obj}}{b} \quad (III.12)$$

Le coût de fusion de forme (H_{shape}) est basé sur la somme des coûts de fusion et la compacité et de lissage :

$$H_{shape} = w_{cpt} H_{cpt} + (1 - w_{cpt}) H_{smooth} \quad (III.13)$$

où :

$$H_{cpt} = n_{meg} h_{cpt}^{meg} - (n_{obj1} h_{cpt}^{obj1} + n_{obj2} h_{cpt}^{obj2}) \quad (III.14)$$

$$H_{smooth} = n_{meg} h_{smooth}^{meg} - (n_{obj1} h_{smooth}^{obj1} + n_{obj2} h_{smooth}^{obj2}) \quad (III.15)$$

III.3.1.2 Meanshift Segmentation

La *Meanshift segmentation* (MSS) ou la segmentation par décalage moyen est une technique puissante et largement utilisée pour créer des objets d'image (Ponti, 2013). C'est un algorithme de regroupement adaptatif avec une estimation de densité de la probabilité non paramétrique qui ne nécessite pas de connaissance a priori du nombre de clusters (Fukunaga et Hostetler, 1975).

Le MSS est fondé sur deux paramètres principaux définis par l'utilisateur (Comaniciu et Meer, 2002) : (a) la largeur de bande spatiale passante (*bandwidth*) (hs), qui est la distance spatiale entre les classes dans le domaine spatial et (b) la largeur de bande d'attributs (ou largeur

de bande spectrale) (hr), qui représente la différence spectrale entre les classes dans le domaine spectral.

La segmentation est basée sur le regroupement des pixels qui sont plus proches de hs dans le domaine spatial et hr dans le domaine spectral et sur la connexion, en tant que même région, des points de convergence correspondants (Ming et al., 2012).

L'algorithme *Meanshift* repose en premier lieu, sur un ensemble des noyaux multivariés déterminé par des fonctions de densité de probabilité gaussienne sur des informations spatiales (Michel et al., 2015).

$$K(x) = \frac{c}{h_s^2 h_r^p} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (\text{III.16})$$

Avec :

(x^s, x^r) est Multi variables et (h_s, h_r) est la multi – bande de passante

Informations spatiales :

- Bande spatiale passante (bandwidth): h_s
- Des coordonnées spatiales : x^s

Informations sur les signaux (des bandes) :

- Bande spectrale: h_r
- Des bandes d'image satellite : x^r

En deuxième lieu, un regroupement de pixels autour des plus proches noyaux (maximum probabilité) s'effectue.

III.4 Évaluation de la classification d'images

L'évaluation de la précision des résultats de la classification supervisée est une composante importante. Cette évaluation se base sur une comparaison de l'image classée à une autre source de données considérée comme précise (jeu de données ou échantillon de validation).

Ces méthodes d'évaluation nécessitent d'avoir un ensemble de données (de pixels) dont on connaît la classe d'appartenance. Cet ensemble de données (échantillon de validation) ne rentre pas dans le processus d'apprentissage de l'algorithme (comme les échantillons d'apprentissage). Il peut être collecté sur le terrain, qui est une démarche longue et onéreuse,

mais il peut également être généré par une interprétation de l'imagerie de haute résolution. Cette démarche consiste à créer un jeu de points ou de région d'intérêt aléatoires et à le comparer aux données classées dans une matrice de confusion.

Une matrice de confusion ou *Confusion Matrix* (Kohavi et Provost, 1998) ou tableau de contingence, contient des informations sur les classifications réelles et prédites effectuées par un algorithme de classification. Les performances de ces algorithmes sont généralement évaluées à l'aide des données de la matrice.

La figure III.8 montre une matrice de confusion pour un classificateur à deux classes. Ainsi, on suppose que l'on dispose d'un ensemble d'éléments étiquetés respectivement par \mathbf{p} (+1) ou \mathbf{n} (-1) : $\{\mathbf{x}_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, n$; $y_i \in \{-1, +1\}$, cet ensemble est appelé échantillons de validation. L'algorithme de classification, que l'on souhaite évaluer, donne pour chaque élément, une étiquette p' (+1) ou n' (-1) : $\{\mathbf{x}_i, y'_i\}$, $i = 1, \dots, n$; $y'_i \in \{-1, +1\}$. À partir de cela une matrice de confusion $MC = (m_{ci,cj})_{(ci,cj) \in \{-1,+1\}^2}$ peut être construite, où chaque élément $m_{i,j}$ correspond au nombre d'éléments classes en c_i et dont l'étiquette selon les échantillons de validation est c_j . La matrice permet de définir 4 types de mesures :

- les vrais positifs (VP) : les éléments correctement classés positifs ($y' = p'$ et $y = p$) ;
- les faux positifs (FP) : les éléments classés positifs à tort ($y' = p'$ et $y = n$) ;
- les faux négatifs (FN) : les éléments classés négatifs à tort ($y' = n'$ et $y = p$) ;
- les vrais négatifs (VN) : les éléments correctement classés négatifs ($y' = n'$ et $y = n$).

On notera P le nombre d'éléments positifs de la vérité terrain, et P' le nombre d'éléments positifs de la classification et N et N' le nombre d'éléments négatifs de la vérité terrain et de la classification (respectivement). Ces 4 nombres correspondent à la somme des éléments de la matrice de confusion par ligne (pour P' et N') et par colonne (pour P et N).

		Vérité terrain		total
		P	n	
Classification	P'	Vrai Positif	Faux Positif	P'
	n'	Faux Négatif	Vrai Négatif	N'
total		P	N	

Figure III.8: Exemple de matrice de confusion à deux classes

Cette matrice de confusion permet de dériver plusieurs indices de précision pour estimer la précision et évaluer qualité d'une classification :

- Précision globale

La précision globale ou *Overall Accuracy* (OA) est calculée en additionnant le nombre de valeurs correctement classées et en le divisant par le nombre total de valeurs. Les valeurs correctement classées sont situées le long de la diagonale supérieure gauche à inférieure droite de la matrice de confusion (*VP et VN*). Le nombre total de valeurs est le nombre de valeurs dans les tableaux de valeurs réelles ou prédites. Il permet de juger de manière plus globale la qualité de la classification.

$$OA = \frac{VP + VN}{P + N} \quad (\text{III.17})$$

- L'indice κ , ou coefficient Kappa

Le coefficient kappa de (Cohen, 1960) permet d'évaluer l'accord entre la classification et la réalité de terrain. Il prend en compte la proportion d'accord observée, qui est le taux de bonne classification (P_o) et la proportion d'accord aléatoire (P_e) (Banko, 1998).

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (\text{III.18})$$

Cet indice est largement utilisé pour juger la qualité de la classification. Sa valeur varie entre 0 ce qui correspond à un très mauvais accord (une mauvaise classification) et 1 ce qui correspond à un très bon accord. Un indice supérieur à 0,6 est considéré comme bon, et très bon s'il est supérieur à 0,8.

- Précision du producteur

La précision du producteur est la probabilité qu'une valeur dans une classe donnée ait été classée correctement. Dans l'exemple de matrice de confusion (Tableau III.1), la précision du producteur est calculée comme suit :

$$\text{Sol nu: } 435 / 437 = 0.995$$

$$\text{Arbre: } 2264 / 2269 = 0.997$$

$$\text{Eau: } 229 / 232 = 0.961$$

$$\text{Bâtis : } 823 / 828 = 0.993$$

$$\text{Pelouse: } 890 / 893 = 0.996$$

- Précision de l'utilisateur

La précision de l'utilisateur est la probabilité qu'une valeur prédite dans une certaine classe soit réellement cette classe. Cette probabilité est exprimée par la division de valeurs correctement prédites sur le nombre total de valeurs prédites dans une classe. Dans l'exemple de matrice de confusion (Tableau 2), la précision de l'utilisateur est calculée comme suit :

$$\text{Sol nu: } 435 / 441 = 0.986$$

$$\text{Arbre: } 2264 / 2268 = 0.998$$

$$\text{Eau: } 229 / 230 = 0.995$$

$$\text{Bâtis: } 823 / 825 = 0.99$$

$$\text{Pelouse: } 890 / 896 = 0.993$$

Tableau III.1: Exemple d'une matrice de confusion.

	Sol nu	Eau	Pelouse	Arbre	Bâtis	Total
Sol nu	435	2	0	0	4	441
Eau	0	229	0	0	1	230
Pelouse	0	1	890	5	0	896
Arbre	1	0	3	2264	0	2268
Bâtis	1	0	1	0	823	825
Total	437	232	893	2269	828	3860

III.5 Conclusion

Les progrès récents en termes de résolution radiométrique, spatiale, temporelle et spectrale des capteurs fournissent un ensemble d'outils précieux pour les innovations en matière de méthode de traitement. En effet, des approches innovantes de *Machine Learning* ou d'apprentissage automatique (Random forest, Support Vector Machine, Deep Learning) fourniront des solutions efficaces pour le traitement des images multi-spectrales. Récemment, les méthodes de *Deep Learning* ou d'apprentissage automatique à structure profonde ont été largement utilisées dans de nombreux domaines des sciences environnementales pour les problèmes de classification, de régression et de segmentation d'image.

Par ailleurs, l'Analyse des Images Basées sur les Objets Géographiques (Object Based Image Analysis- OBIA) permet d'intégrer l'information spectrale des pixels, ainsi que les paramètres de forme, de texture, de taille et d'autres caractéristiques topologiques dans le processus d'analyse. Elle implique la subdivision de l'image en régions homogènes en tant qu'objets ou segments d'image ; c'est l'étape de segmentation. Elle a la capacité d'interroger et de lier ces objets dans l'espace. Pour y parvenir, OBIA incorpore les connaissances et les méthodes d'un vaste éventail de disciplines impliquées dans la génération et l'utilisation de l'Information Géographique.

Ces innovations méthodologiques et des technologies de traitement de données peuvent ouvrir de nouvelles voies de recherche et d'applications pour la surveillance et de cartographie des différentes caractéristiques des systèmes marins, côtiers et aquatiques.

Chapitre 4

Contexte régional de la zone d'étude

Introduction

Tout comme le pourtour méditerranéen, le littoral algérien englobe une grande diversité d'écosystèmes. En outre, avec plus de 1600 km de côtes, ce littoral est le siège d'une intense activité socio-économique qui s'accompagne d'interactions avec les composantes naturelles de son écosystème de plus en plus fragile. De plus, l'érosion côtière en Algérie touche de nombreux secteurs, avec des causes à la fois anthropiques et naturelles. Cette érosion devient un problème environnemental majeur.

Le secteur ouest de la côte algérienne est un exemple pertinent de la problématique de la préservation du milieu côtier. Il est constitué d'une diversité géomorphologique et écologique qui est de plus en plus menacée par l'intervention humaine vu le taux de la population, l'urbanisation et la concentration d'actuelles et futures des activités socio-économiques. Compte tenu de la rareté des études sur le risque d'érosion dans ce secteur du littoral algérien, il a été pris comme cas d'étude afin d'appliquer les nouvelles méthodes de traitement des images satellites, en vue d'évaluer la vulnérabilité côtière.

Dans le présent chapitre, nous présentons le contexte naturel et socio-économique régional de la zone d'étude. Nous tenterons ainsi de placer la zone dans son cadre géomorphologique et géologique, climatique et océanographique. L'accent sera mis à la fin sur la côte de Mostaganem, comme zone pilote pour nos applications.

IV.1 Caractéristiques du système côtier ouest-algérien

Le littoral algérien est divisé traditionnellement en trois zones côtières : est, centre et ouest. Cette dernière constitue environ 17 % du linéaire côtier total ; elle s'étire sur près de 400 km allant des versants des monts du Dahra à l'est jusqu'à l'Oued Kiss à l'ouest qui constitue la limite naturelle confondue avec la frontière algéro-marocaine. Cette bande littorale, étroite de terre de quelques kilomètres de large, selon la délimitation des Plans d'Aménagement Côtier, forme une zone de contact entre le domaine continental et le domaine marin. Quatre wilayas la partagent d'est en ouest : Mostaganem, Oran, Aïn Témouchent et Tlemcen (figure IV.1). Le relief de la zone ouest-algérienne est formé par un ensemble de massifs montagneux dénudés où s'intercalent des plateaux et des plaines. L'ensemble physique est caractérisé par un climat méditerranéen semi-aride à été chaud et hiver tempéré. Les falaises rocheuses, les plages et dunes, les embouchures ensablées, les caps et abris naturels ainsi que les vastes baies aménagées en ports de commerce et de pêche procurent à la région ouest une grande diversité et richesse.

La région est caractérisée par une activité agricole importante où la surface agricole utile (SAU) est la plus importante du pays, avec 754 000 ha (77 % de la surface agricole totale). Les statistiques montrent que la SAU a légèrement augmenté pour cette région de 1987 jusqu'à 2010 (SN-GIZC, 2015).

Par ailleurs, le niveau d'artificialisation est assez important dans cette région, notamment au niveau des communes de Bir El Djir, Ain Turk Mostaganem et Oran (SN-GIZC, 2015). Cette dernière avec une population de 610000 habitants (1,8 % de la population de 2008) se classe en 1^{re} position des communes du pays en termes de nombre d'habitants.

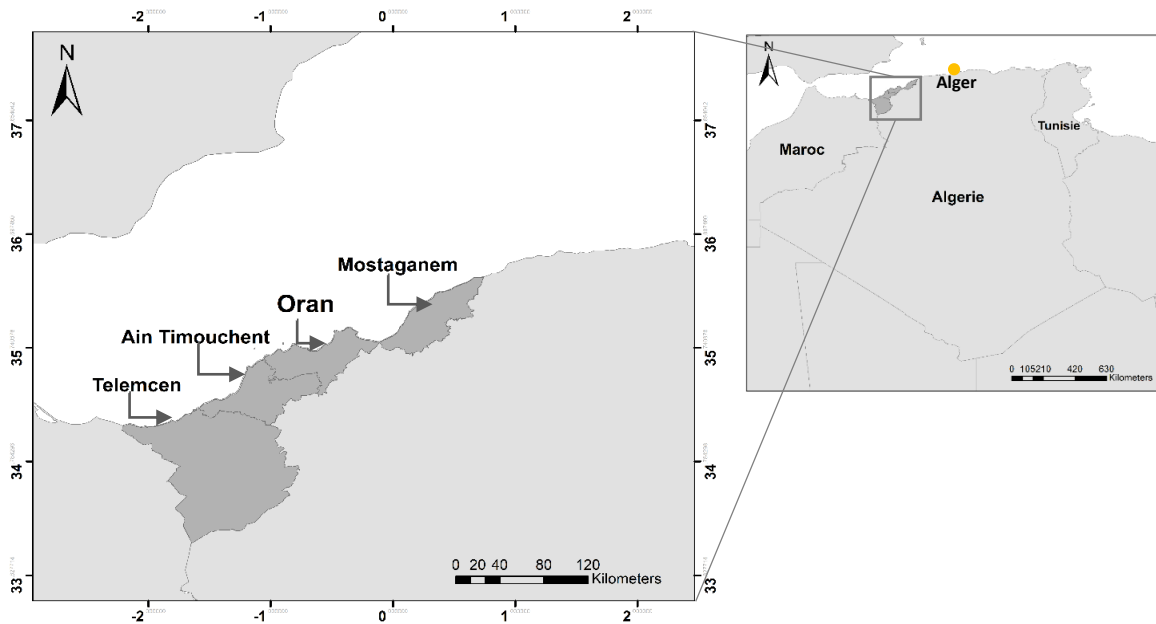


Figure IV.1: Localisation du littoral ouest-algérien

IV.2 Cadre géologique et géomorphologique

IV.2.1 Géologie régionale

Une carte géologique résultante de la campagne MARAJA (échelle : 1/200 000) a permis d'identifier les unités lithologiques dans la région ouest (figure IV.2). La zone d'étude possède les mêmes formations géologiques qui appartiennent au Tell septentrional, qui fait partie des Magribides. Cette chaîne constitue un segment de Flychs. Ainsi, les principales roches enregistrées appartiennent au Quaternaire, au Mio-Plio-Quaternaire (MARAJA, 2004).

IV.2.1.1 Formations Mio-Plio-Quaternaire

a. Le Miocène

Principalement le Vindobonien, il est constitué de terrains marnocalcaires, ces formations sont abondantes sur le long des falaises de la zone d'étude.

b. Le Pliocène

En Algérie, le Pliocène est subdivisé selon deux faciès successifs (Bouhamadouche, 1993). Le Plaisancien, sont des formations de grés carbonatés qui une formation affleure sur les rives des Oueds et au niveau des plages et le l'Astien qui est présent au niveau des falaises.

c. Le Quaternaire

Les dépôts de Quaternaires sont représentés par des sédiments marins alluviaux et éoliens, des sables grossiers et des grés caillouteux, ce sont des formations très abondantes dans la région d'étude.

- **Les dépôts de plage**

Le rivage est formé de plages sablonneuses, contenant des dépôts marins et du sable rubéfié qui peuvent provenir des falaises ou d'autres reliefs continentaux. Ces dépôts sont aussi caractérisés par d'anciennes accumulations qui affleurent aux pieds des falaises.

- **Les sables rouges**

Ce sont des sables limoneux et rubéfiés, qui constituent des terrasses marines élevées et étendues. Ils se distinguent par des alluvions plus anciennes et par leur grande homogénéité.

- **Les alluvions récentes**

Elles sont distribuées le long les embouchures des oueds, notamment oued Cheliff et sont composées essentiellement de sables et très peu de graviers.

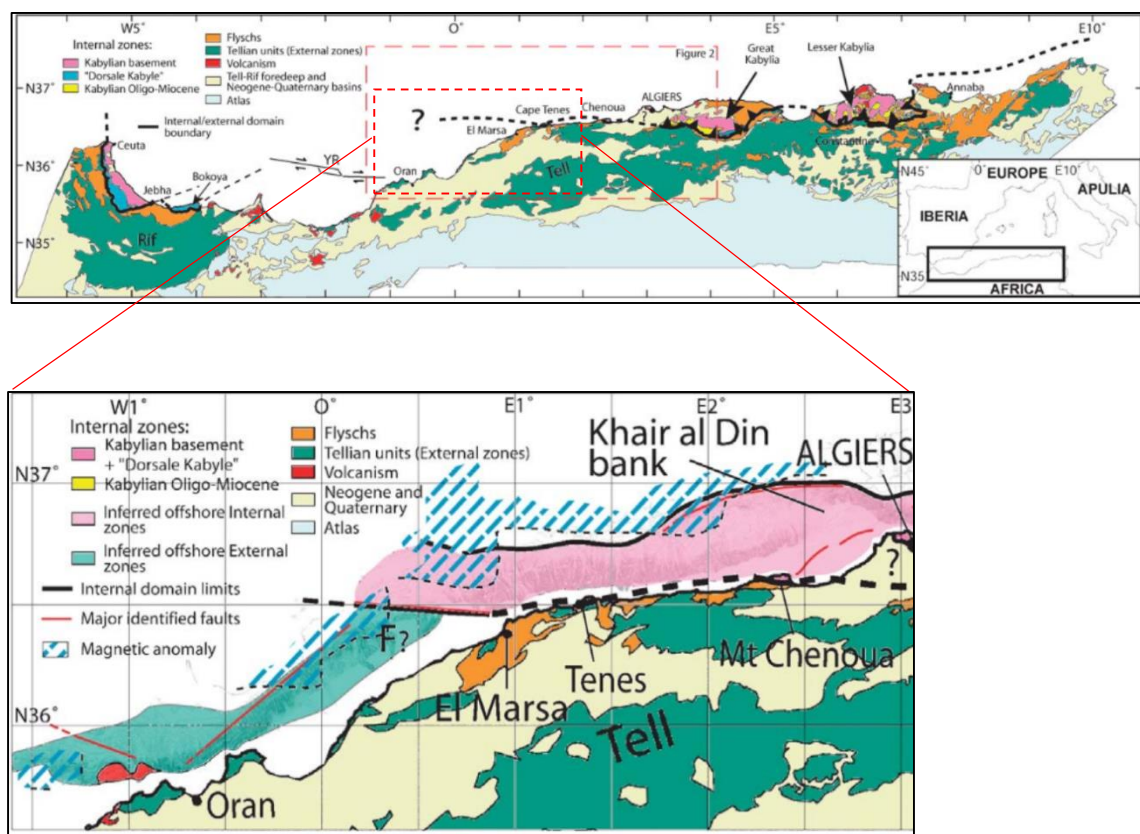


Figure IV.2: Carte géologique de l'Ouest algérien (MRADJA, 2004) (échelle : 1/200 000)

IV.2.2 Principales formations géomorphologiques

L'observation frappante dans la zone s'étendant d'Oran à El Marsa (figure IV.2) est le changement de direction structurale, d'Est-Ouest à NE-SW. La plate-forme continentale semble s'approfondir de façon continue depuis Arzew (200 m de profondeur) jusqu'au nord de

Mostaganem, où elle atteint 800 m de profondeur, sur sa bordure. Elle est étroite devant les caps (moins de 10 km) et s'élargit dans les baies (jusqu'à 40 km).

Entre Oran et El Marsa, la pente continentale est très forte (10 à 16%) et remarquablement linéaire et étroite (dans la région d'Arzew, la bathymétrie commence à 200 m en amont et chute brusquement à 2600 m de profondeur environ 10 km plus bas). Elle est coupée par des canyons lisses et peu profonds perpendiculaires à la côte, et reste assez linéaire. D'après la topographie lisse de la pente, nous supposons que cette partie de la marge est constituée des mêmes unités géologiques que celles que l'on trouve à proximité sur la terre ferme, c'est-à-dire les unités telliennes composées principalement de marnes tendres ou de nappes de flyschs.

De plus, les variations de la morphologie du talus pourraient indiquer la présence de matériel volcanique, comme cela a été décrit à terre dans cette région et dans certains échantillonnages off-shore (Duggen et *al.*, 2004).

L'activité volcanique du Miocène (Comas et *al.*, 1999) souligne également la présence d'une zone à faille. Dans l'ensemble, ces observations sont en accord avec les observations structurales, le modèle de sismicité de Bezzeghoud et Buform, 1999, qui indiquent la présence d'une grande zone de glissement horizontal à Oran.

IV.3 Cadre hydrogéologique et climatique

IV.3.1 Paramètres climatologique

La détermination des paramètres climatologiques contribue significativement à la compréhension de l'évolution morpho-dynamique de la zone d'étude. Les paramètres les plus déterminants sont, la précipitation et la température, or ces deux derniers, restent voisins et uniformes dans toute la zone. Les précipitations conditionnent les apports liquides et/ou solides entraînés jusqu'à la mer par les oueds, les apports détritiques d'origine terrestre sont repris, transportés et déposés sur le plateau continental par de différents agents. Tandis que les fluctuations des températures provoquent l'assèchement des sédiments sur le haut de plage, ce qui facilite le transport éolien des sédiments.

Les données climatiques sont fournies par l'O.N.M. : Observations allant de 2004 jusqu'à 2017, et de la campagne MEDATLAS (1995-2004).

Le climat de la région est de type méditerranéen ; caractérisé par une saison humide de huit mois avec un hiver tempéré, doux et humide, et une période sèche de quatre mois correspondant à la saison estivale, avec un été chaud et sec.

a. Températures

L'analyse des températures moyennes mensuelles relevées par l'O.N.M. entre 2004 et 2017 montre que la saison estivale, qui s'étale du mois de mai au mois d'octobre, est caractérisée par des températures relativement douces dont les moyennes varient entre 19,31°C et 26,40°C. (figure IV.3)

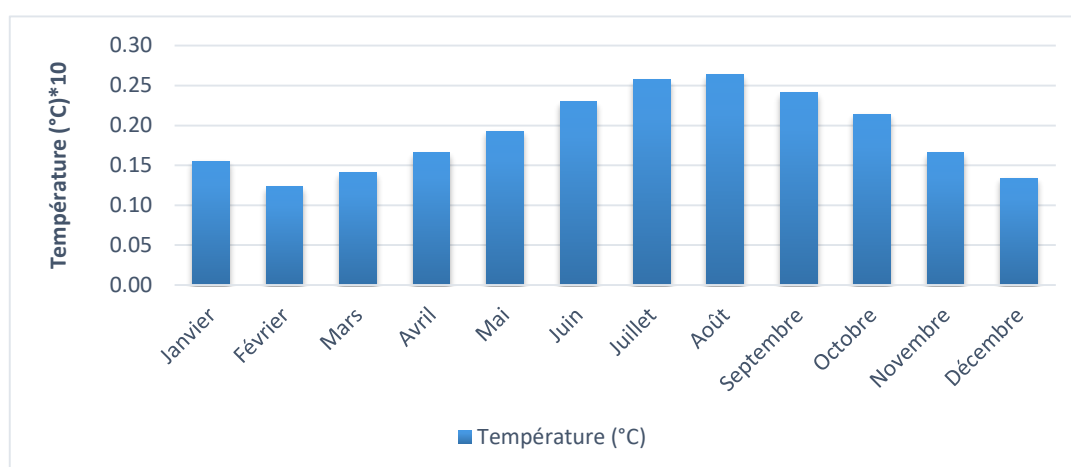


Figure IV.3: Évolution des températures moyennes de la zone d'étude en °C (ONM.2004-2017).

b. Précipitations

L'analyse des données de précipitations, enregistrées par l'O.N.M., nous a permis de réaliser les histogrammes de variations mensuelles du volume des pluies (figure IV.4).

La période la plus pluvieuse s'étale du mois de septembre jusqu'au mois de mai avec une moyenne maximale de 116mm au mois de décembre, alors que la période d'été est pratiquement sèche. D'après ces données, nous constatons : une augmentation significative de septembre à janvier, puis une diminution de février à juin.

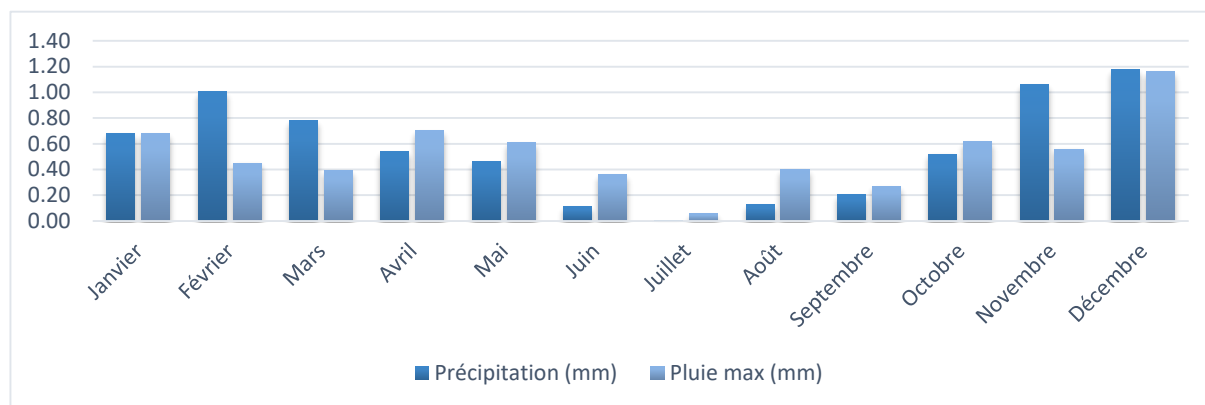


Figure IV.4: Évolution des pluies maximales et précipitations mensuelles (ONM, 2004-2017)

c. Vents

Le vent est un paramètre d'une grande importance ; c'est un générateur des agitations marines (vagues et courants superficiels). Il joue un rôle dans l'évolution géomorphologique, en agissant sur le transfert sédimentaire.

Pour cela, nous avons exploité les données de la campagne MEDATLAS (1999-2004) présentées sous forme de tableaux contenant les fréquences d'apparition annuelle et saisonnière des vents, calculé à partir de la série de données enregistrée au niveau de la station située à 3°E 37°N au large à 35m de profondeur.

L'analyse statistique des données au large nous a permis de déterminer la fréquence d'apparition du vent par direction à deux échelles ; annuelle et saisonnières d'après le tracer des roses de vents associés (figure IV.5). Nous distinguons deux régimes dominants :

En période estivale : les vents dominants proviennent des secteurs est à nord-est avec une fréquence d'apparition de 61,61%.

En période hivernale : Les vents dominants proviennent des secteurs ouest à sud-ouest avec une fréquence de 48,04 %.

Ainsi le climat de la région est soumis à l'influence du climat méditerranéen de type subhumide, caractérisé par deux saisons distinctes : une humide et froide en hiver, et l'autre sèche et chaude en été (figure IV.5) avec une dominance de la direction du vent nord-est et sud-ouest.

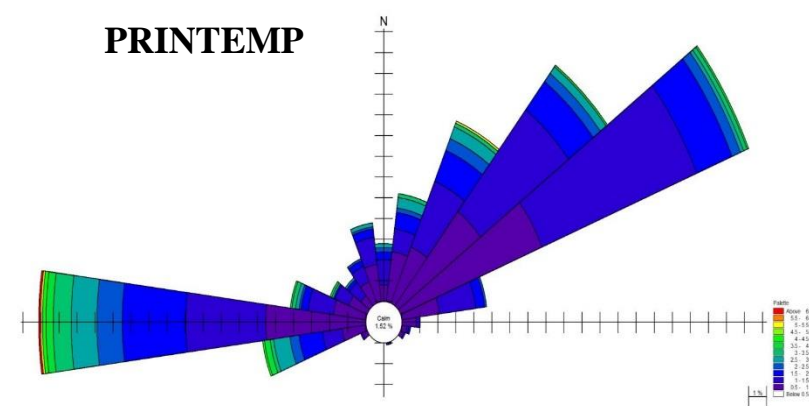
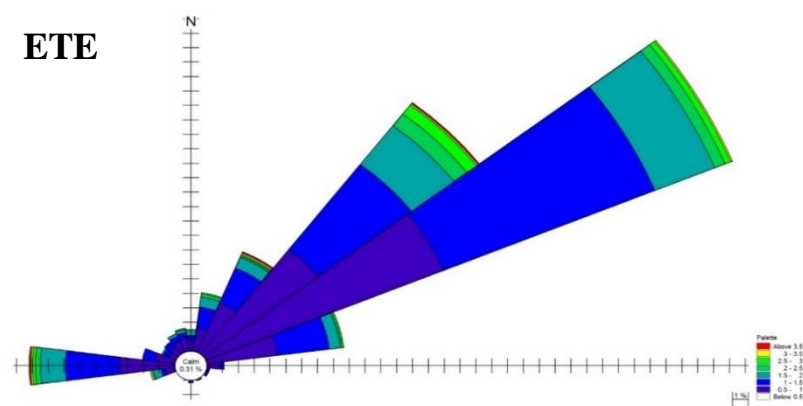
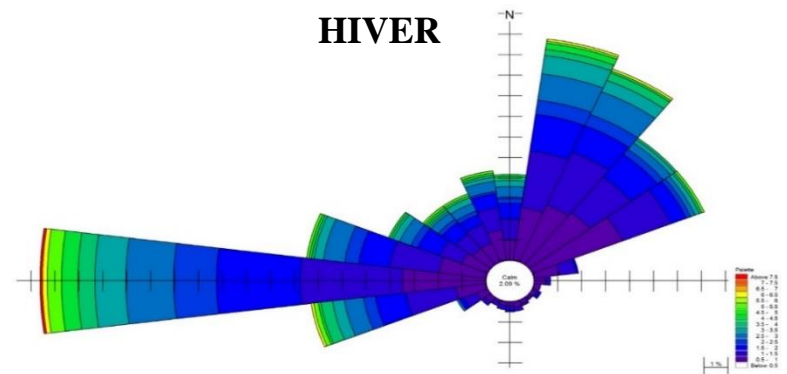
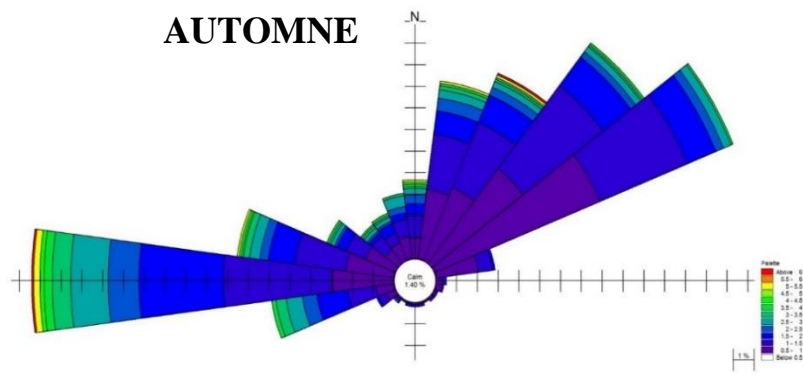


Figure IV.5: Roses annuelles et saisonnières des vents au large de la zone d'étude (MEDATLAS, 1999-2004)

IV.4 Cadre océanographique

IV.4.1 Houles et marée

La méditerranée est caractérisée par une faible amplitude de marée, en particulier sur les côtes algériennes, qui sont en effet des côtes microtidale où la marée dépasse rarement 0.35m avec des périodes de 12 à 24 heures (figure IV.6). Une étude conduite au sein du Centre Technique Spatiale algérien (CTS) à petite échelle par Ali et *al.*, (2016) a montré que la côte ouest-algérienne est caractérisée par une marée de faible amplitude d'environ 0,17 m.

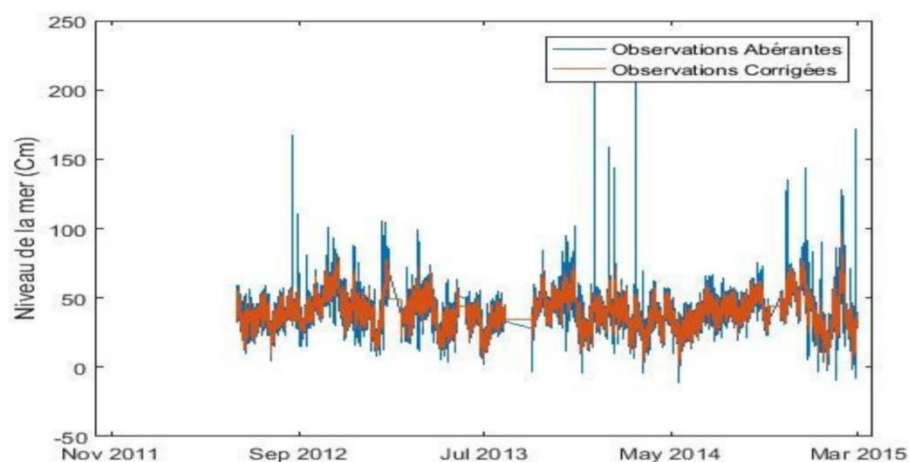


Figure IV.6: Variation marégraphique au niveau de la station Arzew (Ali et *al.*, 2016).

Bien que le littoral algérien soit de type micro-tidal, il est recommandé de prendre en considération le marnage, en cas d'étude des risques, notamment pour l'amplification des phénomènes d'inondation, mais pas autant pour l'étude hydrodynamique.

La houle est le facteur le plus important dans la dynamique sédimentaire des petits fonds. C'est une oscillation de la partie superficielle du plan d'eau, celle-ci étant générée initialement par le vent. Elle se propage plus ou moins régulièrement jusqu'à l'approche des côtes où elle subit des modifications par réfraction, diffraction et déferlement. La direction de propagation de la houle est liée à celle du vent, tant que la profondeur est supérieure à la longueur d'onde.

a. Les directions au large

Le tableau IV.1. représente les fréquences d'apparition annuelles et saisonnières des houles par direction. L'analyse des roses de houle, nous a permis de constater que les directions dominantes proviennent des secteurs de l'Est à une fréquence de 23,59% annuellement (prédominance en hiver), et de Nord-Est à 40.9% annuellement (prédominance en été).

Tableau IV.1: Fréquence annuelle et saisonnière des houles au large par direction. (MEDATLAS, 1999-2004)

	Annuelle(%)	Hiver(%)	Printemps(%)	Été(%)	Automne(%)
N ($0^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	11,73	16,9	9,25	5	15,7
NE ($45^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	40,9	23,3	41	60,8	38,5
E ($90^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	23,59	35,9	7,97	15,2	35,1
SE ($135^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	0,54	1,1	0,23	0,24	0,62
S ($180^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	0,77	2,2	0,41	0,12	0,35
SW ($225^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	2,44	4,2	1,7	0,9	2,98
W ($270^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	5,19	1,1	4,7	10,8	4,14
NW ($315^{\circ} \pm 15^{\circ}$)	8,27	12,7	7,28	4,87	8,29

b. Les hauteurs significatives au large

Les fréquences d'apparition des classes de hauteurs significatives en fonction des directions dominantes sont résumées dans le tableau IV.2 qui montre que le Nord-Est et l'Est sont les deux secteurs dont les agitations sont les plus fréquentes.

Tableau IV.2: Fréquences des hauteurs significatives en fonction des directions dominantes au large (MEDATLAS, 1999-2004).

Hauteurs	Fréquences									
	Annuelle		Hiver		Printemps		Été		Automne	
	NE	E	NE	E	NE	E	NE	E	NE	E
0,00 - 0,25	0,8	0,1	1,1	0,4	0,7	0,3	0,2	0	1	0,1
0,25 - 0,5	7,21	2,64	4,3	2,8	6,16	3,54	10,33	1,5	7,64	2,48
0,5 - 0,75	11,47	4,17	6	4	11,02	5,15	18,76	3,91	10,23	3,78
0,75 - 1	9,14	4,27	3,9	4,5	11,12	3,44	14,44	2,81	7,94	4,86
1 - 1,25	6,3	3,55	3,3	4	7,79	3,53	10,03	1,7	4,77	4,27
1,25 - 1,5	3,45	2,95	2,2	3,3	3,74	2,42	5,42	1,6	2,67	3,96
1,5 - 1,75	2,03	2,13	1,3	2,8	1,72	2,83	2,9	0,5	1,9	2,89
1,75 - 2	1,33	2,03	1,1	2,9	1,63	2,02	1,8	0,4	1,1	2,59
2 - 2,5	1,32	2,44	1,8	3,7	1,21	2,52	1,3	0,2	1	3,08
2,5 - 3	0,4	1,31	1	2,2	0,4	1,41	0,3	0,2	0,2	1,69
3 - 3,5	0,3	0,91	0,6	1,3	0,2	0,8	0,2	0,1	0,3	0,7
3,5 - 4	0	0,4	0,1	0,9	0	0,3	0	0	0	0,3
04-5	0	0,4	0,1	0,9	0,1	0,1	0	0	0,1	0,4
05-6	0	0,1	0,11	0,3	0	0,1	0	0	0,1	0,1
6 - 7,5	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	0

IV.4.2 Courants marins

Les courants méditerranéens sont générés par les courants atlantiques pénétrant par le détroit de Gibraltar, ces courants forment des tourbillons anticycloniques de 100 km de diamètre et se déplacent vers l'est avec une vitesse moyenne de 7 nœuds (1nœud = 1 mille/heure ou 1,6093 km/h) (Leclaire, 1972)

À proximité des côtes, les vagues se déforment et induisent la formation d'un courant de dérive littorale (déplacement parallèle au rivage). Cette dérive dépend de l'angle d'incidence d'attaque de la houle sur le rivage, de la hauteur et de la période de la houle, ainsi que de la pente des fonds. La dérive littorale contribue au transport des sédiments, sa vitesse peut dépasser 2m/s, mais elle n'est pas continue, car elle est régulièrement coupée par des courants de retour.

Le courant de retour est un compensateur sur le fond qui s'effectue en direction du large résultant du retour des masses d'eau déployées par la houle sur la côte. Son effet est remarquable surtout par mauvais temps, généralement en hiver. Selon une étude effectuée par L.C.H.F, 1970, les directions des divers courants liées au vent sont comme suit :

- Les vents du nord-est génèrent des courants de direction ouest.
- Les vents du secteur nord et ouest génèrent les courants de direction est.

IV.5 Zone d'étude : la côte de Mostaganem

En fonction des objectifs de notre travail, et pour conduire nos analyses, nous avons délimité une zone d'étude et choisi de travailler sur la côte de Mostaganem, un des secteurs les plus importants de la côte ouest-algérienne. Ce choix est justifié tant par l'intérêt paysager de cette bande littorale, le poids des interventions en matière d'aménagement de ce secteur que par l'importance des fréquentations touristiques et ainsi les éventuels impacts.

La zone d'étude s'étend de 0°8' Ouest à 0°46' est et de 36°29' à 35°37' Nord. Située dans le nord-ouest de l'Algérie, elle est bordée, au nord et au nord-ouest par la mer Méditerranée, à l'est par la wilaya de Chleff, à l'ouest par celle d'Oran, au sud par les wilayas de Mascara et de Rélizane (figure IV.7).

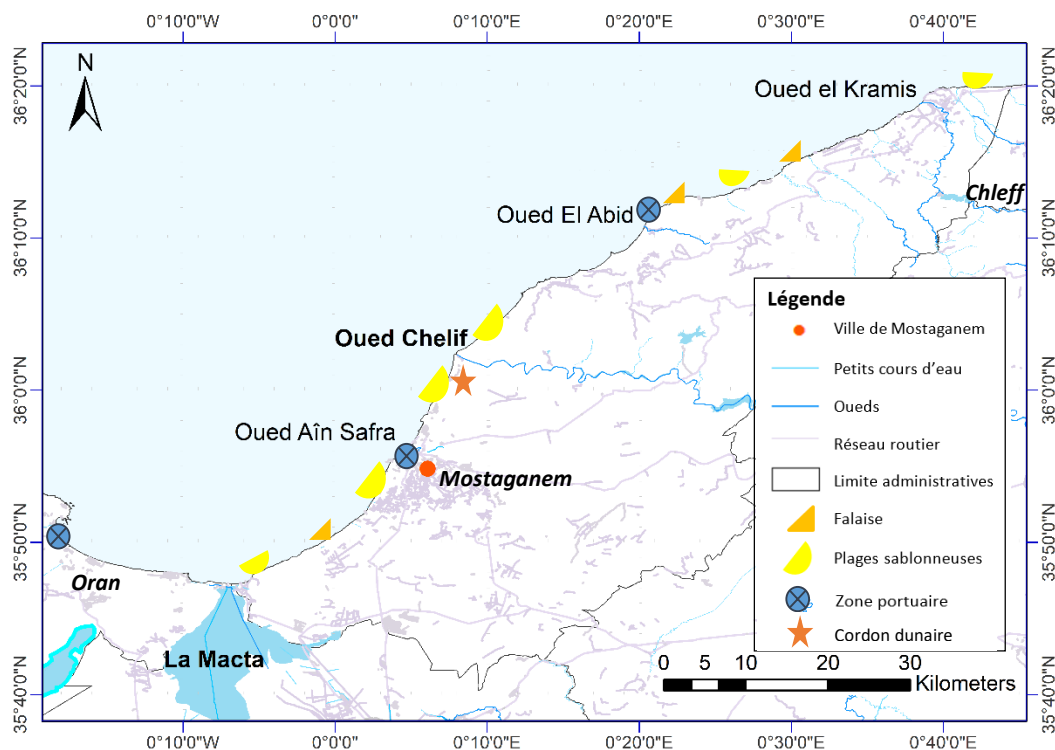
IV.5.1 Caractères physiques et naturels

Mostaganem est située à 400 km à l'ouest de la capitale Alger, avec un linéaire côtier de 124 km, et une diversité paysagère et géomorphologique intéressante. Sa zone côtière s'étend sur 2120 km², dont 53% sont couverts par un couvert forestier. Les conditions météorologiques dans le littoral de Mostaganem correspondent à un climat méditerranéen semi-aride, caractérisé par des étés secs et chauds et des hivers pluvieux.

La vallée correspondant à l'Oued Cheliff, un des cours d'eau les plus importants d'Afrique du Nord, sépare la zone d'étude (figure IV.7) en deux unités géomorphologiques : la première occupe la partie ouest d'un grand plateau quaternaire limité à l'ouest par la dépression de la zone humide de la Macta. Le contact avec la mer se fait à travers de larges plages sablonneuses, des dunes mobiles et des embouchures d'oueds à régime semi-arides, ainsi que des falaises rocheuses et des

dunes consolidées (paléo dune) dans la zone supra-littorale. La deuxième unité se limite à un linéaire de plaines littorales bordées par les versants nord du Dahra où, contrairement à la partie ouest, la biodiversité est plus importante avec l'existence de grandes formations forestières (Megherbi, 2015).

Figure IV.7: Localisation géographique de la zone pilote, le littoral de Mostaganem.



La région de Mostaganem associe plusieurs unités de relief (Caïd et *al.*, 2019)(figure. IV.8) :

- Au centre et au sud, la façade littorale est constituée de plages sablonneuses, en arrière desquelles se trouvent des formations dunaires, mobiles ou consolidées.

- Au nord de la vallée du Chélif, les monts du Dahra sont constitués de marnes, de flyschs et de grès. Ils forment une chaîne accidentée, drainée par un réseau hydrographique très dense. Les sommets atteignent de 300 à plus de 550 m d'altitude. Sur des pentes assez fortes, les sols sont souvent peu évolués.

- Entre la mer et les monts du Dahra, des vallées et des plaines littorales forment un ensemble qui s'élargit vers le nord. Le soubassement est presque exclusivement marneux au centre et au sud. Des flyschs apparaissent également dans la partie nord.

- Au sud de la vallée du Chélif, le plateau de Mostaganem, dont le soubassement est formé de grès pliocènes à ciment calcaire (Zaoui, 2015), présente une surface ondulée, inclinée vers le sud-ouest et le golfe d'Arzew. Les formations du Tertiaire sont couvertes de lumachelles pléistocènes et de matériaux sableux (produits d'altération et remaniements éoliens). Les altitudes sont généralement comprises entre 50 et 300 m, mais elles dépassent localement 450 m. Au nord, le plateau surplombe la mer et le bas Chélif par un escarpement haut de 150 à 200 m.

- À l'est de ce plateau, des collines aux sommets arrondis, culminant entre 150 et 300 m d'altitude, peuvent être rattachées aux monts du Dahra selon le critère topographique.

- Enfin, à l'extrême sud-est, au pied du plateau, s'étendent les plaines des Bordjias, qui englobent les marais de la Macta. C'est ici le domaine de sols salins développés sur des alluvions.

Le littoral de Mostaganem est caractérisé par la présence d'un des ensembles de cordons dunaires les plus importants à l'échelle algérienne. Parmi ces cordons on retrouve celui de Kherouba et d'Aizeub, ce dernier constitue l'un des vestiges des cordons dunaires côtiers du Bas-Cheliff (figure IV.8), qui occupe une superficie de 23,8 ha, et est constitué de formations dunaires semi-fixées à fixées. Sur le plan structural, il superpose des formations plus anciennes d'Argiles et de Quartzites sur lesquelles émerge Djbel Diss, taillé dans des roches sédimentaires de Marnes grises recouvertes de couches sédimentaires de Grès et de Conglomérats (Annexe 3). Ces caractéristiques confèrent au site un caractère vulnérable vis-à-vis des phénomènes de l'érosion hydrique, du mouvement et de l'instabilité du sol.

Les cordons dunaires sont principalement formés de sable d'âge quaternaire, issu d'un processus morpho-sédimentaire néogène sur le temps géologique, formant ainsi les plages émergées du niveau supérieur.

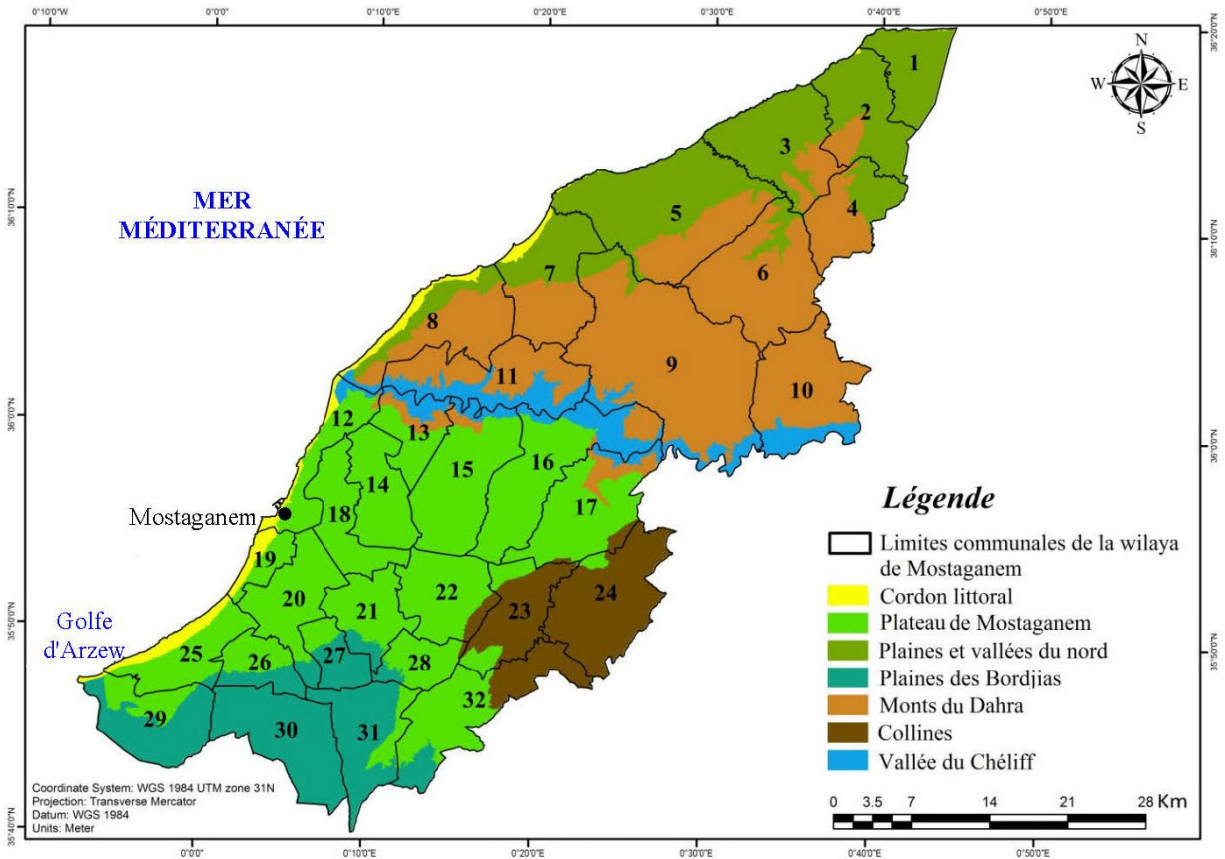


Figure IV.8: Distribution des unités de relief dans la région de Mostaganem (Caïd *et al.*, 2019)

IV.5.2 Caractères socio-économique

L'ensemble naturel de la région de Mostaganem est cerné par une suite d'agglomérations semi-urbaines et rurales et par sa ville, la deuxième plus importante ville de l'ouest après Oran. Malgré le nombre important de la population occupant les dix communes qui se partagent le littoral de la wilaya de Mostaganem (330 000 habitants) et l'importance des activités industrialo-portuaires, l'urbanisation reste plutôt discontinue et la surface artificialisée ne dépasse pas les 40 % du total de la bande littorale. On note, en revanche, que la partie occidentale de ce littoral est déjà densément bâtie et fortement artificialisée (Ghodbani *et al.*, 2016; Taïbi, 2016).

En l'absence d'instruments de protection des littoraux, le Plan Directeur de l'Aménagement et de l'Urbanisme (PDAU, 1990) de Mostaganem a prévu une extension du tissu urbain sur la partie côtière du site : Salamandre à l'ouest, sur des formations dunaires mobiles, et Kharouba à l'est, au niveau de l'extrémité orientale du plateau de Mostaganem.

Le caractère naturel riche et l'importante diversité paysagère procurent la wilaya de Mostaganem un vrai potentiel touristique en accueillant environ 11 millions de touristes par année (Taibi, 2016). En effet, la demande sans cesse croissante et le nombre insuffisant d'hébergements d'accueil ont conduit les autorités à augmenter le nombre de structures d'accueil. Dans ce cadre, 16 Zones d'Extension Touristique (ZET) sont réalisées, prévues et en cours de réalisation (figure IV. 9). Certaines de ces structures sont en cours de construction sur des dunes côtières et dans le Domaine Public Maritime (DPM), entre 40 et 50 m du trait de côte (Taibi, 2016), sans tenir compte de la loi algérienne 02-02 sur le littoral (Annexe 4).

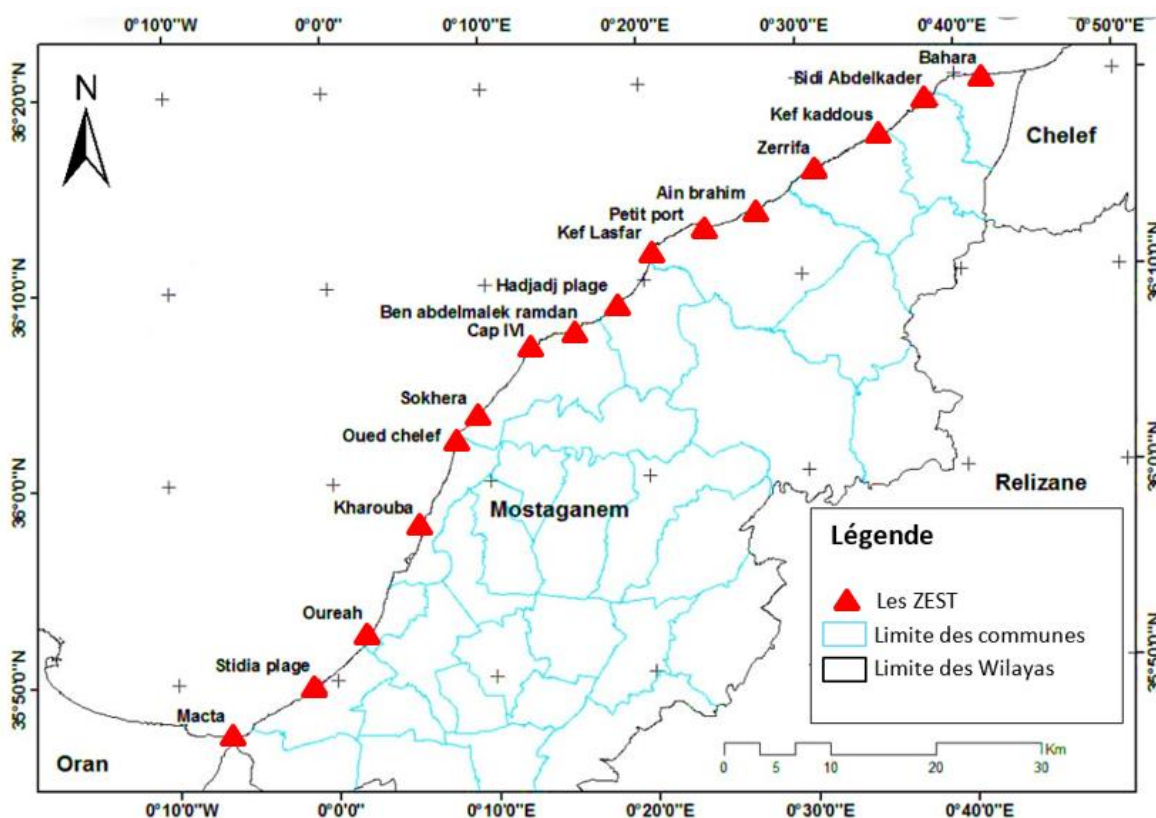


Figure IV.9: Répartitions des projets des zones d'expansion touristique à Mostaganem

Selon une étude de l'évolution des dunes réalisée par (Senouci et *al.*, 2019) dans la partie occidentale de Mostaganem (Kharrouba), l'artificialisation du littoral a déjà causé des dommages environnementaux importants. De 1989 à 2012, la surface des dunes a diminué de 39 %. Comme la relation entre les dunes et l'érosion/accrétion des plages est claire, l'artificialisation côtière pourrait affecter la côte sableuse en raison de la perturbation de son bilan sédimentaire.

IV.6 Conclusion

La côte ouest-algérienne présente une zone à potentiels naturels et socio-économiques très importants, à l'instar de Mostaganem. Son littoral de 124 km est composé de dix districts et d'un fleuve (Oued Cheliff), qui divise la province en deux parties. Contrairement à la partie est, qui est peu urbanisée et possède d'immenses plages, dunes, plaines littorales et forêts, la partie ouest est fortement urbanisée.

Considérée comme l'une des principales villes côtières d'Algérie, Mostaganem a été intensivement urbanisée ces dernières années, et ses dunes de sable ont été surexploitées pour les besoins de la construction. Dans le but d'augmenter le nombre de bâtiments résidentiels et de stimuler le tourisme, on note l'initiation de projets de construction dans la bande côtière de 300 mètres, et ce, en dépit de la Loi algérienne relative au Littoral (loi 02-02), qui les interdit.

Il est, également, important de signaler que le Bas-Cheliff représente une zone deltaïque, qui est propice aux phénomènes de sédimentation et d'engraissement des plages associées. Cependant, on relève un recul spectaculaire du trait de côte le long de la rive gauche de l'embouchure d'Oued Cheliff. Les causes à l'origine de ce phénomène sont multiples, mais leur identification nécessite un diagnostic spatiotemporel à l'échelle des cellules sédimentaires locales.

Ainsi, cette étude prend comme zone pilote la côte de Mostaganem et vise à évaluer sa vulnérabilité en abordant les questions susmentionnées. Plus particulièrement, elle démontre l'apport des méthodes de télédétection pour une surveillance et une caractérisation de l'aléa de l'érosion en explorant de nouvelles techniques.

PARTIE II : MATERIELS ET METHODES

Chapitre V

Extraction automatique du trait de côte à partir des données satellitaires

Introduction

Selon la littérature consultée, l'interprétation visuelle réalisée soit directement sur le terrain, soit indirectement sur un document iconographique est l'approche de détection la plus appliquée pour le suivi du trait. La précision des lignes extraites par ces approches qui s'avèrent particulièrement chronophages est extrêmement variable. Ainsi, ces méthodes classiques sont remises en question, vu leur caractère subjectif.

Par ailleurs, il a été démontré que l'imagerie satellitaire, ainsi que les nouvelles méthodes de télédétection peuvent offrir des approches plus pratiques pour la cartographie et le suivi des milieux côtiers.

En effet, dans ce premier chapitre de la partie II de la partie méthodologique, nous appliquons, évaluons et développons des méthodes de traitement d'images satellitaires afin d'extraire les indicateurs de trait de côte d'une façon automatique. Le but étant de déterminer une méthode reproductible qui pourrait éliminer la forte subjectivité de la digitalisation manuelle, largement utilisée, et réduire le temps et les coûts d'investigation directe.

Un comparatif est réalisé entre les différentes approches d'extraction du trait de côte et les données in-situ en vue d'identifier l'approche qui présente le plus de précision. Ainsi, l'approche retenue sera utilisée pour réaliser un suivi spatio-temporel pour la caractérisation de l'aléa de l'érosion.

V.1 Approche méthodologique générale

Le présent chapitre porte sur la détection et l'extraction (semi)-automatisée du trait de côtes par des méthodologies spécifiques à la classification d'images satellitaires.

À travers une étude comparative (figure V.1), la pertinence des méthodes de classification supervisée des images, orientées Pixel (*Pixel Based Image Analysis*- PBIA) et orientées objet (*Object Based Image Analysis*- OBIA), ainsi que des algorithmes de *Machine* et *Deep Learning*, est évaluée en matière de détection et d'extraction du trait de côte.

Par ailleurs, pour mieux appréhender la problématique de la multitude de choix d'indicateurs de trait de côte, pour chaque catégorie de côte (côtes sablonneuses et côtes rocheuses), plusieurs types d'indicateurs ont été sélectionnés pour tester les méthodes d'extraction (semi)-automatique, et ce, à partir de trois (03) types d'images satellitaires, à savoir, Sentinel-2, Pléiade et Alsat (figure V.1).

L'évaluation de la pertinence de ces méthodes s'est basée sur trois examens, à savoir :

- (i) Une inspection visuelle des cartes produites par les approches de classification ;
- (ii) Une évaluation de la pertinence de la classification via le calcul des indices métriques (matrice de confusion) ;
- (iii) Une inter-comparaison avec un trait de côte de référence, in-situ ou digitalisé.

Ces évaluations ont été réalisées pour deux objectifs :

- (i) Identifier les différences significatives entre les classifications PBIA et OBIA lors de l'utilisation du même algorithme de *Machine Learning* ;
- (ii) Identifier les différences significatives existant entre les algorithmes de *Machine Learning* au sein de la même approche, PBIA ou OBIA.

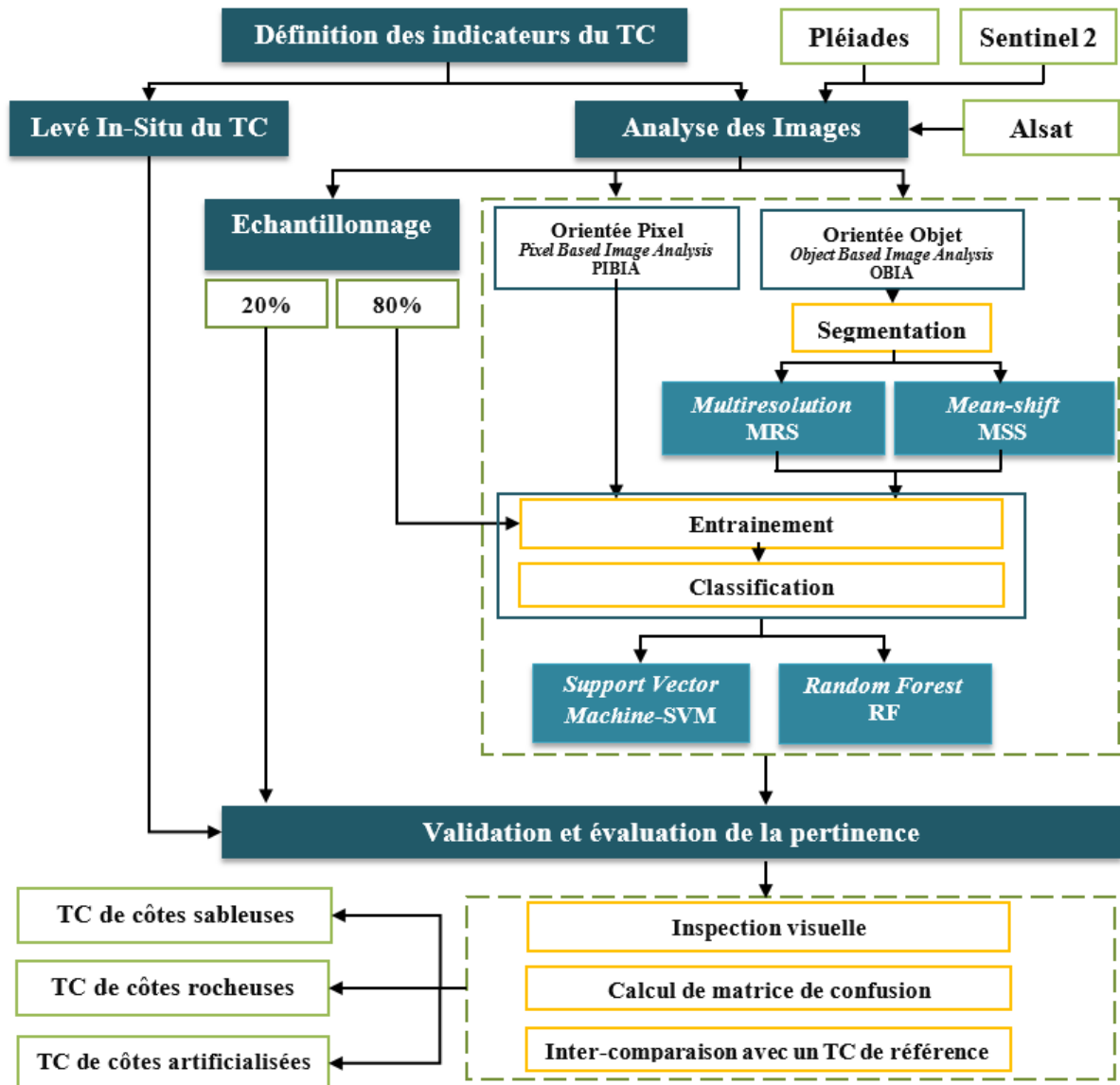


Figure V.1: Etude comparative entre les différentes méthodes de classification et algorithmes de *Machine Learning* peu profond en utilisant des images multirésolution-multicapteurs.

V.2 Acquisition des données

Étant exploratoires, les travaux menés sur la détection du trait de côte se sont appuyés sur des données multi-spectrales provenant de capteurs différents : des images en libre accès issues de Sentinel-2 (haute résolution spatiale, temporelle et spectrale) disponibles et des images issues de Pléiades (très haute résolution spatiale et faible résolution temporelle) dont l'acquisition a été spécialement programmée ; ainsi que des données disponibles au niveau des institutions locales en Algérie (Image Alsat de très haute résolution spatiale).

Il a été envisagé de travailler à partir de données hyper-spectrales. Cependant, de telles images avec une bonne résolution spatiale n'étaient pas disponibles sur la zone d'intérêt, ce qui a mené à l'abandon de cette piste.

Par ailleurs, des données de terrain (levés topographiques) ont été collectées afin de valider les modèles de classification et évaluer la pertinence des résultats.

V.2.1 Données de terrain

Des sorties préliminaires sur terrain ont été effectuées afin de prospecter le secteur d'étude en amont des missions de levés. Ces sorties ont été réalisées dans le cadre de ce projet de thèse avec le Centre Technique Spatiale d'Arzew (CTS). Elles avaient pour buts de :

- i) Délimiter la zone d'intérêt et l'emprise du levé ;
- ii) Déterminer les indicateurs pour les levés GPS (tableau V.1) ;
- iii) Identifier la position de la station de base, et l'accessibilité, en fonction des indicateurs à lever, pour les parcours du GPS mobiles (des points géodésiques existants, des obstacles, etc.) ;
- iv) Estimer la durée de la mission, la précision et la densité des points.

Tableau V.1: Types d'indicateurs de trait de côte extrait par les approches de classification

Type de milieu	Indicateur du trait de Côte	Approches	Algorithme	Type de données
Côte sablonneuse	-limite sable sec /humide			
	-limite de la végétation terrestre			Pléiades
		Classification	Random Forest	Sentinel-2
		Orientée Objet	SVM CNN CNN-OBIA	Levé de terrain (DGPS)
Côte rocheuse	-Limite de Lichen marin	Classification		
	-Limite pied/ sommet de falaise	Orientée Pixel		
Côte artificialisée	-Limite terre/mer			

V.2.1.1 Choix des indicateurs de trait de côte

a. Côtes sablonneuses

Le choix d'un indicateur de trait de côte doit répondre aux principales exigences, c'est-à-dire le trait de côte doit être (i) facilement et uniformément reconnaissable sur les images en noir et blanc et en couleur ; (ii) linéairement continu le long de la plage ; et (iii) les variations de sa position le long de la plage en raison des changements de niveau d'eau sont minimales.

Après l'analyse du type de milieu, un système de la plage sablonneuse de l'embouchure d'oued Cheliff (figure V.2) un des plus importants oueds en Afrique du Nord, a été choisi afin d'appliquer les méthodes de classification d'images. En effet, un indicateur biologique relatif à la végétation dunaire pionnière ou pérenne a été relevé sur terrain.

Un indicateur hydrodynamique a été relevé pour la côte sablonneuse, il s'agit du Niveau des Hautes Eaux (NHE) (figure V.2). Pour une côte microtidale, NHE peut être le même que la limite sable humide/sec. Cet indicateur est couramment utilisé en raison de son caractère pratique, et sa fiabilité (Boak et Turner, 2005). De plus, il peut être détecté sur terrain (Shalowitz, 1962) ou via des photo-aériennes et des images satellitaires. Sur ces dernières, la réflectance élevée du sable se traduit par une luminosité élevée. Submergée par l'eau de mer, la plage apparaît plus sombre sur l'image. Elle présente ainsi des valeurs de gris différentes aux longueurs d'onde infrarouges, formant des signaux interprétatifs, ce qui permet une détection efficace sur les photos aériennes et les images satellites.

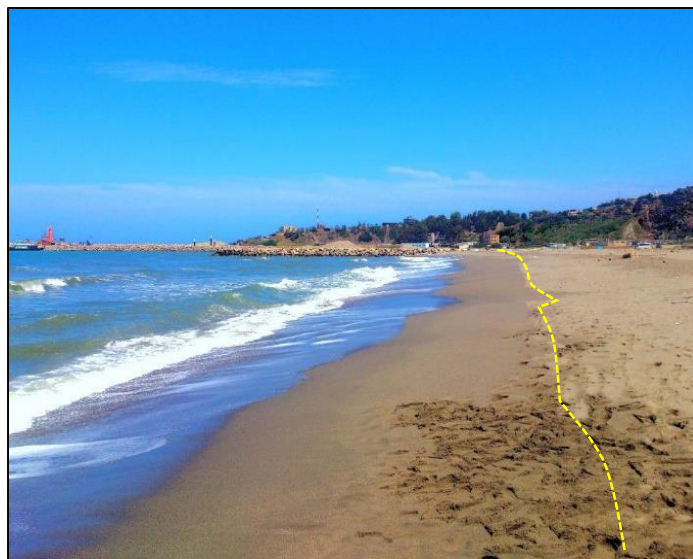


Figure V.2: Indicateur de trait de côte pour les plages sableuses- Niveau des Hautes Eaux (en jaune).

b. Côtes à falaises rocheuses

Les conditions du bon choix d'indicateurs de trait de côte peuvent être remplies par des indicateurs biologiques, qui sont généralement préférés (Le Berre et *al.*, 2005). Les informations sur l'habitat biologique de la côte rocheuse sont spécifiées dans le système d'information sur la nature (clé B3 : falaises, corniches et côtes rocheuses) (Davies *et al.*, 2004; Romero et *al.*, 2016). Ainsi, le niveau supra-littoral des côtes rocheuses et à falaise est caractérisé par la présence de lichens noirs associés à des algues marines. Le système réfère à une espèce qui pourrait être celle qui est détectée sur le terrain, il s'agirait de *Verrucaria amphibia*, ou *V. Maura*, qui apparaît comme une ceinture noire sur le substrat (figure V.3). En effet, la limite supérieure de cette ceinture est considérée comme un bon indicateur biologique/botanique du trait de côte du littoral rocheux (Bonnot-Courtois et *al.*, 2013).

Par ailleurs, des indicateurs géomorphologiques sont potentiellement reconnaissables pour la détection du trait de côte pour les côtes à falaises (rocheuses). Dans notre cas d'étude, et dans le contexte d'évaluation de la pertinence des méthodes de classification d'image en matière d'extraction des indicateurs géomorphologiques, les deux indicateurs, pied et sommet de falaise ont été préconisés et relevés sur terrain.



Figure V.2: Indicateur biologique de trait de côte pour les falaises rocheuses – Lichen noir (en jaune).

c. Côtes artificialisées/ouvrages

Pour les côtes artificialisées, c'est la limite côté terre de l'ouvrage qui a été retenue comme indicateur de trait de côte.

V.2.1.2 Levé DGPS

Les indicateurs de trait de côte choisis pour chaque type de milieu ont été relevés directement sur terrain. Les sorties de terrain ont été spécialement programmées pour qu'elles coïncident avec les missions spatiales d'acquisition des images Pléiades (1 juillet 2019) dans le but d'évaluer l'apport et les limites de la télédétection en matière d'extraction d'une information fondamentale pour le suivi de l'évolution côtière.

Ainsi, des levés topographiques ont été effectués par un GPS différentiel (DGPS), dont les mesures se font selon une précision centimétrique. Ce DGPS est composé d'un récepteur GPS de base, positionné sur un point dont les coordonnées sont précisément connues (avec une très grande précision) et un autre GPS mobile.

Les levés ont été effectués avec un type de mesure des coordonnées en temps réel (instantanée) de mode RTK (« *Real Time Kinematic* »). Pour les levés des indicateurs des traits de côtes, l'intervalle d'acquisition des points était d'une seconde en topo-continue, en revanche pour les *Ground Control Point* (GCP) et d'autres points caractéristiques, l'acquisition des points était en point-topo.

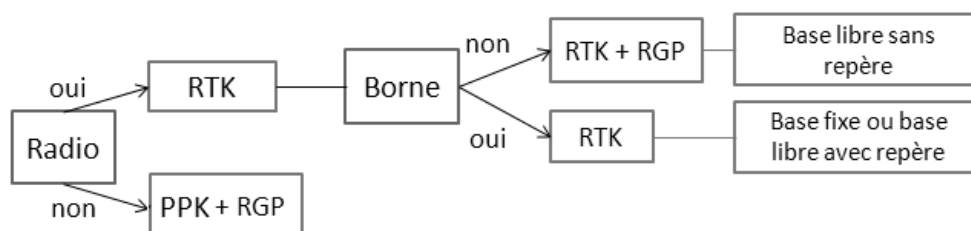


Figure V.4: Les types de levés DGPS

Les levés des indicateurs de trait de côte ont été effectués le long de différents types de milieux (figure V.5) qui sont :

- i) Les dunes côtières,
- ii) Une côte à embouchure d'oued et côtes sablonneuses,

iii) Les côtes rocheuses (falaise)

L'objectif étant d'évaluer l'efficacité de l'imagerie multi-spectrale et les méthodes de télédétection en matière d'extraction des différents indicateurs de trait de côte. Ces levés ont été comparés aux traits de côte extraits par des méthodes de télédétection, en calculant les distances entre les mêmes indicateurs de trait de côte issus de chaque méthode (télédétection et levé terrain). Par ailleurs, nous avons réalisé des levés topographiques, des profils de plage sous forme de mesures altimétriques le long de radiales perpendiculaires au trait de côte. Ces profils de plages ont été utilisés afin de calculer la marge d'incertitude pour la validation du modèle d'extraction automatique du trait de côte.

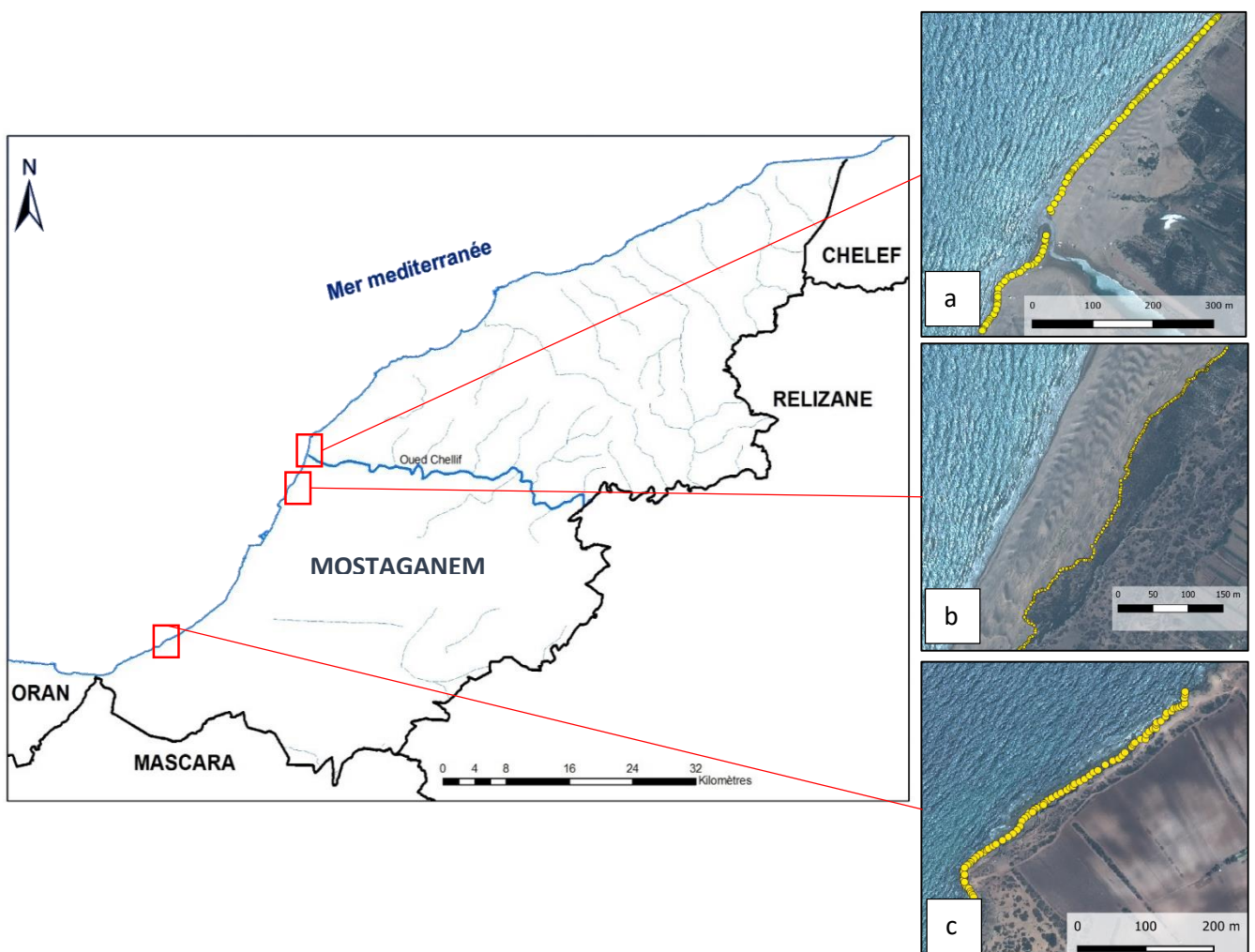


Figure V.5: Les levés de terrain des indicateurs de trait de côte effectués le long de différents types de milieux ; a) côte sablonneuse, b) végétation dunaire du système plage-sable, c) côte rocheuse.

V.2.1 Données multi-spectrales

V.2.1.1 Acquisition et prétraitement des images Pléiades

Dans le but d'évaluer l'apport des images de Très Haute Résolution (THR), des images Pléiades de résolutions 0,5m ont été utilisées. Ces images ont été acquises via une programmation d'une mission satellitaire spéciale afin d'effectuer des levés in-situ simultanément. Cette acquisition a été programmée pendant l'été (le 1er juillet 2019), qui est considéré comme la meilleure période pour la collecte de données du fait que les plages y sont plus stables.

Tableau V.2 : Résolutions spectrale et spatiale des satellites Pléiades

Bandes	Pléiades	
	Longueur d'onde (nm)	Résolution (m)
B1 (Bleu)	430-550	2
B2 (Vert)	500-620	2
B3 (Rouge)	590-710	2
B4 (Proche infrarouge)	740-940	2
B5 (Panchromatique)	480-830	0.5

Un filtre de *Meanshift Smoothing* a été appliqué sur les images Pléiades afin d'améliorer l'apparence des couleurs et les contrastes (figure V.6). Cet algorithme repose sur un voisinage de pixels et une valeur d'intensité minimale correspondant au gradient minimum d'un contour. C'est un filtre qui préserve les contours en renforçant les contrastes (Comaniciu et Meer, 2002; Liu et al., 2018)

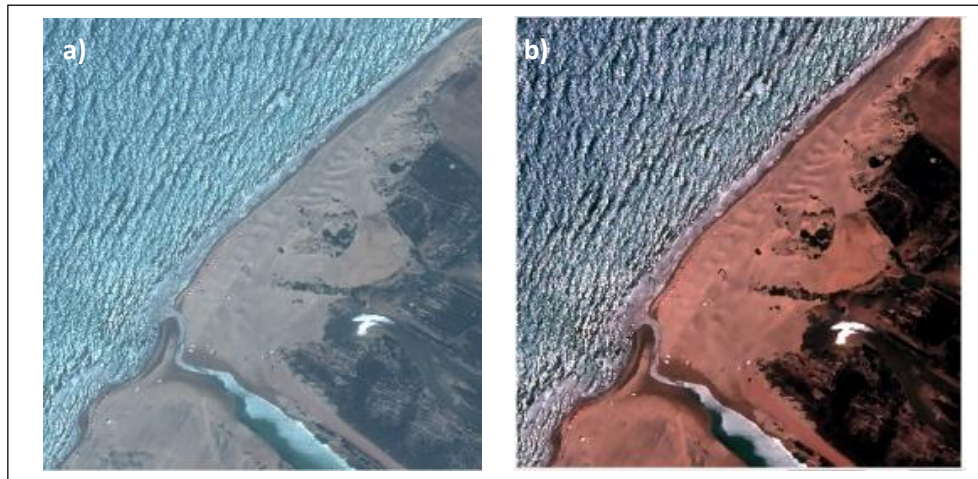


Figure V.6 : Prétraitement de l'image a) Image brute, b) Application du filtre *Meanshift smoothing*.

V.2.1.2 Acquisition et prétraitement des images Sentinel-2

Le deuxième type de données multi-spectrales exploité dans cette étude est l'imagerie de haute résolution des satellites Sentinel-2 (niveau de traitement 2A1 tuiles : T31TDH et T31TDJ). Des images de Sentinel-2 ont été téléchargées sur la plateforme Théia du CNES (accès libre et gratuit), et décompressées par l'intermédiaire du logiciel PEPS Downloader, avec 13 bandes spectrales de différentes résolutions spatiales allant de 10 à 60 m. Les bandes B2, B3, B4 et B8 ont une résolution de 10 m. Tandis que les bandes B5, B6, B7 et B8 ont une résolution de 20 m et les bandes B1, B9 et B10 une résolution spatiale de 60 m.

Les images Sentinel-2 téléchargées ont nécessité un prétraitement en amont du processus de classification (figure V.7). L'ensemble des tâches de prétraitements, de calculs d'indices et masques ont été effectués sur le logiciel SNAP de l'ESA.

Premièrement, un ré-échantillonnage (par convolution cubique) a été nécessaire pour uniformiser la résolution spatiale des différentes bandes à 10 m (la plus fine pour du Sentinel-2).

Des couches *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) et *Normalized Difference Water Index* (NDWI) ont été créées et fusionnées avec les bandes spectrales de Sentinel-2. Le NDVI est un indicateur de détection de la verdure et la qualité de végétation. Souvent utilisé en télédétection, cet indice se calcule à partir des canaux, rouge (R) et proche infrarouge (PIR) par la formule :

$$\text{NDVI} = (\text{PIR} - \text{R}) / (\text{PIR} + \text{R}) \quad (\text{V.1})$$

Le NDVI a été calculé pour l'inclure dans le processus de fusion des bandes.

Un autre indicateur a été calculé, il s'agit du NDWI () qui se calcule par des canaux proches infrarouges (NIR) et infrarouges à ondes courtes (SWIR). Ses valeurs varient en fonction de la teneur de la végétation en eau. Cet indice est donné par la formule :

$$\text{NDWI} = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{NIR} + \text{SWIR}) \quad (\text{V.2})$$

Une fusion « stack » a été réalisée afin de les concaténer et avoir une image multicouche utilisée pour appliquer les approches de classifications. Un découpage « subset » pour ajuster les images selon l'emprise définie de la zone d'étude a été réalisé au préalable directement à partir de l'emprise au format .shp définie manuellement sur ArcGIS.

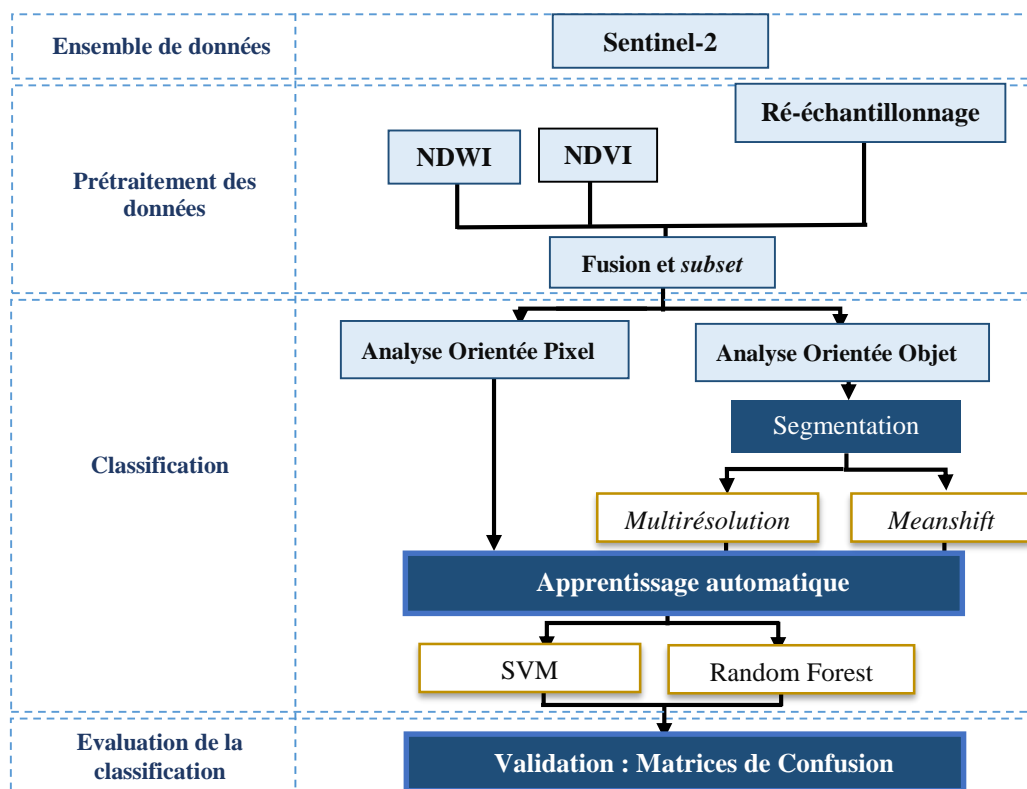


Figure V.7 : Méthodologie de traitement des images Sentinel-2.

V.2.1.2 Acquisition et prétraitement des images Alsat

Des images Alsat4 ont été acquises pour mener à terme ce travail, c'est un programme porté par l'Agence Spatiale Algérienne (ASAL) il s'inscrit notamment dans le Programme Spatiale National (PSN, 2006-2020), ayant comme objectifs le monitoring des territoires et l'appui du développement durable au pays.

Cinq satellites ont été lancés entre 2002 et 2016, dont 4 satellites d'observation de la terre et un Nanosatellite expérimental, ces satellites optiques constituent désormais une archive multitemporelle (19 ans d'images en 2021). Les caractéristiques des images acquises sont synthétisées ci-dessous (tableau V.3).

Les données Alsat, ont été fournies en fichier brut comportant les images multispectrale et panchromatique séparées, une fusion sur ENVI a été effectuée avec le Gram Schmidt Fusion. Par ailleurs, un filtrage par *meanshift smoothing* a été appliqué pour améliorer les contrastes.

Tableau V.3 : caractéristiques des images Alsat acquises de l'ASAL

	Bandes	Résolution	Date d'acquisition
Alsat B 2	4 Bandes (0.45-0.89 μ m)	10 m en multispectrale et 2.5m en panchromatique	29-09-2017

V.3 Échantillonnage

Les approches de classification supervisée nécessitent la sélection des échantillons pour entraîner et valider le modèle de classification. Ils sont utilisés pour compiler une "clé d'interprétation" numérique décrivant les attributs spectraux de chaque type de caractéristique d'intérêt.

Pour obtenir des échantillons, des points aléatoires ont été automatiquement créés sur des images de THR par le biais du logiciel ArcGIS. L'objectif étant de mettre en évidence les indicateurs du trait de côte, des classes ont été attribuées à ces points en fonction du type de la couverture du sol.

V.3.1 Choix de la nomenclature des classes

Le choix de la nomenclature pour la classification s'effectue en fonction des classes cibles. Par exemple, pour la détection de la limite de la ceinture noire relative aux lichens/algues marins pour les côtes à falaises, les classes attribuées, sont, i) Eau, ii) Sol nu, iii) Lichen, et iv) Végétation, et les classes cibles sont : Lichen et sol nu (figure V.8).

Par ailleurs, afin de mettre en évidence le NHE et la limite de la végétation dunaire pour la côte sablonneuse quatre classes ont été attribuées, à savoir, i) Eau, ii) Sable sec, iii) Sable humide, et iv) Végétation (figure V.8). La classe eau représente les eaux côtières peu profondes et les eaux de rivières. La classe de sable sec représente une plage constituée de matériaux sablonneux secs et homogènes, tandis que la classe sable humide représente une zone de transition aux tons foncés de sable submergé. Les classes cibles sont le sable sec et le sable humide pour le NHE, et les classes végétation et sable sec pour la végétation dunaire, car la limite entre les deux classes est considérée comme l'indicateur du trait de côte.

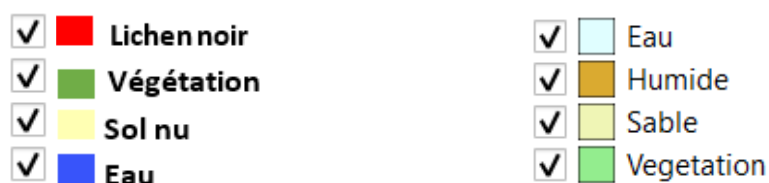


Figure V.8 : Exemple de la nomenclature des classes pour la classification supervisée et la détection du trait de côte.

V.3.2 Création des échantillons

La distribution des points échantillons (figure V.9) sur l'ensemble de l'image a été soigneusement étudiée. La règle générale était de créer des points de façon à ce que le nombre de pixels par classe d'entraînement soit au moins 10 fois supérieur au nombre de bandes à classer (Ochieng et *al.*, 2013).

Les échantillons ont été divisés en deux sous-ensembles d'entraînement et de validation, et ce en utilisant une sélection aléatoire automatique par pourcentage. Pour toutes les classifications, 80 % des échantillons ont été utilisés pour entraîner et optimiser les paramètres des algorithmes de *Machine Learning*, tandis que les 20 % restants ont servi d'ensemble de validation pour évaluer la précision. De plus, les échantillons ont été sélectionnés sur l'ensemble de la zone d'étude de manière à ce qu'il n'y ait pas de chevauchement entre les ensembles d'entraînement et de validation.

Il convient de noter que les ensembles de validation n'ont été utilisés ni pour déterminer les paramètres des algorithmes de *Machine Learning*, ni pour créer le modèle de classification. Par ailleurs, le déroulement de la procédure de cette étude a permis de s'assurer que toutes les méthodes de classification utilisaient les mêmes échantillons sélectionnés.

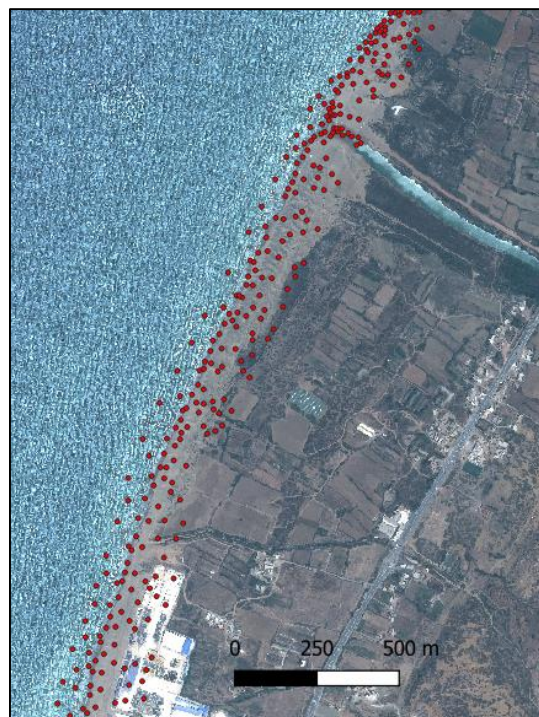


Figure V.9: Représentation des points échantillons (en rouge) d'apprentissage et de validation.

V.4 Traitement des données multi-spectrales par le *Machine Learning*

V.4.1 Analyse d'Image Orientée Pixel (*Pixel Based Image Analysis- PBIA*)

L'approche orientée pixel (*Pixel Based Image Analysis- PBIA*) repose sur l'information spectrale des images satellitaires. Dans le cadre de cette étude, PBIA a été appliquée afin de détecter le trait de côte, par le biais du logiciel de libre accès Orfeo Tool Box® (OTB) (figure V.10). Ainsi, les trois types d'images (Pleïades, Sentinel-2 et Alsat) ont été utilisés, après le prétraitement, pour tester la performance des algorithmes de *Machine Learning* (RF et SVM) pour une analyse au niveau du pixel en utilisant des échantillons d'apprentissage.

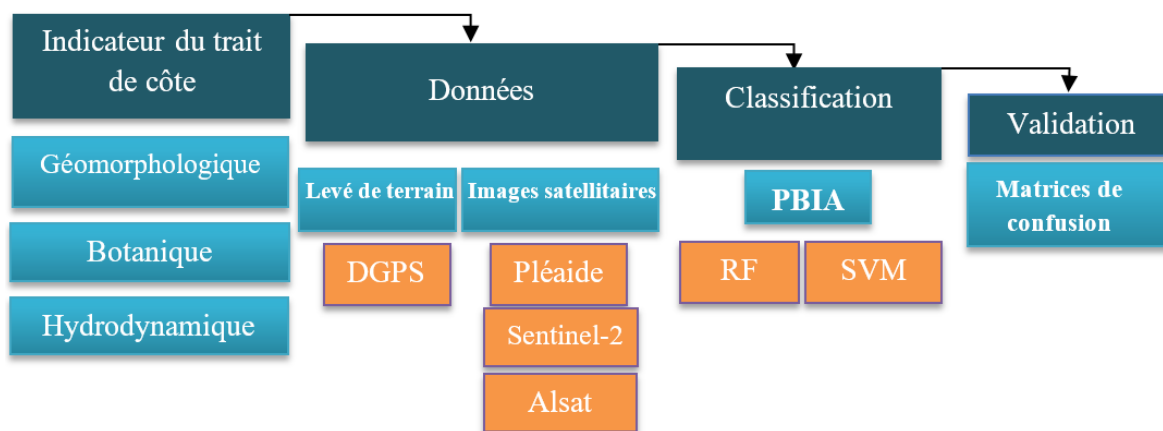


Figure V.10 : Diagramme des étapes de la classification supervisée orientée pixel (PBIA).

V.4.2 Analyse d'Image Orientée Objet (*Object Based Image Analysis -OBIA*)

La Classification Orientée Objet (OBIA) repose sur une analyse des variables spectrales, texturales et contextuelles de l'imagerie satellitaire. Le diagramme (figure V.11) représente les différentes étapes de cette méthode appliquée pour détecter et ensuite extraire le trait de côte.

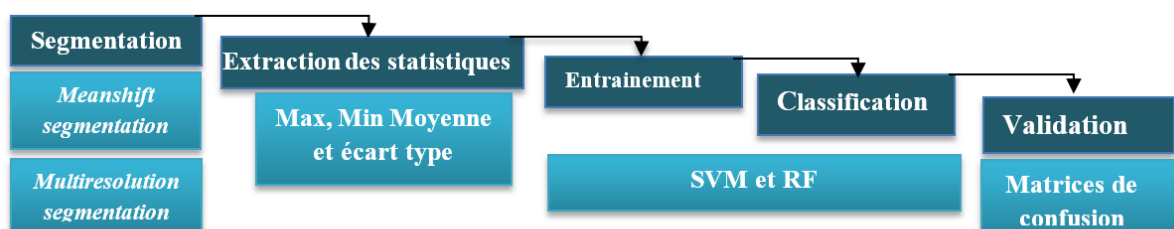


Figure V.11: Diagramme des étapes de la classification orientée objet (OBIA).

V.4.2.1 Segmentation

La première étape fondamentale de l'approche OBIA est la segmentation dans laquelle l'image est transformée de pixels discrets en objets homogènes (figure V.12). Il existe différents algorithmes de segmentation ; c'est pourquoi nous effectuons une analyse comparative entre deux algorithmes couramment utilisés ; la segmentation multi-résolution (Multiresolution Segmentation- MRS) et la segmentation par décalage moyen (Meanshift segmentation-MSS).



Figure V.12: Segmentation de l'image a) Image brute, b) création des objets/segments de l'image.

a. La segmentation multi-résolution (*Multiresolution Segmentation- MRS*)

Trois facteurs sont définis par l'utilisateur pour le *Multiresolution Segmentation-MRS* : L'échelle (Sc), qui définit l'hétérogénéité maximale autorisée au sein des objets ; b) la forme (Sp), qui est un poids entre un facteur spectral et un facteur de forme ; et c) la compacité (Cp), qui rend l'objet plus ou moins régulier.

b. La segmentation par décalage moyen (*Meanshift segmentation-MSS*)

Il est basé sur deux paramètres principaux définis par l'utilisateur : a) la largeur de bande spatiale (hs), qui est la distance spatiale entre les classes dans le domaine spatial et b) la largeur de bande spectrale (hr), qui représente la différence spectrale entre les classes.

Étant donné que l'objectif de cette étude est d'identifier une méthode d'extraction de traits de côtes reproductible, l'utilisation d'un logiciel disponible pour un grand nombre d'utilisateurs est pris en considération. Par conséquent, la MRS a été réalisée à l'aide du logiciel *eCognition*

Definiens Developer, qui un logiciel payant, tandis que la MSS a été réalisée à l'aide du logiciel libre *Orfeo Tool Box* (OTB).

L'évaluation de la précision de la segmentation a été réalisée suivant deux catégories d'approches : subjective et non subjective (Zhang et al., 2008). Il est à noter que plusieurs valeurs relatives aux paramètres des algorithmes de segmentation ont été testées afin de sélectionner la meilleure configuration. Par conséquent, ces valeurs ont été déterminées après un processus d'essai et d'erreur « *trial-and-error* ». Pour chaque essai une inspection visuelle des objets résultants a été effectuée, faisant ainsi référence à une approche d'évaluation subjective. En outre, l'évaluation non-subjective a consisté en le calcul d'un indice de précision globale (*Overall Accuracy-OA*) pour chaque configuration de paramètres.

Par ailleurs, dans le processus de segmentation, il est possible de donner plus de poids à certaines bandes spectrales utilisées. Ainsi, la bande du proche infrarouge (PIR 740-940nm) a été pondérée davantage plus que les autres bandes (figure V.13), car il est bien connu que cette région du spectre électromagnétique améliore la détection de l'interface terre/eau en raison des propriétés optiques inhérentes à l'eau (Valderrama-Landeros et Flores-de-Santiago, 2019).

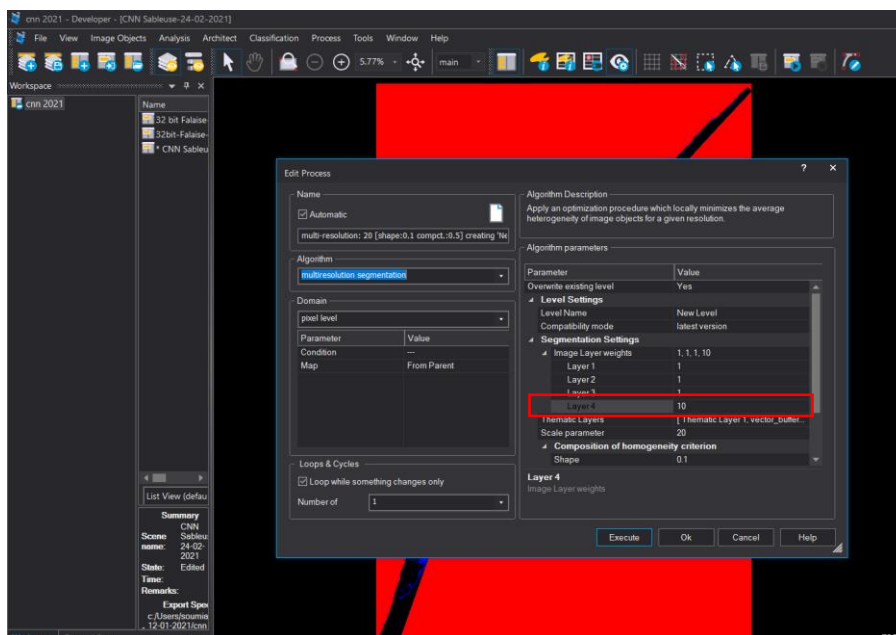


Figure V.13 : pondération de la bande du proche infrarouge (encadré en rouge).

V.4.2.1 Extraction des statistiques

Pour chaque objet résultant de la segmentation finale des images, des statistiques relatives aux propriétés spectrales et spatiales ont été calculées, il s'agit de la moyenne, l'écart type, le maximum et le minimum. Ces statistiques serviront l'étape d'entraînement de l'algorithme de *Machine Learning*. Pour cette étape, les mêmes points échantillons d'apprentissage ont été choisis pour les deux approches PBIA et OBIA. Cependant, ces échantillons sont créés au niveau pixel. En effet, en utilisant l'outil « sélection par localisation » sur ArcGIS, un croisement des points échantillons par localisation a été effectué avec les objets créés à partir de la segmentation. Ce croisement a généré une sélection d'objets qui a été exportée comme étant des objets échantillons d'apprentissage (figure V.14).

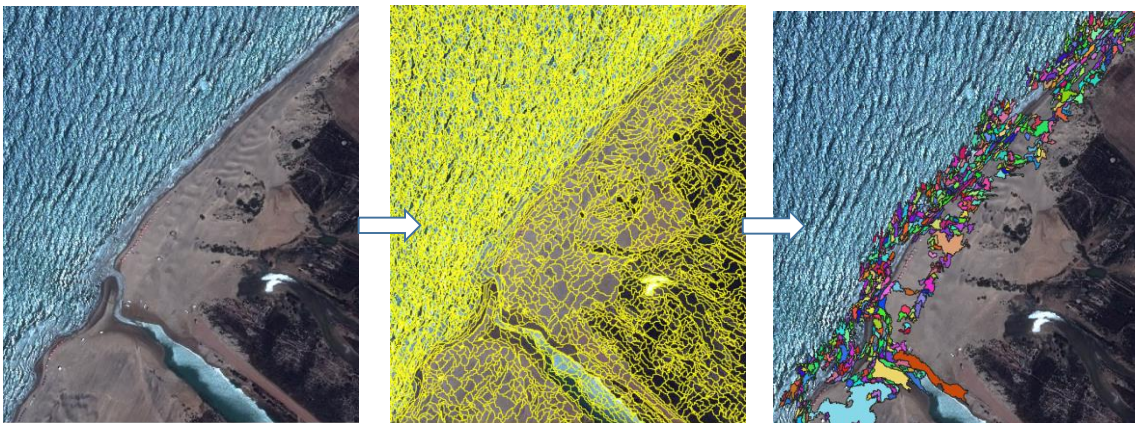


Figure V.14 : Processus de segmentation de l'image et de sélection des objets échantillon d'apprentissage pour *Object Based Image Analysis* (OBIA).

V.4.3 Entraînement des algorithmes de *Machine Learning* et classifications

Différentes valeurs de paramètres ont été testées pour chaque algorithme de *Machine Learning* peu profond, c'est-à-dire les paramètres de *Random Forest* (RF) et *Support Vector Machine* (SVM), et ce, afin d'optimiser les performances de la classification. Par conséquent, ces valeurs ont été déterminées après un processus de validation croisé sur la base des modèles de classification qui ont obtenu la plus grande précision globale (*Overall Accuracy*, OA).

Par ailleurs, il convient de noter que le même ensemble d'échantillons d'apprentissage et de validation est utilisé pour les deux algorithmes de *Machine Learning* (RF et SVM).

V.4.3.1 *Random Forest (RF)*

Le *Random Forest* (RF) (Breiman, 2001) est considéré comme très « convivial » dans la mesure où il ne comporte que deux paramètres : le nombre de variables dans le sous-ensemble aléatoire à chaque nœud (Mtry) et le nombre d'arbres dans la forêt (Ntree). Ntree a peu d'influence sur l'OA de la classification, surtout lorsqu'il est supérieur à 500 (Breiman, 2001; Du et al., 2015). Cependant, on pense que le Mtry a une influence assez notable sur les performances de la RF (Breiman, 2001).

L'étape d'entraînement a été exécutée sur OTB pour le RF dans le cadre d'une classification basée sur les pixels (RF-Pix), tandis que le logiciel eCognition a été utilisé pour le RF pour l'approche OBIA (RF-Obj). Pour cette dernière, les objets de l'image, produits à partir de la segmentation, ont été assignés à des classes avec l'algorithme "*Assign class by thematic layer*". La couche thématique, dans ce cas, était les objets échantillons d'apprentissage.

Les paramètres RF-Pix et RF-Obj ont été configurés avec une valeur par défaut de Ntree (500 arbres), tandis que le paramètre Mtry a été fixé après le processus de validation croisée.

V.4.3.2 *Support Vector Machine (SVM)*

Le *Support Vector Machine* (SVM) est basé sur une séparation optimale des hyperplans entre les classes à l'aide d'un ensemble de données d'apprentissage, appelé support vectoriel, qui se trouve aux limites des descripteurs de classe (Tzotsos et Argialas, 2008). Pour des raisons pratiques, dans cette étude, la méthode "un contre un" dans le SVM a été choisie pour la classification des pixels (SVM-Pix) et des objets (SVM-Obj).

L'entraînement du SVM-Pix a été effectué sur OTB à l'aide de la bibliothèque de programmation LibSVM développée par Chang et Lin, (2011), tandis que l'entraînement de SVM-Obj a été réalisé sur eCognition.

Parmi les fonctions de noyaux mathématiques disponibles (noyau linéaire, polynomial, fonction de base radiale et sigmoïde), c'est le noyau linéaire qui a été appliqué. Ce noyau est un cas particulier du noyau à fonction radiale de base (*Radial Base Fonction-RBF*), avec la même performance d'un paramètre de pénalité \check{C} de RBF en d'autres paramètres (C, γ) (Chih-Wei Hsu et Chih-Jen Lin, 2002).

Le paramètre du noyau γ et le paramètre d'erreur C sont, en effet, les deux principaux facteurs affectant les performances du SVM (Ma et Sun, 2012). Pour déterminer les valeurs optimales de ces paramètres, une procédure de validation croisée basée sur l'OA a été réalisée.

V.4.4 Post-traitement

La classification utilisant l'approche OBIA produit en sortie des données vectorielles, tandis que l'approche PBIA produit des données matricielles. Par conséquent, la conversion des résultats de la classification du format matriciel au format vectoriel (vectorisation) est nécessaire. Cette vectorisation a été effectuée à l'aide des outils de conversion d'ArcGIS.

L'objectif est d'obtenir les limites des classes afin d'extraire le vecteur de la limite cible, représentant l'indicateur du trait de côte. Les limites extraites à l'état brut sont des vecteurs avec une forme en dents de scie (bruit) (figure V.15).

Pour éliminer la majeure partie de ce bruit, une méthode de lissage a été appliquée sur les lignes extraites, il s'agit de l'algorithme de *Ramer-Douglas-Peucker* qui localise le point médian de chaque étape du vecteur brut étagé en utilisant une distance de lissage. Différentes distances de lissage ont été testées (5m, 10m, 20m, 30, 40m, 50m). Afin de choisir une distance appropriée, le trait de côte lissé obtenu à partir de chaque distance et le trait de côte in-situ ont été comparés.

Les distances de lissage de 5m à 30m ont maintenu une forme en dents de scie révélant de grandes variations par rapport au trait de côte in-situ. Les distances de lissage de 40m et 50m ont donné des traits de côte avec moins de variation simplifiant la forme en dents de scie. Ce résultat est en corrélation avec ceux obtenus par *C García-Rubio et al, (2015)* qui ont recommandé de lisser les vecteurs extraits à l'aide d'une distance de 50 m. Dans notre cas d'étude, cette distance de lissage s'est avérée adéquate, car elle supprime les petites variations, capture bien la forme du trait de côte et présente la variation la plus étroite par rapport au trait de côte in situ.

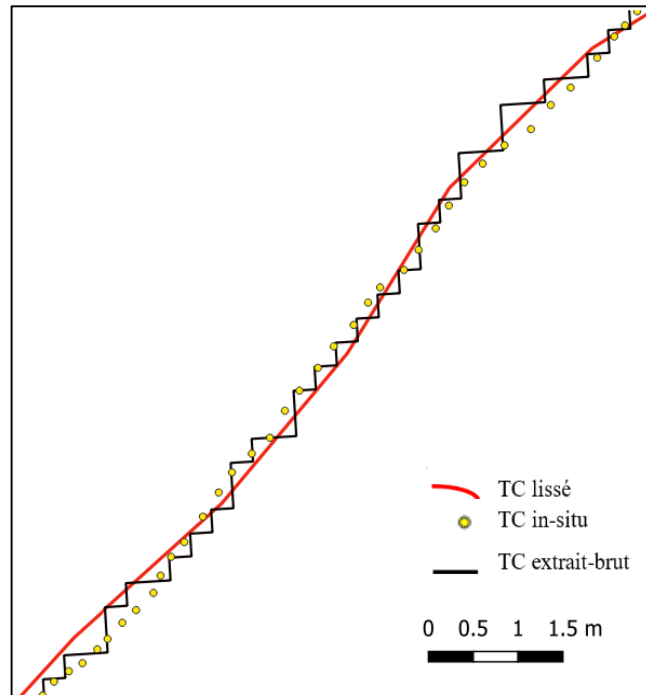


Figure V.15: Extraction et lissage du trait de côte.

V.5 Traitement des données multi spectrales par le *Deep Learning*

En plus des algorithmes d'apprentissage automatique peu profond (RF et SVM), un algorithme d'apprentissage profond (*Deep learning*) a été utilisé afin de traiter les images Pléiades, Sentinel-2 et Alsat. Il s'agit de *Convolutional Neural Network-CNN*.

Dans le cadre de cette application de *Deep Learning*, nous avons utilisé un modèle de CNN et développé une nouvelle combinaison du CNN avec l'approche OBIA. L'objectif de cette dernière est de proposer une méthode d'extraction du trait de côte qui incorpore la robustesse de l'approche reposant sur l'objet de l'image dans un modèle de *Deep Learning*. Par conséquent, l'architecture développée du CNN est assez simple et flexible.

V.5.1 Création du modèle CNN

L'architecture du CNN est une structure en une série de couches de convolution et de max-pooling. Une image Pléiades est en entrée du modèle de CNN, découpée en sous-régions ou tuiles ; et analysée par un noyau de convolution d'une taille 3*3. L'analyse des caractéristiques de l'image par ce noyau est une opération de filtrage avec une association de poids à chaque pixel pour produire une carte de caractéristiques (*features-map*). Ces dernières représentent des caractéristiques très particulières utilisées pour déterminer les classes : eau, sable sec, sable

humide végétations, etc. dans lesquelles chaque unité est connectée aux patches dans les *feature-maps* de la couche précédente par les matrices de poids partagées.

L'ensemble des points échantillons d'apprentissage a été utilisé pour créer des patches échantillons sélectionnés parmi les pixels de l'image d'entrée. Pour choisir une taille d'échantillon adéquate, nous avons pris en considération les dimensions des classes cibles (ex. classe des lichens pour les côtes à falaises, classe de sable humide pour les côtes sablonneuses). Par conséquent, plusieurs tailles d'échantillons ont été testées (16×16, 10×10, 8×8, 4×4).

Après un processus de validation croisée, l'architecture du CNN que nous avons conçue a été alimentée par des patches de taille d'échantillon de 4×4 . Compte tenu de cette petite taille, le nombre de couches cachées était de 2 (figures V.16 et V.17) avec une taille de noyau de convolution de 3×3 et 1×1 respectivement. Une couche de max-pooling avec un noyau de 2×2 a été utilisée après la première couche de convolution. Le rôle du max-pooling est de fusionner des caractéristiques sémantiquement similaires. Il s'agit d'une technique d'échantillonnage descendant non linéaire qui utilise la valeur maximale de chaque cluster de la couche précédente afin de réduire la perte d'informations dans les couches de convolution suivantes.

En outre, une taille de patch de 50 et 5000 étapes d'entraînement ont permis d'obtenir de bonnes performances. Un processus de validation croisée a révélé que le taux d'apprentissage optimal est de 0,0006. Il est à noter qu'un taux d'apprentissage inadéquat peut soit augmenter le temps du processus d'apprentissage (à un taux faible), ce qui pourrait bloquer le réseau dans des minima locaux, soit le diminuer (à un taux élevé), mais le réseau pourrait ne pas atteindre les minima. Par conséquent, dans ces deux cas de figure il est possible d'obtenir des poids incorrects.

V.5.2 Création du modèle combiné CNN-OBIA

Dans ce présent travail, une nouvelle méthode de *Deep Learning* combinée aux approches de classification des objets de l'image a été développée. Il s'agit d'une combinaison du modèle de CNN et l'approche OBIA (figure V.16). Pour cela, nous avons utilisé le même modèle de CNN précédemment décrit. Le résultat de ce modèle a été utilisé comme données d'entrée pour la classification basée sur la connaissance appelée Geographic Based Image Analysis (GEOBIA) qui se compose de deux étapes principales : a) la segmentation d'images, et b) la classification (figure V.17).

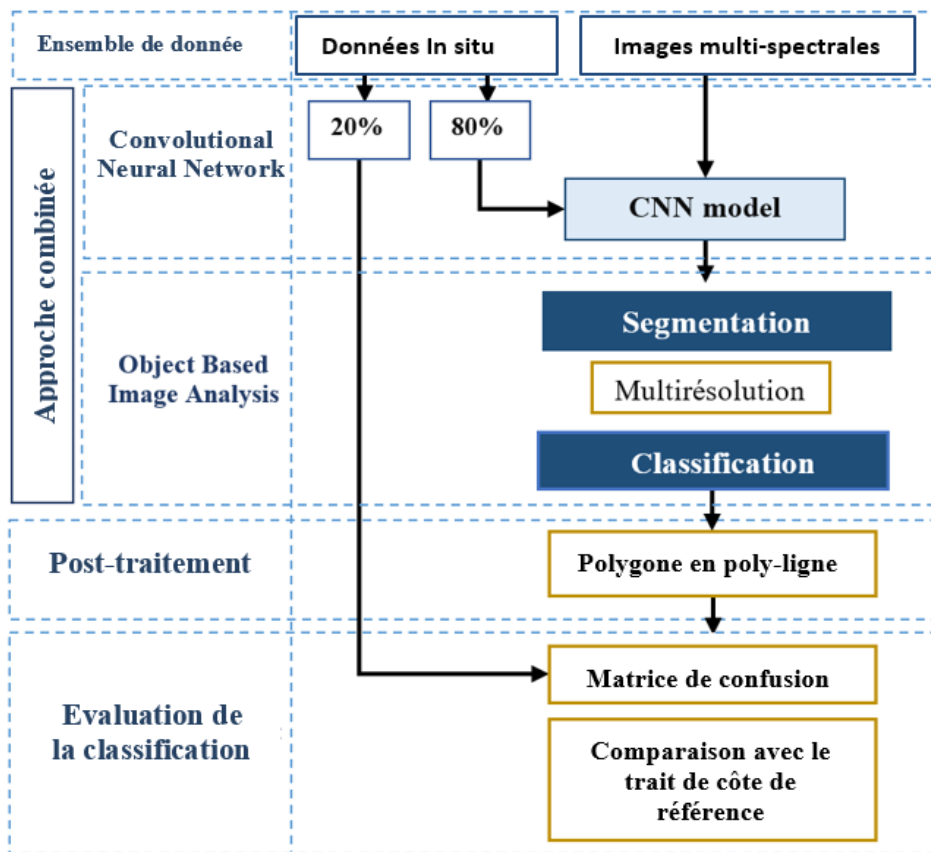


Figure V.16 : Méthodologie de traitement d'image par CNN-OBIA.

V.5.2.1 Segmentation et classification

Pour la segmentation de l'image, un algorithme Multi-Résolution (MRS) (Batz et Schaepe, 2000), a été utilisé. Ce processus repose sur trois paramètres dont les valeurs ont été déterminées après la validation croisée. Ainsi, les paramètres échelle, forme et compaction ont été fixés à 10, 0,9 et 0,5 respectivement.

Les objets résultants ont été entraînés et classés sur la base d'une combinaison du voisinage, des propriétés spatiales et de la similarité dans la probabilité CNN.

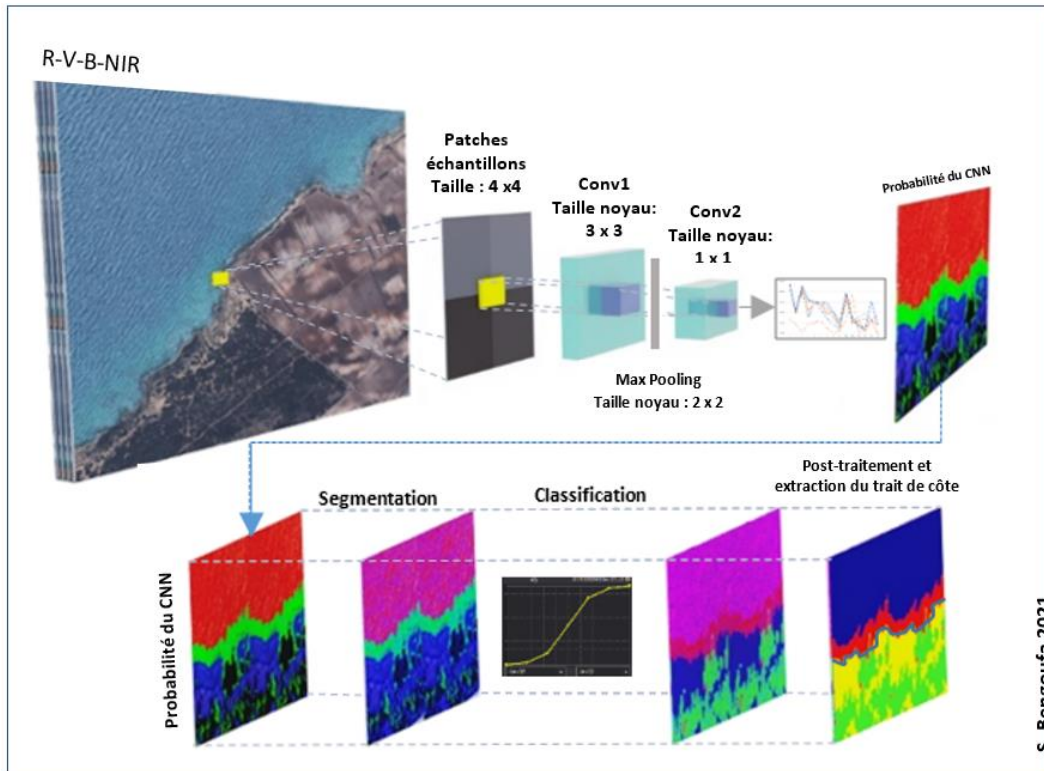


Figure V.17 : Présentation du modèle développé d'une combinaison du CNN et l'approche OBIA.

V.5.3 Post-traitement

Après la classification finale, les polygones résultants ont été convertis au format polyligne afin de sélectionner et d'extraire le trait de côte cible. Cette dernière est la polyligne qui sépare les classes de lichens des sols. Cette extraction est faite en sélectionnant l'ID de la classe Lichen dans la table attributaire et en éliminant toutes les autres polygones de classe.

La polyligne brute extraite est un vecteur brut de pas, par conséquent, une procédure de lissage était nécessaire afin de réduire le bruit et de simplifier la forme irrégulière liée à la forme du pixel (figure V.15). La méthode de lissage consiste à localiser le point médian de chaque étape du vecteur brut en escalier. Cette procédure est basée sur une distance de lissage fixée par les utilisateurs. Cette distance doit éliminer la plus petite des variations, bien capturer la forme du trait de côte, et la variation par rapport au trait de côte de référence doit être étroite (García-Rubio *et al.*, 2015). Par conséquent, plusieurs distances de lissage de 5m à 80m ont été testées afin de fixer une distance adéquate.

V.6 Évaluation de la précision des algorithmes

En plus de l'inspection visuelle des cartes thématiques produites par les approches de classifications, une évaluation de la précision statistique a été effectuée.

Ainsi, pour chaque classification, une matrice de confusion a été calculée et présentée avec son indice de précision globale (*Overall Accuracy-OA*), c'est-à-dire le pourcentage de types de couverture terrestre correctement classés et les coefficients de kappa. Ces deux coefficients sont couramment utilisés pour évaluer la précision des cartes thématiques produites à partir de la classification d'images (Congalton, 1999).

L'étape de segmentation produit des objets d'image qui dépendent de plusieurs paramètres de l'algorithme utilisé. Pour comprendre l'évolution de la précision de la classification lorsque ces paramètres varient, une étude expérimentale a été conçue, en calculant les OA pour chaque configuration des paramètres de segmentation.

De plus, la pertinence du trait de côte extrait de chaque approche a été évaluée via une comparaison avec le trait de côte de référence du levé in situ. Tous les traits de côte détectés automatiquement et par DGPS ont été importés dans ArcMap 10.2 avec le système de projection UTM (zone : 30°N).

Les distances entre le trait de côte extrait et le levé DGPS ont été calculées automatiquement à l'aide du *Digital Shoreline Analysis System (DSAS)* (Thieler *et al.*, 2009) de l'United States *Geological Survey (USGS)*. Le paramètre *Net Shoreline Movement (NSM)* a été calculé tous les un mètre sur la base du transect généré automatiquement (figure V.18).

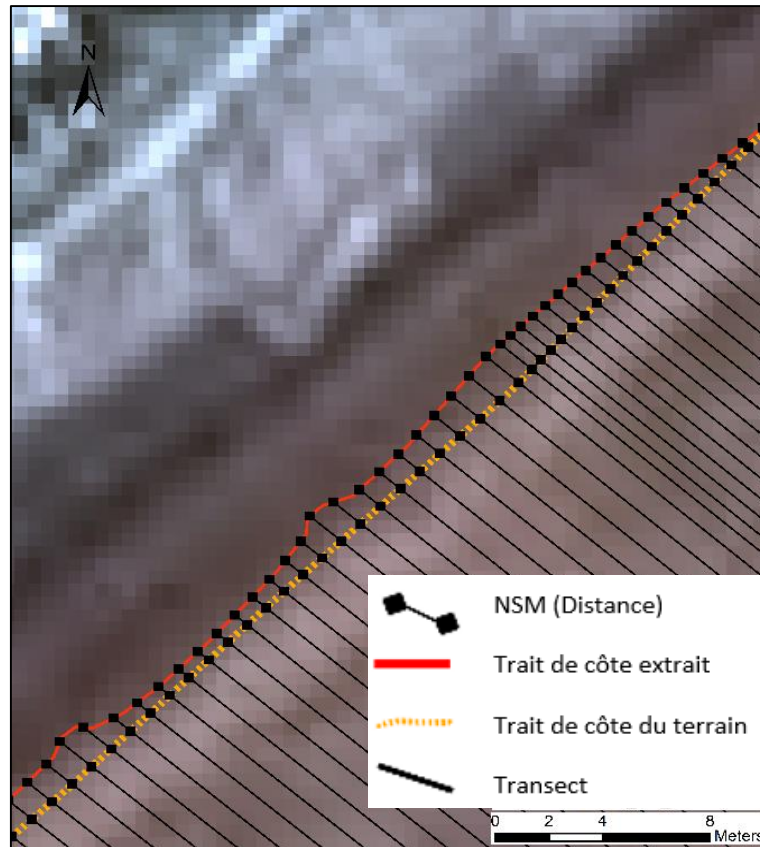


Figure V.18 : Calcul des distances (*Net Shoreline Movement-NSM*) entre le trait de côte extrait et le levé de terrain.

V.6.1 Estimation de l'intervalle de confiance

Les traits de côte extraits des images optiques comme indicateur de trait de côte ont été comparés aux données de référence in situ afin de valider les méthodes de *Machine Learning*.

Certaines incertitudes liées à l'amélioration de la précision de la localisation de l'image, à la précision du DGPS, à la pente moyenne et au niveau de la marée peuvent entraîner une déviation du trait de côte extrait par rapport au trait de côte in situ. Par conséquent, une estimation de l'intervalle de confiance devrait être réalisée.

Afin d'évaluer l'influence de l'amélioration de la précision de la localisation de l'image, l'erreur quadratique moyenne (RMS) a été estimée en utilisant des GCPs

L'incertitude totale maximale est donnée par la racine carrée de la somme des carrés des valeurs des sources d'erreur (Fletcher et *al.*, 2003).

$$\sqrt{RMS^2 + R_{max} + GPS^2} \quad (V.3)$$

Où :

RMS : Précision du géoréférencement des images,

R_{max} : run-up maximal,

GPS : précision des données in situ ($\pm 0,03m$).

V.6.2 Calcul de la pente intertidale et du *run-up*

Les différences de conditions hydrodynamiques au moment de l'acquisition des images de télédétection et des levés de terrain utilisés pour la validation (5 heures d'intervalle dans le cas des Pléiades) ont théoriquement un effet négligeable dans le cas d'une côte microtidale (l'amplitude de la marée est insignifiante de 0,17m selon Ali, 2016). Cependant, pour valider la méthode d'extraction du NHE, il est judicieux d'estimer la bande d'incertitude et l'influence du *run-up* des vagues sur la position horizontale du trait de côte. Ainsi, après avoir extrait les vecteurs représentant les traits de côte, nous avons calculé le *run-up* maximal et l'excursion horizontale maximale des vagues.

Le *run-up* est calculé en fonction de la pente moyenne de la plage ($\tan\beta$), de la hauteur moyenne (H_{mo}) et de la longueur d'onde de la houle (H_{mo} et L_o) (Hunt, 1959). L'utilisation de ces trois variables a été simplifiée en se basant sur le nombre ξ_o d'Iribarren (ou paramètre de similarité du surf) (Battjes, 1974).

$$\xi_o = \tan\beta / (H_{mo}/L_o)^{1/2} \quad (V.4)$$

$$L_o = 1,561 \text{ m/s}^2 \cdot T_{m02}^2 \quad (V.5)$$

Où H_{mo} est la hauteur moyenne de la houle et L_o est la longueur d'onde de la houle au large.
Où T_{m02} est la période moyenne de la houle

Les travaux de (Holman, 1986) et (Nielsen et Hanslow, 1991) ont permis de déterminer un R_{\max} qui correspond à la valeur maximale atteinte par le *run-up* en régime microtidal. Ces formules sont appliquées pour des plages uniformes à pentes régulières ($0,026 < \tan\beta < 0,14$) (Komar, 1998).

$$R_{\max} = 1,07 \cdot H_{m0} \cdot \xi_0 \quad (V.6)$$

Où R_{\max} est l'élévation maximale du *run-up*.

La pente de la plage a été calculée en se basant sur des mesures topographiques in situ depuis le sommet de la dune jusqu'à environ un demi-mètre sous l'eau de mer. La pente de la plage intertidale a été considérée comme invariable dans notre étude et a été calculée à partir du profil moyen le long de la face externe de la berme.

Les données relatives à la houle au large (H_{m0} et T_{m02}) ont été acquises par simulation numérique à l'aide du modèle DHI MIKE 21. Ce type de simulation prend en compte la génération locale de vagues due au vent. Au moment du relevé DGPS du trait de côte, la hauteur des vagues au large était de 0,2 m, pour une période de 8 s selon la base de données hydrodynamique développée pour la côte algérienne par Amarouche et *al.*, (2020).

L'excursion horizontale des vagues nécessite la conversion de l'estimation de l'élévation du *run-up* (verticale) en une variation horizontale associée en utilisant la pente de la plage.

Chapitre VI

Caractérisation de l'aléa de l'érosion côtière

Introduction : Démarche méthodologique

Afin de disposer d'un état des lieux et d'évaluer le risque de l'érosion côtière sur l'ensemble du littoral étudié, notre démarche d'étude s'est basée sur une estimation des tendances de l'évolution du trait de côte (recul, stabilité ou avancée). Ces tendances sont calculées en comparant les anciennes positions du trait de côte avec les plus récentes. Il s'agit, d'une analyse spatio-temporelle de la position du trait de côte extrait à partir des données iconographiques et issues de la télédétection de la période allant de 1959 jusqu'à 2019.

Pour parvenir à cela, nous avons opté pour une approche en mettant en évidence différentes étapes (figure VI.1), depuis l'analyse du type caractéristique et géomorphologique de la zone côtière jusqu'à la détection du trait de côte et l'estimation du taux d'érosion (figure VI.1). Ces étapes sont essentielles pour définir, détecter et extraire avec précision l'indicateur du trait de côte en utilisant les outils et techniques adéquats.

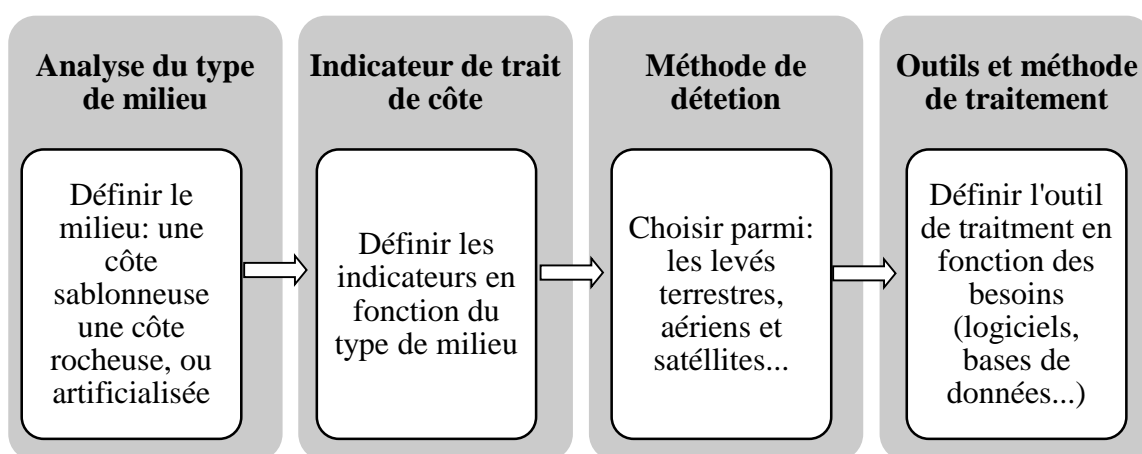


Figure VI.1: Méthodologie générale de l'évaluation du risque d'érosion.

VI.1 Analyse du type de milieu

La première étape de notre approche vise à analyser le contexte géographique et géomorphologique de la zone d'étude afin d'identifier des sites représentatifs des différents faciès rencontrés.

Nous abordons donc la morphologie du littoral dans un but de localiser et de décrire, les types de côtes avant de traiter ensuite l'évolution du trait de côte. Pour ce faire, en plus de l'analyse préliminaire via les investigations sur terrain, des inspections visuelles et un traitement des images satellitaires de très haute résolution ont été réalisés. Nous constatons que la zone d'étude est caractérisée par une importante diversité géomorphologique, 41% du linéaire est caractérisé par la présence de larges plages sablonneuses, 39% de côtes rocheuses et 19% de côtes artificialisées, avec la présence d'embouchures d'oued. Ainsi, divers indicateurs de trait de côte peuvent être préconisés.

Nous avons tenté de caractériser les types morpho-dynamiques, via un calcul empirique en nous basant sur la pente moyenne des plages. Durant les investigations de terrain, des profils topographiques de 3 plages ont été mesurés, la pente moyenne calculée est présentée dans le tableau VI.1. À partir de cette dernière et des Hauteurs des vagues au large et en se basant sur les paramètres des vagues (H_b , T) ($H_b=0,75$, $T= 7.05s$), le nombre ξ d'Iribarren (ou paramètre de similarité du surf) (Battjes, 1974) a été calculé permettant de définir la morpho-dynamique des plages.

$$\xi = \tan\beta / (H_b/L_o)^{1/2} \quad (\text{VI.1})$$

Tableau VI.1 : Caractérisation de la morphodynamique des plages

Plages	Tang β	ξ	Type morpho-dynamique des plages
Plage de Cheliff	0.04	0.33	Intermédiaire
Plage Ben Abdelmalek	0.09	0.73	Intermédiaire
Plage Sakhra	0.14	1.14	Réfléchissante

VI.2 Identification des indicateurs du trait de côte

Nous avons choisi les indicateurs du trait de côte en fonction de la disponibilité des données historiques nécessaires pour l'analyse diachronique de l'évolution du trait de côte.

Les photographies aériennes peuvent fournir une bonne résolution temporelle et répondre aux exigences de la précision des résultats. Contrairement aux images satellites, cette source de données offre un choix restreint en matière d'indicateurs de trait de côte. Il est plus judicieux de choisir le même indicateur de trait de côte pour toutes les périodes d'extractions, pour les différentes sources de données.

Pour la côte sablonneuse, le NHE correspondant à la limite entre le sable humide et le sable sec, est détectable sur les photos aériennes (figure VI.2) et est favorable aux principales exigences du bon choix d'un indicateur de trait de côte.

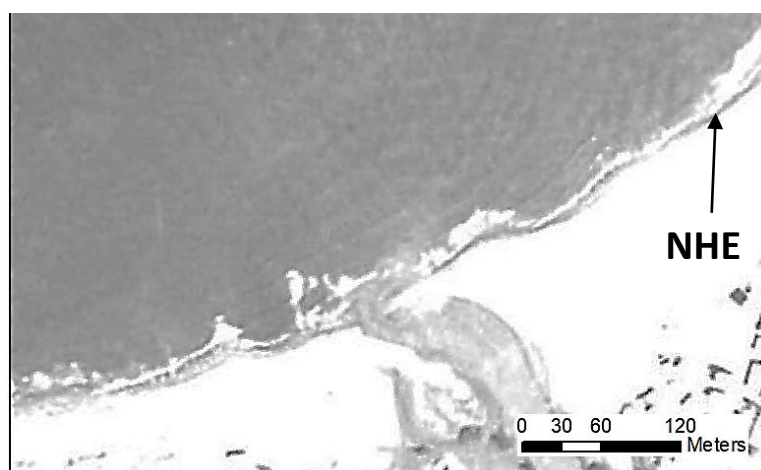


Figure VI.2 : Indicateur de trait de côte des plages sablonneuses préconisé pour le suivi spatio-temporel de l'évolution du rivage.

Par ailleurs, Boak et Turner (2005) Mallet *et al.* (2012) ont passé en revue les principaux indicateurs de trait de côte pour les côtes rocheuses et à falaises reconnaissables sur les photos aériennes, parmi eux on trouve, le sommet de falaise et la limite de la végétation. Les principales exigences de reconnaissance du trait de côte, peuvent être remplies par des indicateurs relatifs aux limites de la végétation (indicateur biologique), qui sont généralement préférés (Le Berre *et al.*, 2005). On estime que le niveau supra-littoral de la côte rocheuse est caractérisé par la présence d'algues et lichens marins qui apparaissent comme une ceinture noire sur le substrat (figure VI.3), dont la limite supérieure est considérée comme un bon indicateur de trait de côte du littoral rocheux (Bonnot-Courtois *et al.*, 2013).

Par ailleurs, pour les côtes artificialisées/ouvrages c'est la limite côté terre de l'ouvrage qui a été retenue comme indicateur de trait de côte.

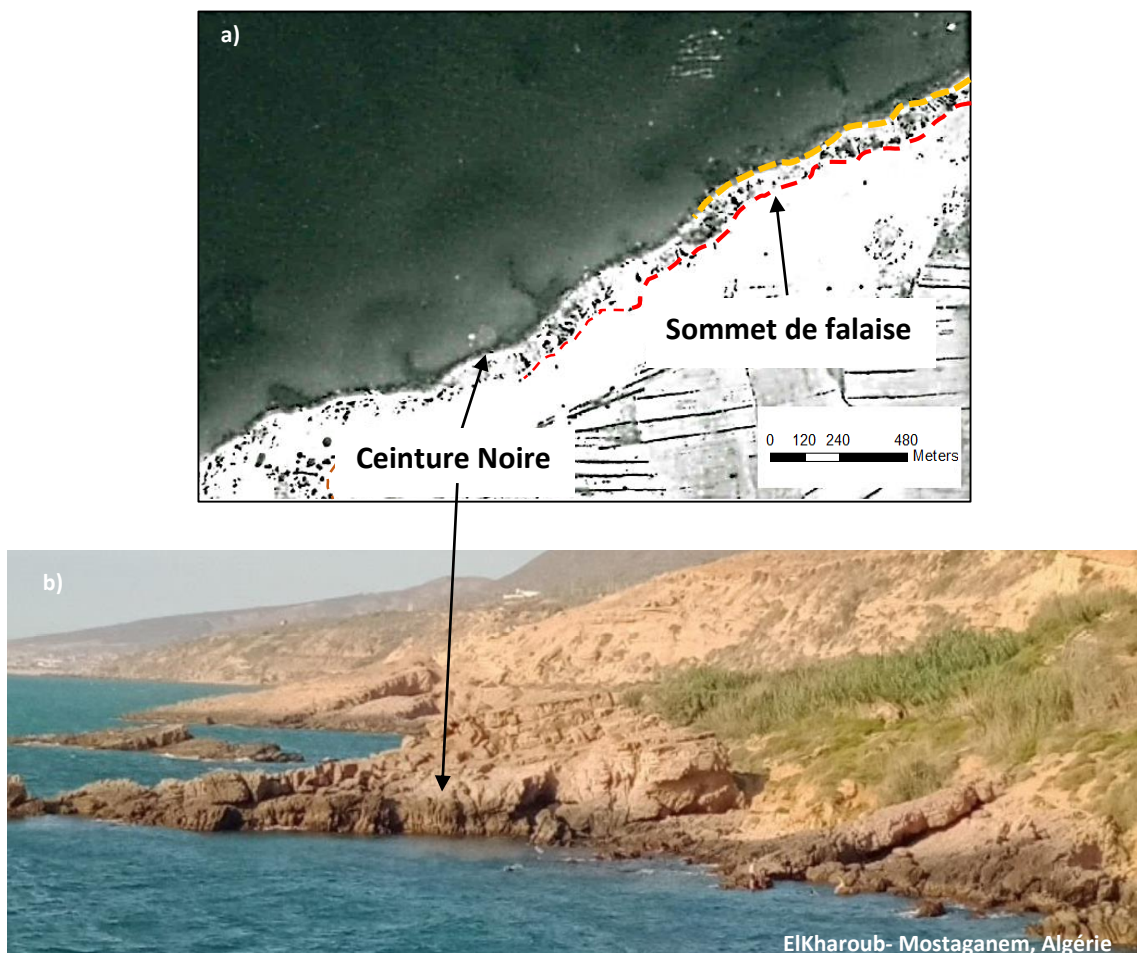


Figure VI.3 : Indicateur de trait de côte des côtes rocheuses préconisé pour le suivi spatio-temporel de l'évolution du rivage ; a) Photo aérienne, b) Photo prise sur terrain.

VI.3 Méthode de détection

L'analyse spatio-temporelle de la ligne du rivage nécessite l'emploi d'outils de levés qui dépendent du type du littoral étudié et des objectifs du suivi. En outre, le suivi de l'évolution du trait de côte réside dans la comparaison des lignes levées à des dates différentes (analyse diachronique). En effet, pour les périodes les plus anciennes, le trait de côte a été obtenu par photo-interprétation (photographies aériennes). En revanche pour la période récente, la détection du trait de côte a été réalisée par des méthodes de télédétection.

Par ailleurs, le suivi de l'évolution du trait de côte repose sur l'acquisition des caractéristiques de quatre types d'objets (Himmelstoss et *al.*, 2018, Suanez et *al.*, 2012). Pour nos applications, nous avons suivi un objet « ligne » pour tous les types de côtes et un objet « transect » pour les profils de plage. Ces derniers sont des mesures altimétriques qui ont été utilisées pour calculer les paramètres déterminant le type morpho-dynamique des plages.

Globalement, quatre objectifs ont été fixés pour identifier les méthodes et outils de détection à employer, à savoir (i) un trait de côte de référence (ii) un trait de côte récent (iii) des traits de côte historiques et (iv) des profils de plage.

Tableau VI.2: Objectifs, méthodes et outils de détection des traits de côtes pour l'analyse spatio-temporelle.

Objectifs d'acquisition	Type d'objet	Méthodes de détection	Outils et sources de donnée
Trait de côte récent	Objet ligne	Indirecte	Images satellitaires Pléiade
Traits de côtes historiques	Objet ligne	Indirecte	Photos aériennes
Trait de côte de référence	Objet ligne	Directe	DGPS
Profil de plage	Objet transect	Directe	DGPS

VI.3.1 Méthodes directes par des outils de levés mis en œuvre in-situ

Des levés de trait de côtes de référence (figure VI.4) ont été effectués le long de quatre types de côtes: les dunes côtières, une embouchure d'oued, les côtes sablonneuses, les côtes rocheuses. Ces levés ont été ensuite comparés aux traits de côte extraits par des méthodes de télédétection, afin d'estimer la marge d'erreur et d'incertitude.



Figure VI.4: Investigation sur terrain (mesure in situ) pour le suivi de l'indicateur du trait de côte.

Des mesures topographiques le long de radiales (transects) perpendiculaires au trait de côte (profils transverses) ont été réalisées durant les missions de terrains. Ce sont des profils de plage obtenus à l'aide d'un DGPS suivant des transects virtuels espacés d'environ 1 mètre. Ainsi, 89 profils de trois différents segments du cordon dunaire et de l'embouchure d'Oued Cheliff ont été levés avec une précision centimétrique. Ces mesures topographiques consistent à couvrir le sommet de la dune de la plage jusqu'à environ un demi-mètre sous l'eau de mer. Les lignes de rupture au pied des dunes et des bermes sont soigneusement relevées afin que le profil mesuré corresponde parfaitement à la topographie observée.

Ces profils ont été utilisés pour des fins de validation du modèle d'extraction automatique du trait de côte et ainsi, calculer la marge d'incertitude qui peut être due à l'intervalle de temps, même s'il est minime (cinq heures), entre les mesures de terrain et l'acquisition des images satellitaires. En effet, la pente de la zone intertidale de la plage, ainsi que le *run-up* maximal ont été calculés en utilisant ces profils de plages afin d'ajuster le trait de côte extrait des images de télédétection à la réalité terrain.

VI.3.2 Méthodes indirectes par des outils de levés mis à distance

Les positions des indicateurs du trait de côte ont été détectées à l'aide des outils mis à distance (méthodes indirectes). Ainsi, des images Pléiades de THR ont été traitées pour acquérir la position du trait de côte par une approche *Machine Learning*. Cette dernière est le cœur de ce travail de recherche. Par ailleurs, pour les anciennes positions du trait de côte (historiques) des photographies aériennes disponibles au laboratoire de l'ENSSMAL et fournies par l'Institut National de la Cartographie et de la Télédétection (INCT) ont été utilisées. Cependant, ces photos ne couvrent pas toute la zone étudiée raison pour laquelle des images Landsat ont été utilisées couvrant les mêmes périodes.

VI.3.2.1 Images satellitaires

La position du trait de côte la plus récente (l'année 2019) a été détectée via un traitement des images Pléiades. Plusieurs applications des méthodes et algorithmes de classification ont été réalisées afin d'extraire les différents types d'indicateurs de trait de côte relatifs à chaque type de milieu étudié. L'application la plus pertinente a été retenue pour l'étude spatio-temporelle de caractérisation du risque de l'érosion. Il s'agit de l'approche combinée du modèle CNN-OBIA.

VI.3.2.2 Photographie aérienne

La photographie aérienne est une source de données pertinente pour l'extraction des positions du trait de côte de tous types de milieux. Ainsi, les anciennes positions du trait de côte de la zone étudiée ont été extraites à partir des photos aériennes disponibles de deux années 1959 et 1991 (tableau VI.3), (archive de l'INCT), et comparées avec celle de l'année 2019 (Pléiades).

Tableau VI.3 : Source de données pour l'extraction du trait de côte

L'année	Source de données
1959	photographie aérienne à 1/25000
1991	photographie aérienne à 1/10000
2019	Image satellitaire mages Pléiades (0.5m)

Les photos aériennes ont été scannées et enregistrées comme des fichiers raster “.tif”, avec une résolution de 900 dpi. Un traitement primaire a été effectué en sélectionnant des photos qui couvrent la côte, les photos continentales et celles qui se superposent ont été rejetées.

Les photos scannées ont été ensuite redressées (mises en conformité géographique) et géoréférencées. Il est nécessaire pour cela de disposer de points de référence géographique de façon à localiser, recalibrer et redresser les images. Les photos ont été intégrées dans un ensemble d'images (mosaïque) pour constituer un orthophotoplan géoréférencé, géré ensuite par un Système d'Information Géographique (SIG).

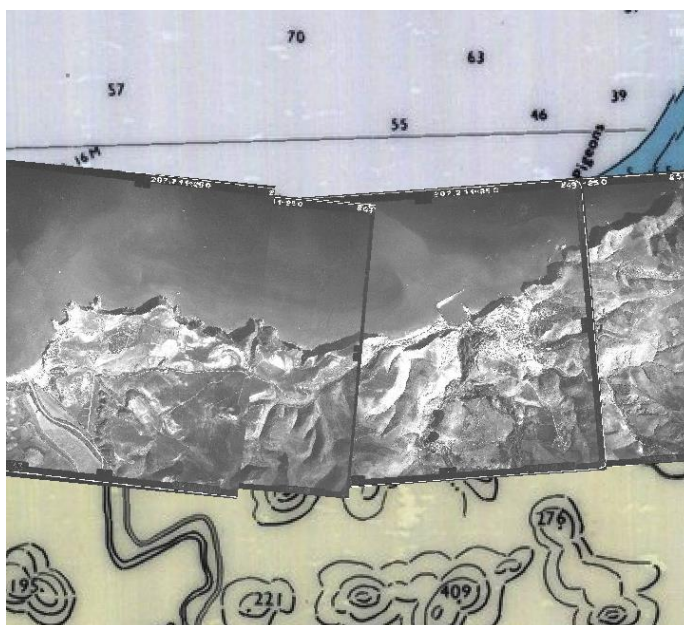


Figure VI.5 : Ensemble de photos aériennes (mosaïque) géoréférencé.

Le géoréférencement de l'ensemble des photos aériennes scannées a été effectué sous ArcMap, prenant comme référence les images satellites Alsat et Pléiades. Il s'agit d'identifier le même point de référence (*Ground Control Points –GCP*) sur les images références et sur les photos aériennes. Bien que les erreurs de distorsion aient été réduites, la procédure de géoréférencement introduit quelques erreurs, en raison du fait que les points de référence sont parfois difficilement reconnaissables, particulièrement sur les plus vieilles images (1959). La précision finale peut être donnée par l'erreur de la racine carrée moyenne totale, qui donne une information sur le degré de déviation moyenne de chaque photographie par rapport à la référence (Pléiades).

VI.4 Estimation du taux d'évolution du trait de côte par DSAS

Après l'extraction du trait de côte de multi-dates, une analyse spatio-temporelle a été réalisée par le biais du système d'analyse numérique du trait de côte DSAS v4.2. Cet outil est une extension du logiciel ArcGIS, développé par l'USGS (Himmelstoss et *al.*, 2018; Thieler et *al.*, 2009). Il repose sur un principe de mesure de distances entre les traits de côte et de calcul des taux d'évolution (en m/an).

DSAS a pour avantage de donner une évolution graphique et statistique du trait de côte. Il fournit une méthode normalisée reproductible qui permet le calcul de l'évolution statistique tout en analysant le changement passé, présent et futur de la ligne du rivage.

L'utilisation du DSAS nécessite la préparation au préalable des traits de côtes au format vecteur au sein d'une géodatabase dans ArcCatalog (figure VI.6). C'est une mise en forme rigoureuse des données dans une base de données géographique. Ensuite, l'analyse se consiste en trois étapes principales : (i) la génération de la ligne de base (ii) la création des transects et (iii) une estimation de l'incertitude ainsi que le choix des statistiques de calcul des taux d'évolution.

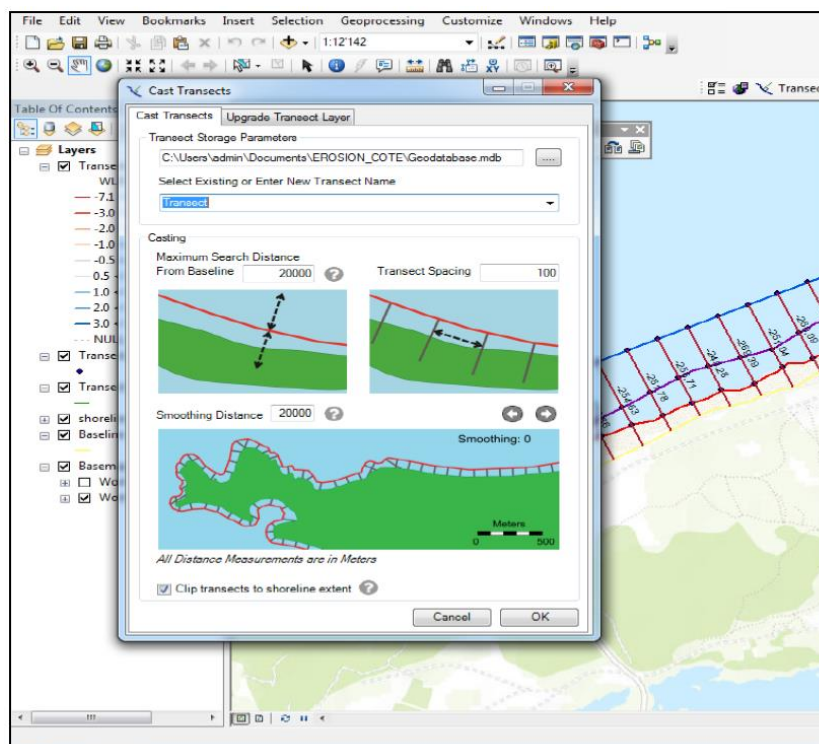


Figure VI.6: Paramétrage du DSAS (*Digital Shoreline Analysis System*).

VI.4.1 Génération de la ligne de base et des transects

Afin de calculer l'évolution du trait de côte sur 60 ans de 1959 à 2019, DSAS a généré un total de 2740 transects d'une longueur de 200 m pour l'ensemble de la côte étudiée avec une équidistance de 20 m. Ces transects ont été générés d'une façon automatique perpendiculairement à une ligne de base (baseline). Cette dernière a été obtenue grâce à la création d'une zone tampon à une distance de 500 m à l'intérieur des terres à partir du trait de côte de 1959.

Les équidistances ou les écartements des transects créent un maillage qui varie généralement de 10 à 100 m. Pour notre cas d'étude, un maillage fin (20 m) a été créé, ce qui permet de mieux apprécier l'évolution du littoral dans le détail et préciser son comportement localement. Les distances mesurées entre les intersections des transects et les autres traits de côte sont utilisées pour calculer les statistiques du taux de changement.

VI.4.2 Paramètres statistiques

DSAS offre plusieurs possibilités de méthodes de quantification du changement du trait de côte, développées dans la littérature (Fletcher et *al.*, 2003). Les méthodes les plus fréquemment utilisées par les auteurs sont le taux des points extrêmes ou *End Point Rate* (EPR), et les régressions linéaires (régression linéaire simple, régression linéaire pondérée, méthode des moindres carrés, etc.) (Juigner et *al.*, 2012).

Trois paramètres statistiques ont été retenus afin de décrire la cinématique et les tendances de l'évolution du trait de côte sur les 60 ans d'étude. La régression linéaire pondérée (*Weighted Linear Regression - WLR*) a été choisie comme un des paramètres statistiques à analyser pour décrire la mobilité du trait de côte sur le long terme. Ainsi l'EPR a été retenu pour décrire les rythmes périodiques d'évolution et le mouvement net des traits de côte ou le *Net Shoreline Movement* (NSM) pour exprimer les distances.

Par ailleurs, l'EPR est considéré comme un paramètre statistique commode et pratique en raison de sa facilité de calcul et de son exigence minimale de traits de côte d'entrée (seulement deux traits de côte) (Van-To, 2008). Il s'agit d'un taux calculé en divisant la distance entre la position de l'année la plus ancienne (1959) et l'année la plus récente (2019) par le temps écoulé (60 ans).

Un calcul de distance linéaire entre deux traits de côte peut donner un aperçu simple sur le mouvement, recul ou avance, de la position du trait de côte, ceci est donné par le NSM. Ce dernier est considéré comme une mesure du changement au point final, car il n'utilise aucune autre information entre les dates.

Le taux d'érosion ne peut être estimé sans tenir en compte l'éventuelle marge d'erreurs. Selon plusieurs auteurs (Crowell et al. 1991 ; Romine et al. 2009 ; Viridis et al. 2012 ; Kermani et al. 2016), différentes sources d'erreurs liées à la position du trait de côte sont possibles. Pour estimer la marge d'erreur totale, ces sources d'erreur doivent être prises en compte. Chaque photo aérienne présente les erreurs suivantes : (1) une erreur de numérisation est considérée comme étant de $0,2 * N$ mm. (2) L'erreur quadratique moyenne (RMS) définit la différence (distance) entre le point de contrôle au sol (GCP), qui est le point de référence sur l'image satellite (Pléiades), et le GPC sur la photo aérienne pendant le processus de géoréférencement. (3) Une erreur peut être introduite par la résolution des rasters ; elle peut être estimée à environ un demi-pixel. En d'autres termes, l'erreur relative à la résolution de l'image est plus ou moins égale à $\frac{1}{2}$ de la dimension du pixel. Ainsi, l'incertitude totale relative à la position des lignes de côte extraites des photos aériennes a été estimée à ± 3 m. L'incertitude liée au trait de côte extrait des Pléiades est 0,42 m.

L'incertitude est calculée automatiquement avec l'application DSAS. L'ECI est la marge d'erreur liée aux calculs de l'EPR, et elle peut être calculée sur de petites périodes ou sur toute la période de temps (Kermani et al. 2016) par l'équation suivante :

$$ECI = \frac{\sqrt{(Et A)^2 + (Et B)^2}}{\text{date (A)} - \text{date (B)}} \quad (VI-1)$$

où

(Et A) est l'incertitude de la position du trait de côte A

(Et B) est l'incertitude de la position du trait de côte B

date (A) est la date du relevé du trait de côte A

date (B) est la date du relevé du trait de côte B

Chapitre VII

Évaluation de la vulnérabilité côtière

Introduction : Démarche méthodologique

La démarche méthodologique de ce chapitre vise à formuler un modèle SIG afin de calculer un Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC), et ce dans un système « aléa-vulnérabilité ». Un tel système n'exclut pas les enjeux relatifs à l'activité humaine de la démarche de l'évaluation du risque naturel et traite la question de la vulnérabilité dans une approche intégrée. Ainsi, nous prenons en considération les variables physiques propices aux côtes microtidales, à l'instar des côtes du bassin ouest-méditerranéen, et le contexte socio-éco-systémique de la zone d'étude.

La base conceptuelle de l'indice de vulnérabilité côtière (IVC) présenté ici (figure VII.1) repose sur des éléments relatifs aux caractéristiques physiques de la côte, le forçage des vagues ainsi que les caractéristiques socio-économiques qui contribuent à la vulnérabilité. Ceux-ci peuvent être représentés de diverses manières par des variables multiples. Le but étant de produire un indice qui regroupe ces éléments, mais qui soit reproduit et applicable dans un contexte d'indisponibilité de donnée. En effet, le choix des variables appropriées est important dans le développement d'un tel indice.

Le traitement des données et l'acquisition des informations sur les variables traitées se sont basés essentiellement sur des méthodes de télédétection et des SIG, mais aussi sur un modèle numérique pour la simulation du fonctionnement hydrodynamique au niveau de la zone côtière étudiée. Ainsi, les informations extraites à partir de ces méthodes de traitement de données ont été intégrées dans un SIG et l'équation de Gornitz (2001) a été appliquée pour calculer l'IVC.

VII.1 Indice de vulnérabilité côtière

L'indice de vulnérabilité retenu dans notre approche est celui de Gornitz (2001) que nous avons amélioré en fonction des recommandations de McLaughlin et *al.*, (2011), en prenant en considération (en plus des variables physiques de la côte) les paramètres socioéconomiques (type d'Occupation du sol).

En effet, le modèle développé est composé de cinq variables socio-économiques et géophysiques: a) l'occupation du sol b) le taux d'érosion/accrétion (m), c) les formes de relief (géomorphologie), d) pente (%), e) hauteur moyenne significative des vagues (m) (figure VII.1).

De nombreuses informations sur les variables retenues ont été extraites à partir des données disponibles (ou productibles) sur notre zone d'étude, à savoir de l'imagerie satellitaire, combinés à d'autres données exogènes (MNT, Bathymétrie, etc.).

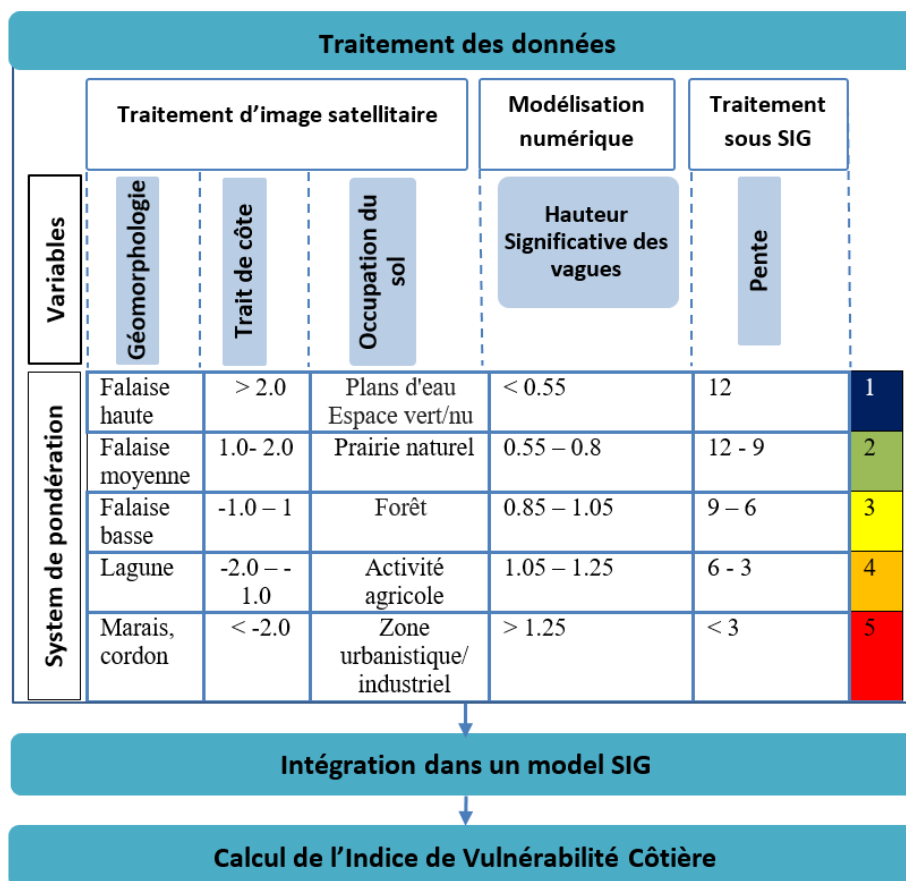


Figure VII.1: Traitement de données pour l'évaluation de la Vulnérabilité côtière.

VII.1.1 Analyse du type de l'occupation du sol

Plusieurs auteurs recommandent l'intégration des variables socio-économiques dans le calcul de l'IVC. Ces variables ajoutent une valeur inhérente à l'indice. Gornitz et *al.* (2001) suggèrent que "... c'est la valeur sociale et économique perçue des ressources dans la région à risque qui déterminera quels efforts, le cas échéant, seront faits pour protéger une zone donnée...". Dans notre contexte d'étude, nous avons évalué les variables socio-économiques par le biais de la détection, la cartographie et l'analyse du type d'occupation du sol.

En vue de détecter les types d'occupation du sol, cinq classes ont été choisies (figure VII.2) afin d'effectuer la classification supervisée des images Pléiades ; ces types ont été décrits et définis par McLaughlin et *al.* 2011. Des approches (PBIA, OBIA) ainsi que les algorithmes de classification (RF, SVM, et CNN), exposés et décrits dans le chapitre III, ont été appliqués et comparés sur la base des données de vérification « échantillons de validation ». Ainsi, la méthode qui a permis l'extraction la plus fine avec le minimum de confusion a été retenue (tableau VII.1).



Figure VII.2: La nomenclature des classes pour la détection des types d'occupation du sol.

Afin de comparer la qualité de la classe d'occupation du sol qui résulte de chacune des méthodes, un ensemble d'échantillons de validation a été créé sur le territoire étudié.

Le tableau VII.1 synthétise la qualité de chacune des méthodes et indique que la classification orientée objet (OBIA) en utilisant l'algorithme RF, ainsi que la nouvelle approche intégrée CNN-OBIA sont celles qui ont révélé plus de pertinence.

Tableau VII.1: Comparaison de la qualité des approches de classification d'image appliquées pour la détection du type d'occupation du sol.

	Algorithme	Précision Globale
PBIA	RF	84%
	SVM	76.4%
OBIA	RF	89.11%
	SVM	82.9%
Deep Learning	CNN	83.85%
	CNN-OBIA	88,86%

En effet, nous avons opté pour l'approche OBIA-RF, qui passe par une étape fondamentale de segmentation, effectuée par l'algorithme MRS via le logiciel eCognition. Les valeurs des paramètres de MRS ont été déterminées (tableau VII.2) après une étape de validation croisée.

Tableau VII.2: Les valeurs des paramètres de la segmentation (Multi-résolution) réalisée pour la détection du type de l'occupation du sol.

Paramètre	Valeurs
Bandes utilisées (image Pléiades)	Rouge, Vert, Bleue et Proche Infra-rouge
Echelle (Sc)	10
Forme (Sp)	0.5
Compacité (Cp)	1

La classification supervisée des objets résultants de la segmentation a été réalisée par le biais de l'algorithme RF avec une optimisation préalable des hyperparamètres (nombre d'arbres N_{tree} et profondeur maximale M_{try}). En effet, ces valeurs ont été choisies sur la base des modèles de classification qui ont obtenu la plus grande précision globale (OA) ($M_{try}=25$ et $N_{tree}=500$).

Une étape de validation a été entreprise en calculant la matrice de confusion et les indices de pertinence (indice de précision globale et indice Kappa), afin d'estimer la précision du modèle de la classification.

VIII.2 Taux d'érosion/accrétion (Trait de côte)

Une analyse spatio-temporelle de l'évolution du trait de côte a été élaborée afin de calculer le taux d'érosion, en comparant l'ancienne position du trait de côte issue des photos aériennes avec sa position récente extraite automatiquement à partir des images de type Pléiades (0.5 m). L'acquisition de ces images a été programmée en juillet 2019 pour couvrir la zone d'étude le jour même de l'acquisition des données In-Situ par GPS, ces dernières ont été utilisées afin de valider le modèle d'extraction automatique du Trait de côte. Le modèle est basé sur une classification supervisée des images par une approche intégrée du CNN et OBIA.

La méthode d'extraction automatique comprend trois étapes principales : (a) la création du modèle CNN (b) Segmentation de l'image par MRS et classification (c) Extraction du trait de côte.

La création du modèle CNN et la segmentation ont été effectuées par le biais du logiciel eCognition. Après un processus d'optimisation par validation croisée, les hyper-paramètres du CNN ont été fixés afin de détecter l'indicateur du TC retenu pour l'évaluation du taux érosion, qui est la limite sable sec/humide. Ce dernier a été extrait automatiquement et intégré dans un SIG (ArcGIS 10.2). Une étape de lissage s'est avérée nécessaire afin de le comparer à celui extrait des photos aériennes (voir chapitre V, titre V.5.3).

Les traits de côte extraits des images pléiades et digitalisés des photos aériennes ont été intégrés dans le modèle DSAS. Les valeurs des EPR ont été calculées sur des transects d'une équidistance de 20 m (voir chapitre VI, titre VI.4). Il s'agit d'un taux calculé en divisant la distance entre la position du TC initial (1959) et celle du plus récent (2019) par le temps écoulé (60 ans).

VII.1.3 Relief côtier (géomorphologie)

Les données permettant d'analyser le degré de vulnérabilité lié à la géomorphologie de la côte étudiée sont tirées des Modèles Numériques de Terrain (MNT), obtenus via le portail en ligne de l'*United States Geological Survey* (USGS), ainsi que des images Pléiades. Les MNTs ont été fusionnés avec les données issues des cartes topographiques ainsi que la bathymétrie et traités sous SIG (ArcGis 10.2).

Le traitement des images Pléiades a permis de reconnaître les faciès géomorphologiques du littoral (figure VII.3). À noter que les connaissances sur les traits géomorphologiques du site, acquises lors des sorties terrain effectuées, ont permis d'avantager l'évaluation.

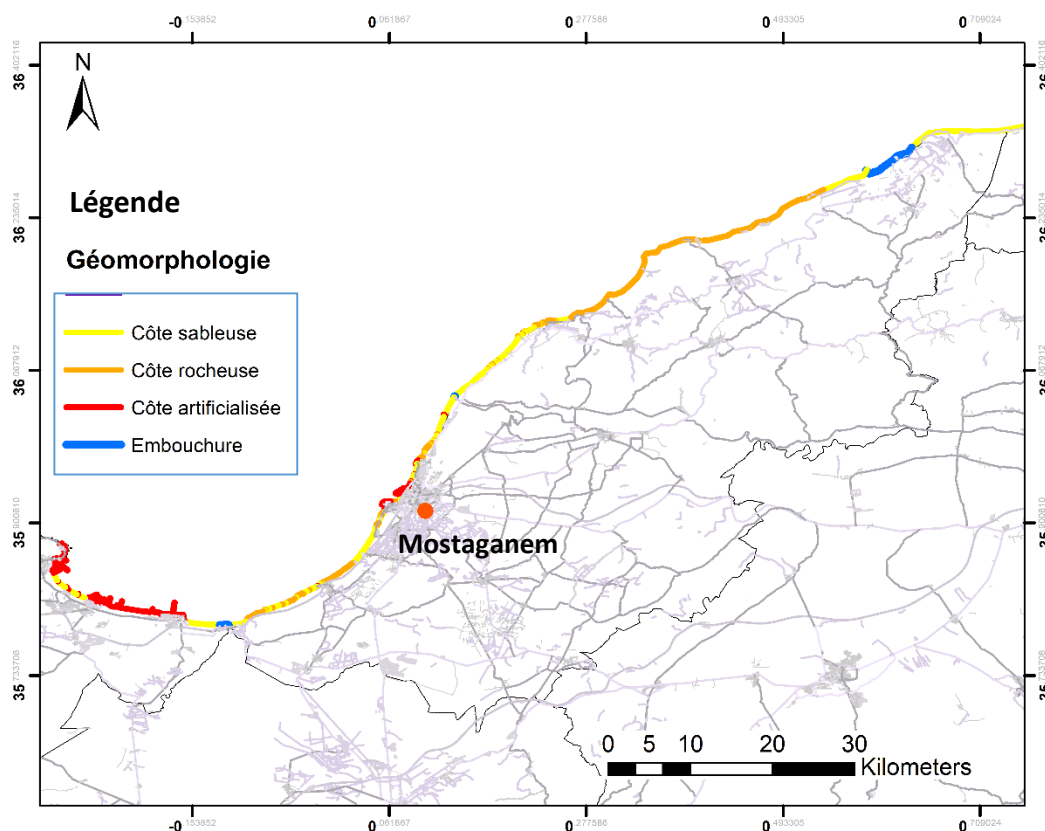


Figure VII.3: Faciès géomorphologiques au niveau de la zone d'étude résultant d'une analyse de l'image Pléiades.

VII.1.4 Pente régionale

La pente régionale de la zone côtière a été calculée à partir d'une grille d'élévations topographiques, élaborée par le traitement du MNT et la grille bathymétrique. Les données numériques de la bathymétrie sont extraites de la carte marine établie par le *Service Hydrographique des Forces Navales algériennes* (SHFN) et fusionnée avec celles fournies du Laboratoire des Études Maritimes (LEM). Ces données ont été traitées à l'aide du logiciel SIG (ArcGis 10.2) afin d'établir une carte de pente.

VII.1.5 Hauteur significative des vagues à la côte (H_s)

Basée sur des modèles mathématiques, la modélisation numérique décrit de manière suffisamment fiable les phénomènes physiques. Les calculs de propagation de la houle ont été réalisés à l'aide du modèle MIKE SW, développé par le *Danish Hydraulic Institute* (DHI).

MIKE SW est un modèle numérique de troisième génération qui permet le calcul des paramètres caractéristiques de la houle sur les domaines côtiers, les lacs et les estuaires à partir de conditions de houle fournies aux limites du domaine modélisé (conditions aux limites) et/ou de conditions de vent. Il s'agit d'un modèle spectral : la houle est décrite à travers la répartition de l'énergie en fréquences et en directions.

Le modèle est basé sur la résolution des équations de conservation de la densité d'action de houle en conditions stationnaires ou instationnaires. La densité d'action est déterminée à partir de la densité d'énergie exprimée en fonction de deux variables du domaine spectral : la fréquence et la direction.

MIKE SW permet la prise en compte de la majeure partie des phénomènes influant sur la génération et la propagation d'une houle sur un domaine côtier :

- Phénomènes de réfraction liés à l'évolution des fonds et/ou à l'interaction avec le courant,
- Génération par le vent,
- Dissipation de l'énergie par frottement sur le fond,
- Dissipation de l'énergie par déferlement et/ou par moutonnement,

- Interaction de houles,
- Shoaling (levage),
- Réflexion (sur des ouvrages ou sur la côte),
- Diffraction.

La houle est décrite dans MIKE SW à travers sa représentation spectrale. Différents spectres types paramétrés à partir des données caractérisant un état de mer (hauteur, période, direction moyenne de propagation ...) peuvent être utilisés. En effet, un modèle numérique du MIKE21-DHI a été utilisé dans le cadre de cette étude afin de calculer les Hauteurs Significatives (Hs) des vagues à la côte. Il s'agit dans un premier temps de recueillir l'ensemble des données nécessaires à la simulation (des données bathymétriques, météorologiques et le niveau de la mer).

Les modèles en sorties ont montré que le degré d'exposition augmente lorsque les vagues proviennent du secteur nord-ouest, avec une fréquence de $0.125s^{-1}$ d'une période de retour de 15ans et une hauteur de houle au large de 4.5m qui sont les paramètres choisis pour l'évaluation de la sensibilité liée à l'action des vagues en conditions extrêmes.

VII.1.6 Calcul d'indice de vulnérabilité côtière (IVC)

Les géodonnées relatives à chaque variable, résultantes des traitements des données disponibles sur la zone d'étude, ont été intégrées dans un modèle SIG pour une application d'un système de cotation de 5 degrés (de 1 jusqu'à 5) (figure VII.1) selon une grille de calcul par cellule de 20m*20m. À chaque variable est affecté un degré, en fonction de l'ampleur potentielle de son exposition (enjeux) et sa contribution à des changements physiques de la côte. Les 5 degrés obtenus font l'objet de calculs par l'équation (VII.1).

L'éventail complet de l'IVC a été divisé en quatre, à parts égales, et le quart supérieur correspond à une " très haute vulnérabilité".

$$IVC = \sqrt[2]{\frac{a \cdot b \cdot c \cdot d \cdot e}{5}} \quad (VII.1)$$

a = Taux d'érosion ; b = géomorphologie ; c = pente ; d = hauteurs des vagues e = occupation du sol ;

PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSION

Chapitre VIII

Présentations des résultats

VIII.1 Présentations générale des résultats

Les résultats de cette thèse proviennent de l'application des méthodes de télédétection notamment de classification et de traitement d'images satellitaires, dans le but d'extraire des informations relatives à la dynamique physique et socio-économique littorale. Ces applications combinées à d'autres approches de traitement de données ont pour finalité d'évaluer le risque et la vulnérabilité côtière.

Après un état de l'art, une évaluation de l'efficacité des méthodes de *Machine (Deep) Learning* et des approches de traitement d'images pour l'extraction de différents indicateurs de trait de côte a été effectuée. Le trait de côte étant un paramètre clé et fondamental dans plusieurs domaines d'analyse (modèle numérique, étude hydrodynamique, analyse spatio-temporelle de la dynamique côtière, délimitation du domaine public maritime, etc.), est le sujet d'intérêt principal dont les efforts et les applications se sont concentrés dans ce travail.

Ces méthodes appliquées et développées ont été validées et calibrées grâce aux mesures in-situ. En effet et grâce à la collaboration entre le laboratoire français Littoral, Environnement, Télédétection, Géomatique - Brest (LETG-Brest), l'ENSSMAL et le Centre technique spatiale algérien (CTS, Arzew) dans le cadre de ce projet de thèse, des sorties de terrain ont été effectuées au même jour que celui de la programmation spatiale d'acquisition des images satellitaires de très haute résolution Pléiades en partenariat avec GEOSUD.

Par ailleurs, l'étude de l'état de l'environnement socio-économique dans la frange côtière étudiée a été réalisée à partir d'une analyse de la documentation existante et un traitement automatique des images satellitaires en vue de la détection du type d'occupation du sol. En fin, ce travail a permis d'aboutir à un diagnostic de l'état de la vulnérabilité côtière face au risque de l'érosion omniprésent dans la zone d'étude. Ce diagnostic a été effectué via un calcul d'indices en utilisant des outils de la géomatique.

VIII.2 Extraction automatique du trait de côte

La performance des méthodes de *Machine Learning* (RF et SVM) et des approches de classification d'images en utilisant des données multi-spectrales de HR (Sentinel-2) et de THR (Pléiades et Alsat) a été évaluée en matière d'extraction automatique de traits de côte. Les résultats de chaque algorithme de *Machine Learning* exécuté via les approches PBIA et OBIA ont été comparés. Les résultats ont été évalués en fonction de leur pertinence pour la reconnaissance des classes de couverture terrestre, de la précision de la détection des traits de côte et de la performance de l'extraction automatique.

Dans les sections ci-dessous, les résultats de l'ajustement/détermination des valeurs des paramètres relatives à chaque algorithme de *Machine Learning* sont d'abord présentés. Ensuite, sur la base d'une inspection visuelle, une évaluation qualitative de la reconnaissance de la couverture terrestre est présentée dans la section de cartographie. Enfin, la précision et la détection des traits de côte sont présentées avec l'évaluation quantitative et statistique de leurs performances.

VIII.2.1 Approche de *Machine Learning*

VIII.2.1.1 Ajustement des paramètres de l'algorithme de *Machine Learning*

Les principaux paramètres de l'algorithme RF et SVM ont été optimisés par un processus de validation croisée en fonction de l'indice de précision globale (OA) le plus élevé. Parmi les valeurs de Mtry testées, les valeurs de 25 et 60 (tableau VIII.1) ont été sélectionnées pour RF_Pix et RF_Obj, qui ont obtenu un OA de 87,4 % et 93 %, respectivement.

Pour le SVM_Pix et le SVM_Obj, la valeur du paramètre γ du noyau a été maintenue à 0,09 et 0,005, respectivement.

De plus, parmi les valeurs du paramètre C examinées, les valeurs de 9 et 2 ont été sélectionnées pour le SVM-Pix et le SVM_Obj (tableau VIII.1), obtenant une OA de 92,4 % et 90 %, respectivement. Les valeurs optimisées des paramètres ont ensuite été utilisées pour entraîner les algorithmes RF et SVM, créer le modèle de classification et produire les cartes thématiques.

Tableau VIII. 1: Résultats des différentes valeurs des paramètres de Random Forest (Mtry) et SVM (C) appliqués sur les images Pléiades

Approche de classification	Optimisation des paramètres de <i>Random Forest</i>	Optimisation des paramètres de <i>Support Vector Machine</i>
Orientée Pixel	<p style="text-align: center;">Parametre Mtry de Random Forest</p>	<p style="text-align: center;">Parametre Mtry de Random Forest</p>
Orientée Objet	<p style="text-align: center;">Paramètre C du SVM</p>	<p style="text-align: center;">Paramètre C du SVM</p>

VIII.2.1.2 Classification des images par les algorithmes de *Machine Learning*

Étant donnée la quantité des résultats issus de chaque application (huit méthodes) sur trois types d'images satellitaires (Pléiades, Sentinel, Alsat), dans ce qui suit, nous exposerons en détail les résultats des applications effectuées sur les images Pléiades et Sentinel-2. Ce choix s'est fait en raison de l'emprise spatiale des scènes Pléiades obtenues et la disponibilité en libre droit des images Sentinel- 2, mais surtout de la pertinence des résultats,

Les figures VIII.1 et VIII.2 montrent les résultats de la classification de PBIA et OBIA, respectivement, en utilisant les algorithmes RF et SVM. Il est à noter qu'aucun post-traitement après la classification finale n'a été effectué afin de minimiser les opérations manuelles et promouvoir un plus haut degré d'automatisation.

VIII.2.1.3 Analyse et classification d'image orientée pixels (PBIA)

D'un point de vue général, les algorithmes RF_Pix et SVM_Pix ont produit une image avec un aspect de taches "sel et poivre" ; toutefois, la classification issue du SVM-Pix semble contenir moins de taches (figure VIII.1). De plus, l'inspection visuelle des deux cartes thématiques a révélé des différences dans la quantité de sable humide classé en tant qu'eau ou couverture végétale. Le long du trait de côte et les lits de l'Oued, l'inspection visuelle n'a pas révélé de différences significatives entre la classification SVM et RF.

Une zone test (Zone A) dans la zone d'étude (figure VIII.1) a été choisie pour l'estimation de la limite et de la précision de la méthode. Cette zone (A) a été représentée par le RF comme une couverture végétale entrecoupée de petits canaux de cours d'eau, indiquant la présence d'une classe d'eau, alors qu'elle a été représentée par l'algorithme SVM comme étant principalement dominée par la couverture végétale et entrecoupée de sable humide (classe de sable humide), avec la présence d'une petite zone humide (classe d'eau). Sur la base d'une image satellite à très haute résolution spatiale, l'observation visuelle a montré que cette zone était principalement couverte de végétation et entrecoupée de sols humides exposés et d'une petite zone humide, ce qui a été bien représenté par l'algorithme SVM. En conséquence, l'algorithme SVM-Pix semble présenter moins d'ambiguïtés dans les classifications et moins d'erreurs pour la classe des sols humides, qui est une classe fondamentale et est considérée comme un indicateur pour la détection des traits de côte pour les plages sablonneuses.

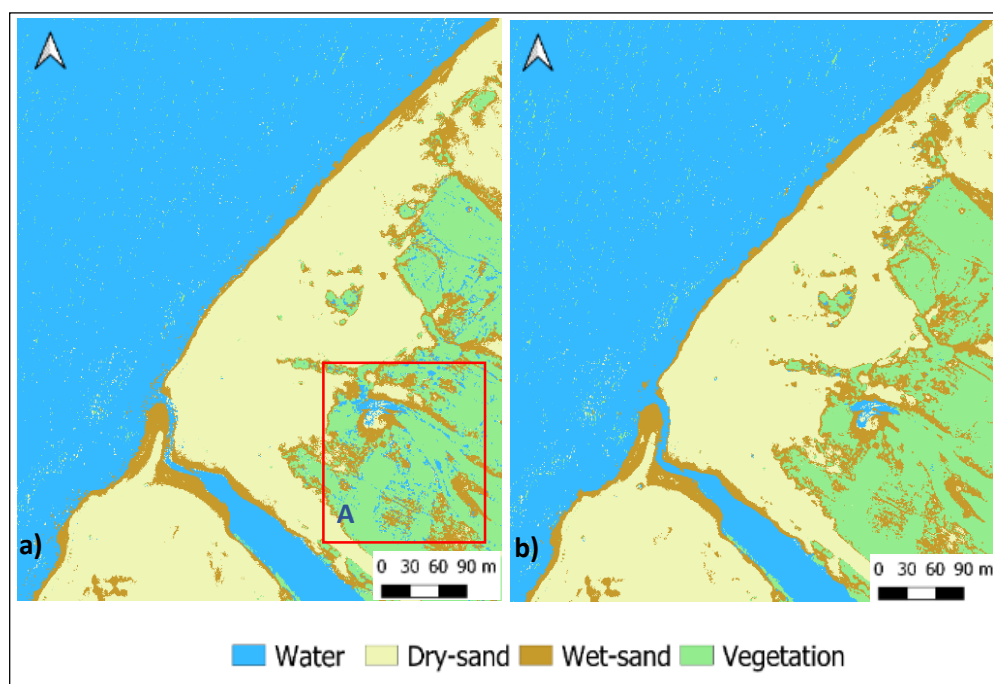


Figure VIII.1: Résultats de la classification pixel par les algorithmes a) RF et b) SVM des images Pléiades

VIII.2.1.4 Analyse et classification d'images orientée objet (OBIA)

a. Segmentation

Les paramètres des algorithmes de segmentation, MRS et MSS, appliqués sur les images Pléiades ont été optimisés et ajustés en fonction de leur OA. Le tableau VIII.2 présente un aperçu des résultats des différentes valeurs de ces paramètres et les tests effectués sur les images Pléiades.

Le processus de segmentation de l'image est considéré comme terminé lorsque les objets de l'image produits sont cohérents avec les objets d'intérêt. Ainsi, puisque l'objectif principal de la classification était la détection du trait de côte, dont les indicateurs ont été préalablement définis, les objets correspondant à la classe d'intérêt ont été considérés comme les principaux objets d'intérêt ; en effet, cette classe doit donc être bien mise en évidence par le processus de segmentation.

Pour l'algorithme de segmentation Meanshift (MSS), l'observation visuelle a montré une corrélation directe entre la variation des paramètres de segmentation et le type d'objets. Ainsi :

- Plus la valeur du paramètre hs est grande, plus le nombre de segments (objets) produits est important, ce qui était déroutant en raison de la grande quantité d'informations.
- Paradoxalement, plus la valeur du paramètre hs est petite, plus d'informations sont perdues, ce qui rendait les objets d'intérêt flous.

Par conséquent, les valeurs des paramètres hs et hr de 10 et 15, respectivement, ont été identifiées comme les meilleurs paramètres de configuration. Ces paramètres de l'algorithme MSS ont permis d'obtenir les meilleurs OA de 93,1 % et 88 % avec la RF et le SVM, respectivement.

Pour l'algorithme de segmentation Multiresolution (MRS), les tests de configuration ont révélé que :

- i) Plus Sc est grand, plus les objets sont grands,
- ii) Plus Sp et Cp sont petits, moins d'objets sont générés.

Ainsi, les valeurs de 50, 0,5 et 0,8 ont été sélectionnées pour Sc , Sp et Cp , respectivement. Ces paramètres de configuration ont été les meilleurs en termes de précision, obtenant un OA de 92,3 % et 91 % pour l'algorithme RF et SVM, respectivement.

Par ailleurs, le tableau VIII.2 présente un aperçu des résultats des différents tests de configuration des paramètres effectués sur les images Sentinel-2.

Nous constatons exactement les mêmes corrélations entre la variation des paramètres de segmentation et le type d'objets. Cependant, les valeurs des paramètres ainsi que leurs coefficients de OA respectifs diffèrent de ceux observés pour les images Pléiades.

Tableau VIII.2 : Résultats des différentes valeurs des paramètres de segmentation et des tests effectués sur les images Pléiades

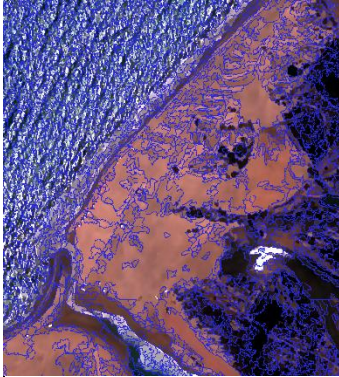
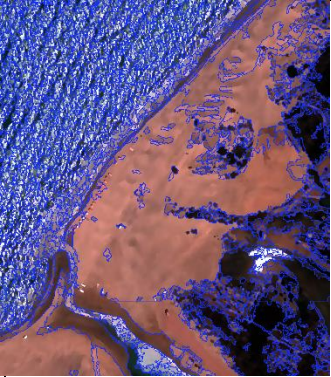
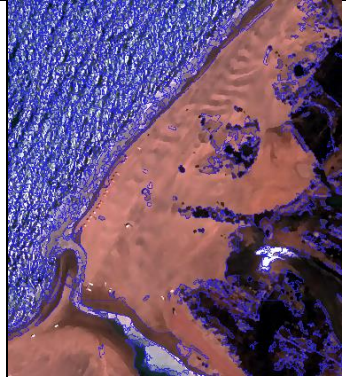
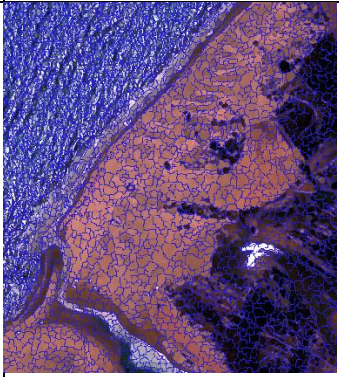
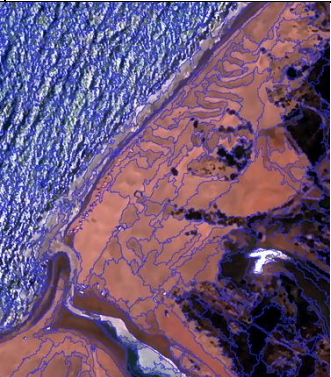
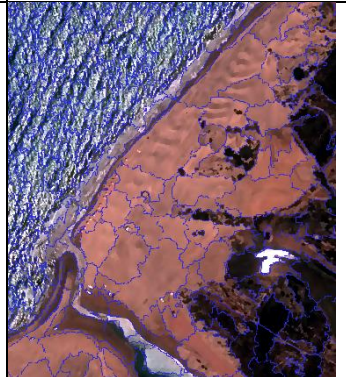

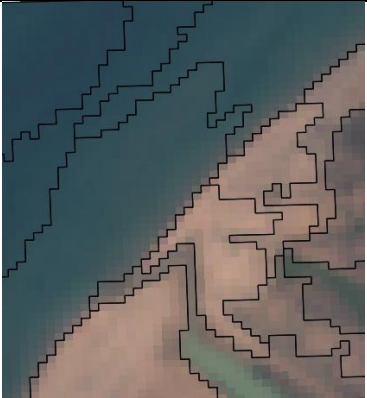
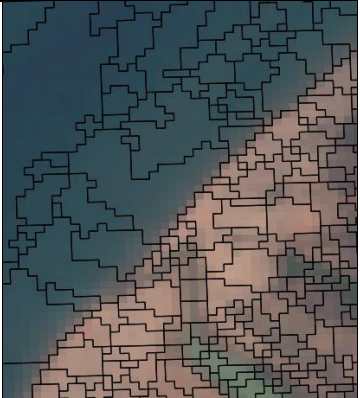
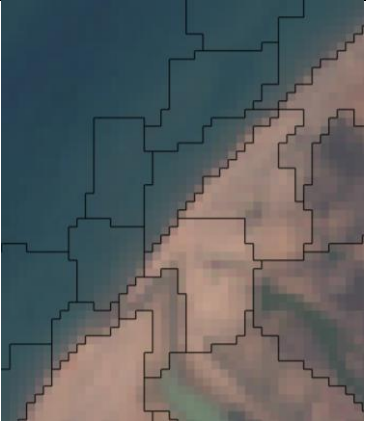

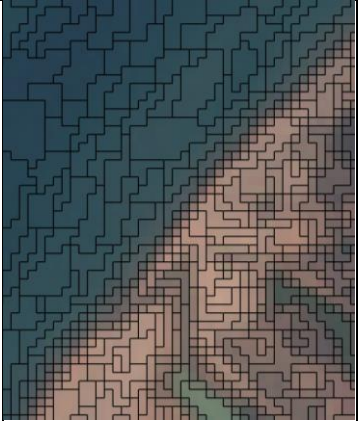
			
Paramètres de MeanShift (MSS)	hs= 0.4 hr=0.5	hs= 10 hr=0.1	hs= 15 hr=0.1
RF-OA	75.2%	93.1%	77.3%
SVM-OA	70.4%	88%	72.1%
			
paramètres de Multiresolution (MRS)	Sc= 10, Sp=0.5 Cp=0.5	Sc= 50, Sp=0.2 Cp=0.8	Sc= 50, Sp=0.2 Cp=0.1
RF-OA	83%	92.3%	70.3%
SVM-OA	80.2%	91%	68.6%

Tableau VIII.3 : Résultats des différentes valeurs des paramètres de segmentation et des tests effectués sur les images Sentinel-2.

			
Paramètres de MeanShift (MSS)	hs= 5 hr=0.1	hs= 10 hr=0.5	hs= 15 hr=0.5
RF-OA	60.2%	60.1%	60.3%
SVM-OA	53.4%	50.2%	60.1%
			
Paramètres de Multiresolution (MRS)	Sc= 10, Sp=0.5 Cp=0.1	Sc= 15, Sp=0.5 Cp=0.9	Sc= 5, Sp=0.2 Cp=0.1
RF-OA	53%	68.3%	60.3%
SVM-OA	55.2%	51%	60.6%

b. Classification basée sur les objets

Les résultats des algorithmes de *Machine Learning*, RF et SVM, en utilisant le MSS et le MRS sont présentés dans la figure VIII.2 pour les images Pléiades.

L'une des observations les plus importantes est que les cartes de classification produites par les algorithmes MSS et MRS présentent des différences prononcées. Ainsi, l'utilisation de différents algorithmes *Machine Learning* avec le même type de segmentation a donné des résultats différents.

Comme pour la PBIA, la principale différence entre les cartes de classification utilisant l'OBIA était la quantité relative des classes de sable humide et de végétation. En nous basant sur l'inspection visuelle d'une image à très haute résolution spatiale, on a remarqué que les deux cartes de classification produites à l'aide du MSS présentaient plusieurs erreurs, notamment la classification erronée de la couverture de sable humide en sable sec ou en végétation. Cette erreur de classification est nettement présente dans la zone (A), qui a été utilisée comme zone de test et de validation.

Sur la base du MSS, la zone (A) a été décrite comme étant principalement couverte de végétation et de sable sec avec une petite quantité de sable humide en utilisant l'algorithme SVM (figure VIII.2.b), et avec de plus grandes quantités de sable humide en utilisant l'algorithme RF, ce dernier reflétant mieux la réalité du terrain. De même, les erreurs de classification de la couverture de sable humide en sable sec sur les lits de l'Oued et le trait de côte semblent moins fréquentes avec l'algorithme SVM. Ce fait est crucial pour la détection des traits de côtes.

Dans l'ensemble, la classification RF et SVM utilisant l'algorithme MRS a montré peu d'indications d'erreurs lors de la classification des classes de sable humide, ainsi que de sable sec et de végétation, bien que plusieurs erreurs aient été perceptibles dans la Zone (A). Contrairement à la classification basée sur le MSS, l'inspection visuelle de la classification basée sur le MRS a révélé que le RF (figure VIII.2.c) représentait mieux la couverture de sable humide que le SVM (figure VIII.2.d).

Ceci est particulièrement vrai le long des lits de l'Oued et sur le trait de côte, ce qui est nécessaire pour la détection du trait de côte de plages sablonneuses et particulièrement la limite sable sec/humide.

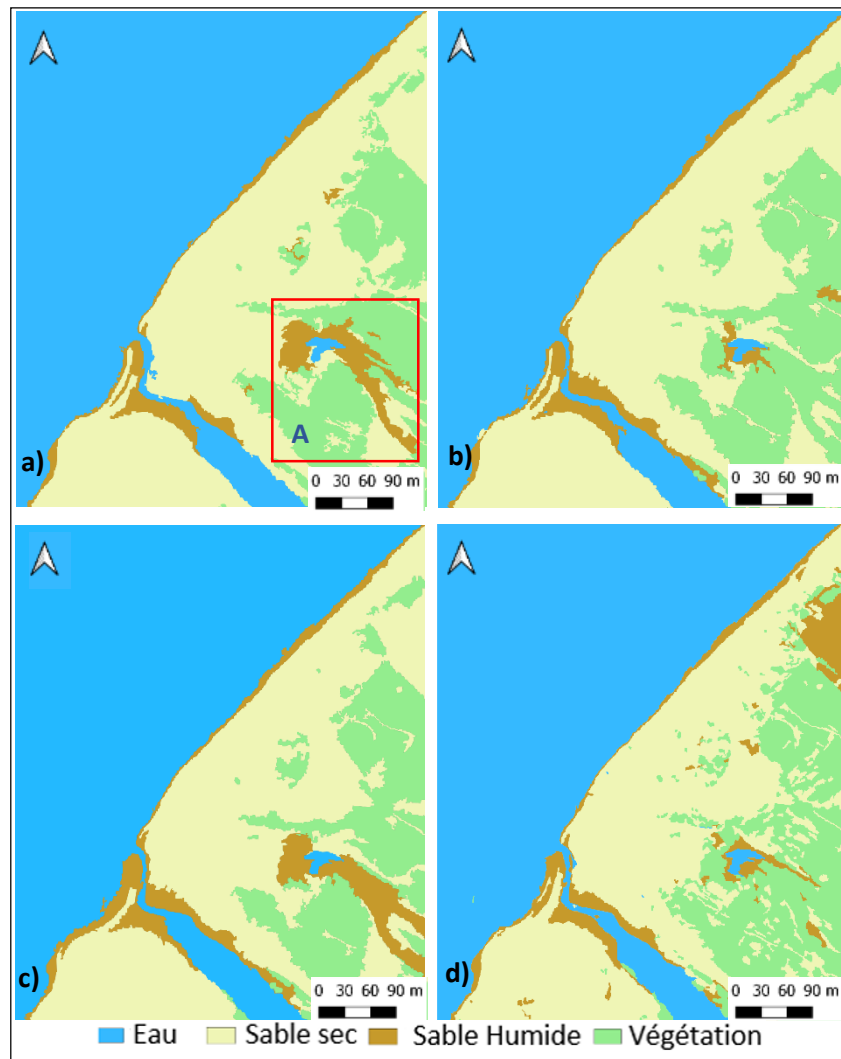


Figure VIII.2: résultats de la classification orientée objet par a) RF-Meanshift, b) SVM-meanshift, c) RF- Multi-résolution, d) SVM- Multi- résolution, pour les images Pleiades.

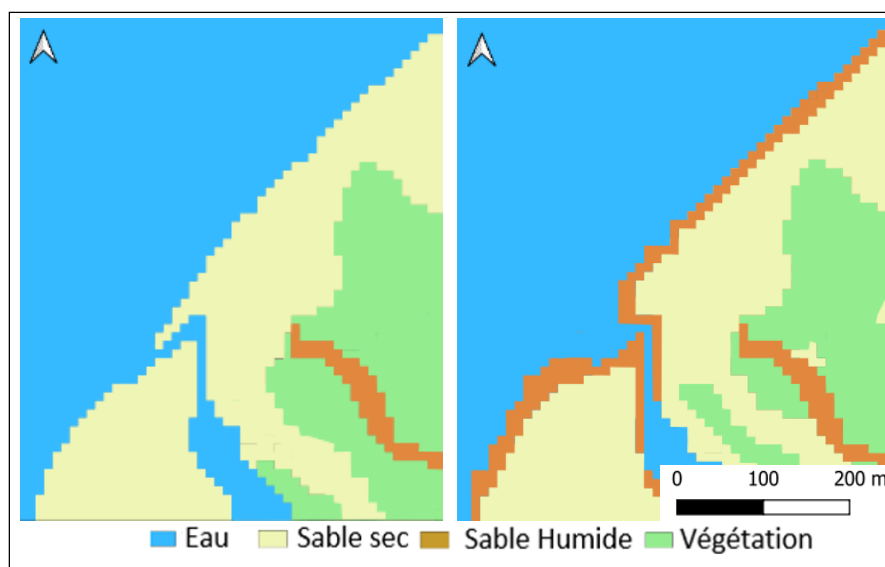


Figure VIII.3: Résultats de la classification orientée objet par 1) RF-Meanshift, 2) RF-Multi-résolution pour les images Sentinel-2.

VIII.2.1.5 Comparaison entre les analyses basées sur les pixels et les objets

Les résultats de classification ont montré une représentation visuelle raisonnable de la couverture terrestre. Cependant, en comparant le même algorithme *Machine Learning*, les approches PBIA et OBIA ont produit des modèles quelque peu différents. Par exemple, en utilisant l'algorithme RF-Obj, la prédominance de la couverture de sable humide dans la zone (A) (figure VIII.1 et VIII.2) était significativement plus élevée qu'en utilisant l'algorithme RF-Pix.

Bien que les différents algorithmes et approches d'analyse d'images diffèrent légèrement dans leurs représentations, la classe d'eau était généralement bien définie. La classe de végétation était également bien représentée par RF-Pix et SVM-Pix et semblait particulièrement bien représentée par le SVM-Obj basé sur MRS.

De plus, les différences dans la représentation de la classe sable humide étaient très prononcées entre les approches et les algorithmes. Bien que l'approche pixel utilisant le SVM ait montré une représentation précise de la classe de sable humide dans la zone (A) (figure VIII.4) l'approche objet a produit la représentation la plus précise de la classe de sable humide le long du trait de côte. Considérant le fait que la classe de sable humide le long du trait de côte soit la classe d'intérêt, l'approche OBIA, utilisant la RF basée sur l'algorithme MRS, a fourni les meilleurs résultats.

VIII.2.1.6 Analyse statistique de la précision des classifications

Une évaluation quantitative de la précision a été effectuée pour chaque méthode afin de révéler l'efficacité de la classification basée sur les modèles optimisés et de déterminer l'approche la plus précise. Cette évaluation s'est basée sur la matrice de confusion et le calcul des coefficients de précision globale (OA) et l'indice Kappa (tableau VIII.4).

Dans l'ensemble, les deux approches PBIA et OBIA ont donné d'assez bons résultats avec un OA de plus de 85 % (tableau VIII.4). Ainsi, l'indice de précision pour plusieurs classes était relativement cohérent pour les deux approches de classification, mais des différences spécifiques entre les algorithmes de *Machine Learning* sont apparues.

Pour les deux approches, PBIA et OBIA, toutes les classes de couverture du sol ont atteint une précision supérieure à 80 %, à l'exception de la classe de sable humide, qui a obtenu un score inférieur à 80 %, sauf pour l'algorithme RF-Obj basé sur la MRS qui a atteint 88 %

(tableau VIII.4). De plus, la précision de la classe de végétation est supérieure à 90 %, sauf avec le SVM basé sur le MRS, où elle est à 84 % (tableau VIII.4).

L'algorithme RF a atteint un coefficient OA le plus faible de l'ordre de 86 % par l'approche PBIA, contrairement à l'approche OBIA pour laquelle le coefficient OA le plus faible (88,84 %) a été enregistré avec l'algorithme SVM (tableau VIII.4).

Le coefficient kappa était supérieur à 0,8 (tableau VIII.4) pour toutes les approches de classification, ce qui révèle que les valeurs de la matrice de confusion ont une forte probabilité d'être correctes. Plus précisément, c'est le RF-Obj qui présente les valeurs les plus élevées de l'indice de kappa par rapport aux autres méthodes de classification supervisée.

Tableau VIII.4 : Résultats des matrices de confusion des différentes méthodes de classification

Classes	RF-Pix	SVM-Pix	RF-Meanshift	SVM-Meanshift	RF-Multiresolution	SVM-Multiresolution
Eau	0.87	0.93	1	1	1	1
Sable	0.73	0.75	0.79	0.75	0.88	0.70
Sable Humide	0.87	0.83	0.89	0.83	0.86	0.90
Végétation	0.93	0.92	0.93	0.84	0.87	0.95
Indices de Kappa	0.85	0.85	0.90	0.85	0.90	0.88
OA	0.86	0.88	0.93	0.88	0.92	0.91

VIII.2.1.7 Extraction et cartographie des traits de côte

Les indicateurs du trait de côte ont été extraits automatiquement la classification. La figure VIII.4 montre les résultats de l'extraction des traits de côte dont a) le vecteur brut avec une forme étagée qui se trouve entre les classes de sable humide et de sable sec et le vecteur final après le processus de lissage, et b) le transect généré par le DSAS pour calculer le NSM.

L'interprétation visuelle a souligné que la forme des traits de côte finaux lissés extraits de l'image Pléiades correspond assez bien à la forme de la limite humide/sèche choisie comme

indicateur du trait de côte (figure VIII.4), avec des précisions fluctuantes discutées dans la section ci-dessous.

VIII.2.1.8 Précision de l'extraction des traits de côte

Les résultats de l'inter-comparaison des traits de côte extraits avec un trait de côte de référence dérivée de levés in-situ sont présentés dans le tableau VIII.5 qui indique les principales statistiques des calculs DSAS, à savoir, les valeurs i) max, ii) min, et iii) moyennes, et iv) le pourcentage du trait de côte qui se trouve à moins d'un pixel du trait de côte in-situ. La distance moyenne est utilisée comme "indicateur" de la compatibilité entre les traits de côte générés et ceux déterminés par la vérification au sol, c'est-à-dire entre les traits de côte extraits et les traits de côte in-situ.

Globalement, l'approche OBIA a permis de générer des traits de côte avec une plus grande précision (tableau VIII.5). Pour le MRS, l'algorithme RF a permis une extraction du trait de côte la plus précise avec une distance moyenne de 0,7 m où 55,5 % du trait de côte extrait se situe à moins d'un pixel du trait de côte in-situ. En revanche, pour le MSS, l'algorithme SVM a produit le trait de côte le plus précis avec une distance moyenne de 1,4 m où 37,3 % du trait de côte extrait est situé à moins d'un pixel du trait de côte in-situ.

Tableau VIII.5 : Calculs de distance entre les traits de côte extraits par RF et SVM et de référence in-situ (NSM) basés sur le calcul du DSAS.

	RF-Pix	RF-Meanshift	RF-Multiresolution	SVM-Pix	SVM-Meanshift	SVM-Multiresolution
MIN	-11.1	-3.5	-2.8	-15.3	-4.9	-13.8
MAX	7.1	11.8	7.2	6.3	12.2	7.5
MOYENNE	2.8	2	0.7	2.1	1.4	1.1
(-1.5 - +1.5)%	45.9	54.2	76.6	44	64.3	60.6
(-0.5 - +0.5)%	31	34.8	55.5	30.3	37.3	40

En utilisant l'approche PBIA (tableau VIII.5), l'algorithme RF a permis une extraction du trait de côte la plus précise avec une distance moyenne de 2.8 m où 31% du trait de côte extrait est situé à moins d'un pixel du trait de côte in-situ.

Les résultats montrent que la méthode OBIA a généré des traits de côte avec une précision de 5 à 25 % supérieure à celle de la méthode PBIA en comparant le même algorithme de *Machine Learning*. En outre, dans le cadre de la même approche OBIA, le MRS peut obtenir une précision de 20 % supérieure à celle du MSS pour le trait de côte généré. Après avoir examiné plus en détail les traits de côte produits, il a été constaté que dans certains environnements, ils n'épousaient pas la trajectoire/forme du véritable trait de côte. Cela peut être observé dans les secteurs A et B de la figure VIII.4, où il apparaît que RF-Pix et SVM-Pix ont tendance à se situer dans la ligne de la transition humide/sec plus à l'intérieur des terres.

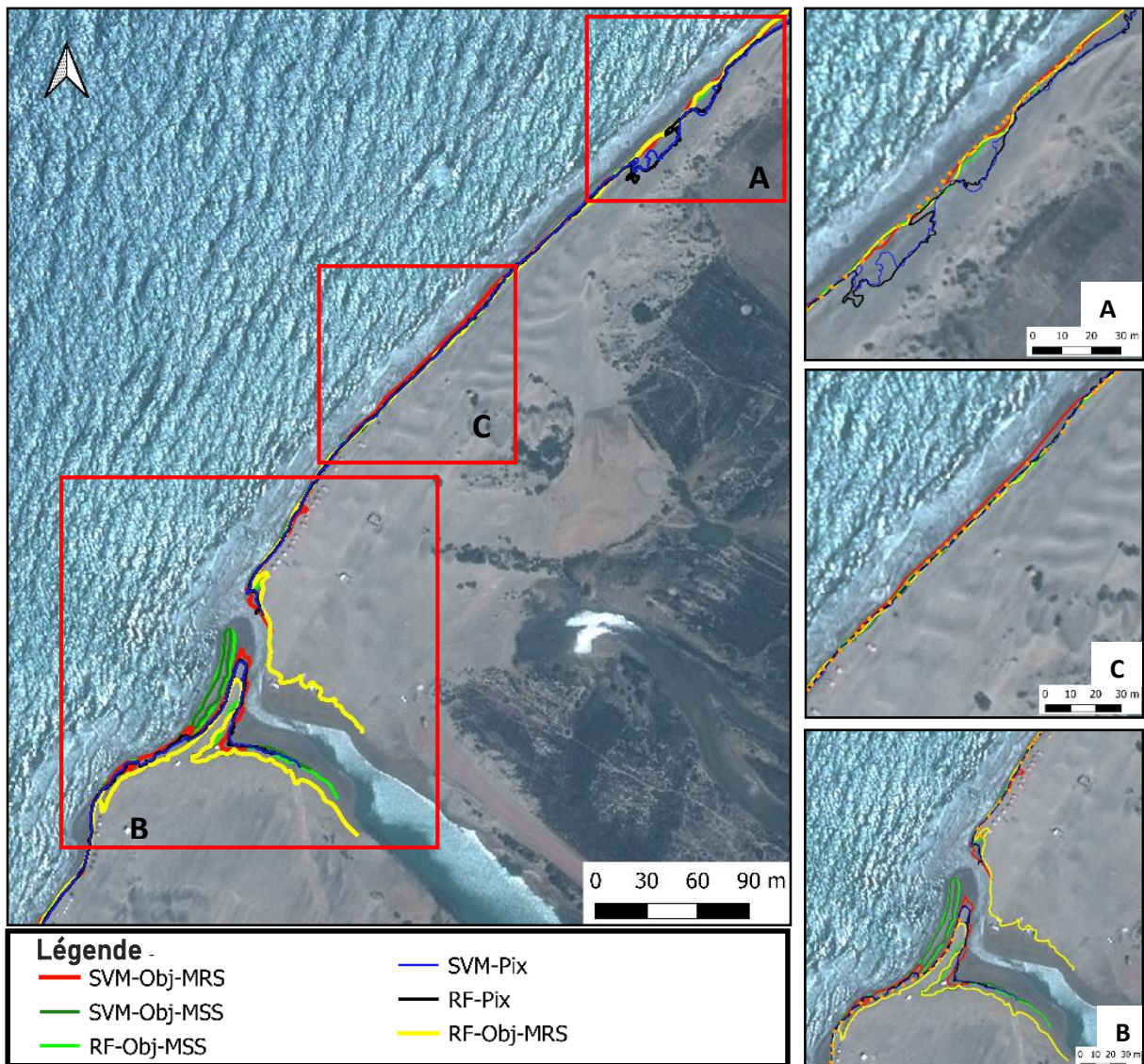


Figure VIII.4: Traits de côte extraits- A. trait de côte proche de la dune et de la végétation- B. trait de côte homogène- C. trait de côte à l'embouchure de la rivière.

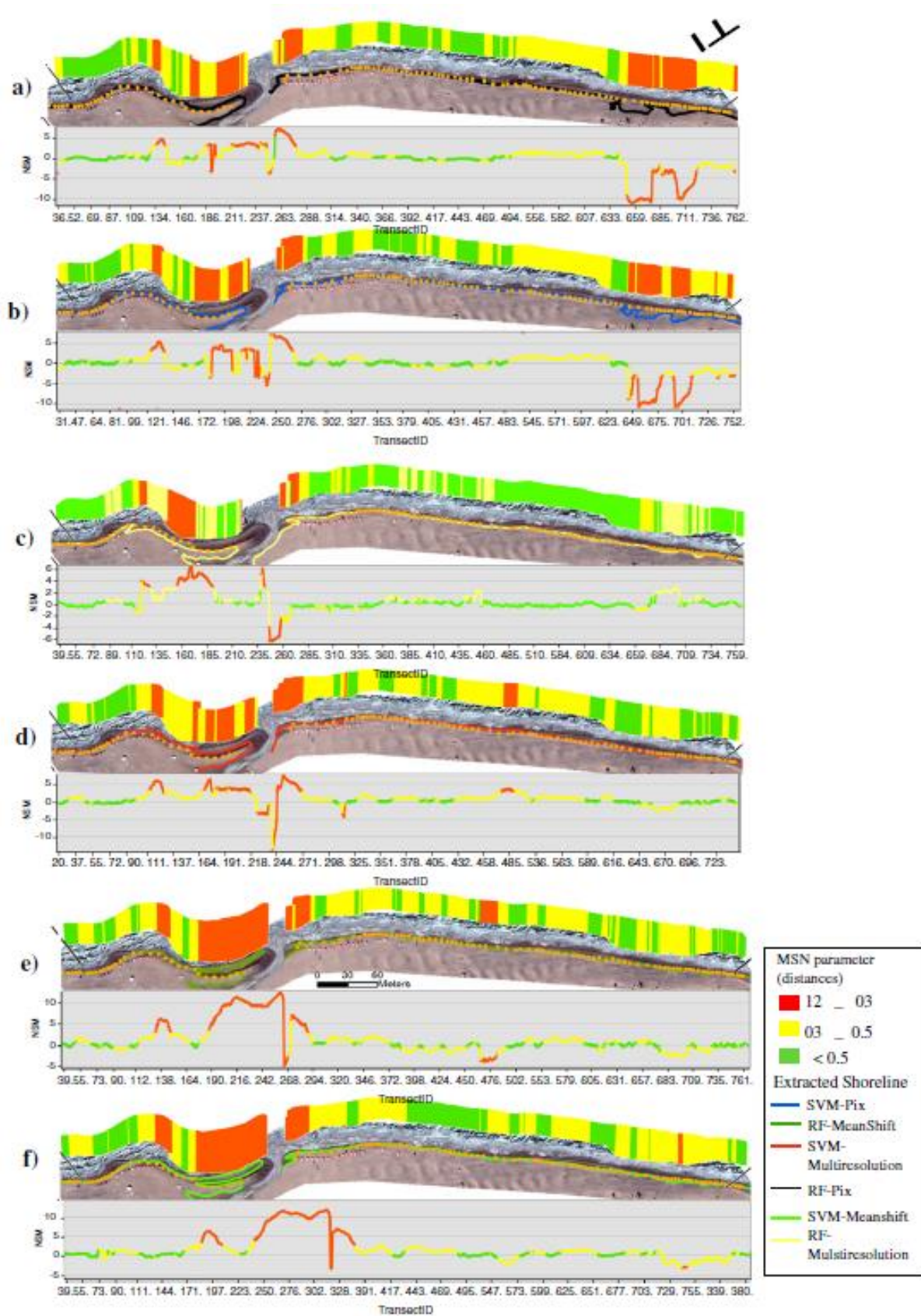


Figure VIII.5: Distance entre les traits de côte extraits par RF et SVM et de référence in-situ (validation des résultats) ; a) RF-Pix b) SVM-Pix c) RF-Multiresolution, d) SVM-Multiresolution, e) RF-Meanshift, f) SVM-Meanshift.

VIII.2.2. Analyse de l'intervalle de confiance

Le trait de côte extrait des images optiques comme indicateur de trait de côte a été comparé aux données de référence in-situ afin de valider les méthodes de *Machine Learning* testées dans cette étude.

Certaines incertitudes liées à la localisation de l'image, à la précision du GPS et au niveau de la marée peuvent entraîner une déviation du trait de côte extrait par rapport au trait de côte in situ. Afin de quantifier l'influence de l'amélioration de la précision du géoréférencement de l'image, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été estimée en utilisant des points de contrôle au sol (GCP). L'erreur RMSE résultante était inférieure à ½ de la taille du pixel (RMSE= 0,25m). De plus, le GPS utilisé pour le relevé in situ a une précision centimétrique ($\pm 0,03\text{m}$) qui est comparable aux autres sources d'incertitude.

Les principales sources d'erreur sont plus importantes pour l'indicateur de trait de côte NHE en raison de sa nature fluctuante. Il a été difficile de programmer une acquisition d'images le même jour que les mesures in-situ sans un intervalle de quelques heures (cinq heures d'intervalle). Si l'on considère les effets importants des marées, cet intervalle pourrait affecter la précision de la procédure de validation.

L'effet de marée dépend de la pente de la plage qui définit le *run-up* maximum des vagues. Considérant des hauteurs moyennes des vagues au large de 0,75 m, pour une pente moyenne de la plage de 5° , le facteur $\xi_o = 0.73$, le *run-up* = 0.6 donnée par l'équation :

$$R_{\max} = 1,07 \cdot H_{\text{mo}} \cdot \xi_o \quad (\text{VIII.1})$$

Enfin, l'intervalle de confiance totale ($\approx 0,42\text{m}$) est donné par la racine carrée de la somme des carrés des valeurs des sources d'erreur (Fletcher et *al.*, 2003) :

$$\sqrt{RMSE^2 + Run_up^2 + GPS^2} \quad (\text{VIII.2})$$

Où :

RMSE : Précision de la localisation de l'image ($\pm 0,25\text{m}$),

Run_up = 0,6 m,

GPS : précision des données in-situ ($\pm 0,03\text{m}$).

Par ailleurs, le trait de côte extrait brut est un vecteur en « dent de scie »; une procédure de lissage a donc été réalisée. Afin d'évaluer l'effet de cette procédure et de sélectionner une distance de lissage appropriée, les traits de côte lissés dérivés de plusieurs distances ont été comparés aux traits de côte in-situ. La méthode de lissage était appropriée pour une zone, telle que la zone d'étude pilote, où l'orientation du trait de côte était principalement droite et ne présentait pas de grandes oscillations dans la longueur d'onde courte (Ferrarin et al., 2018). Ces résultats sont cohérents avec ceux de Wicaksono, et al, (2019). Par conséquent, on suppose que cette méthode de lissage optimisée a un effet inestimable et sans importance sur la précision de l'extraction du trait de côte.

Les conditions météorologiques externes (par exemple, la pluie) pourraient affecter la précision de la détection des NHE. Cependant, la détection du trait de côte pour l'évaluation des changements et de l'érosion est généralement effectuée lorsque les conditions météorologiques sont favorables (avant et/ou après la tempête), car aucune image satellite appropriée n'est disponible lors d'événements extrêmes.

VIII.2.3 Approche intégrée du modèle CNN et OBIA

Les résultats issus de l'application d'une approche intégrée qui combine un modèle CNN et OBIA en utilisant des images optiques Pléiades sont présentés dans la figure VIII.6.

Il s'agit de la première indication d'une telle détection (semi-)automatique des traits de côte par un modèle CNN. En effet, une classification d'images basée sur un modèle d'apprentissage profond (*Deep Learning*) a été entreprise en utilisant, comme jeu de données d'entraînement, des échantillons in-situ collectés le même jour que l'acquisition des images satellites. L'utilisation de ce jeu de données pour l'entraînement du modèle a amélioré la précision des résultats. Elle peut être considérée comme l'une des valeurs ajoutées de ce travail.

Les quatre classes assignées pour le processus de classification ont été détectées (figure VIII.6) avec une précision globale (OA) de 94%. La précision de détection de la classe cible pour les côtes rocheuses (Lichen noir) a atteint un OA de 91%, ce qui révèle que les valeurs des données bien classées avaient une forte probabilité d'être correctes.

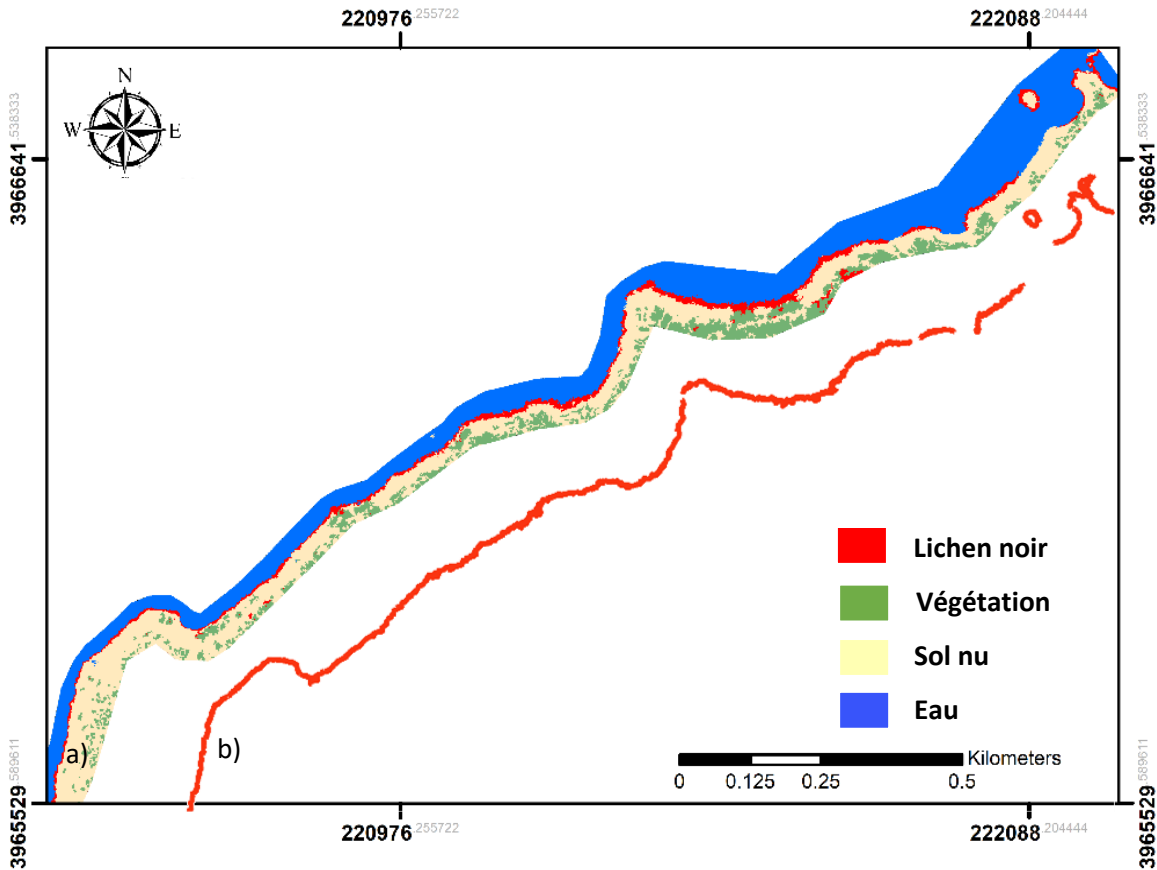


Figure VIII.6 : Trait de côte rocheuse extrait par la méthode CNN-OBIA (limite supérieure du lichen noir).

Le résultat final des méthodes combinées était des objets classifiés en format polygone. Comme l'indicateur de trait de côte est la limite supérieure de la ceinture de lichen noir, une conversion des résultats de la classification du format polygones au format poly-lignes était nécessaire. Cette limite a été sélectionnée et extraite comme trait de côte cible. La figure VIII.7.b présente le trait de côte final extrait après la conversion des polygones en poly-lignes.

Une distance de lissage adéquate est nécessaire pour simplifier la forme irrégulière du trait de côte extrait. La distance de 10m a permis d'obtenir des traits de côte avec moins de variation, de bien capturer sa forme et d'avoir la variation la plus étroite par rapport au trait de côte de référence. Une évaluation qualitative basée sur une inspection visuelle a souligné que la forme du trait de côte extrait correspond assez bien à la forme de la limite supérieure du lichen noir observé sur l'image de télédétection (figure VIII.7).

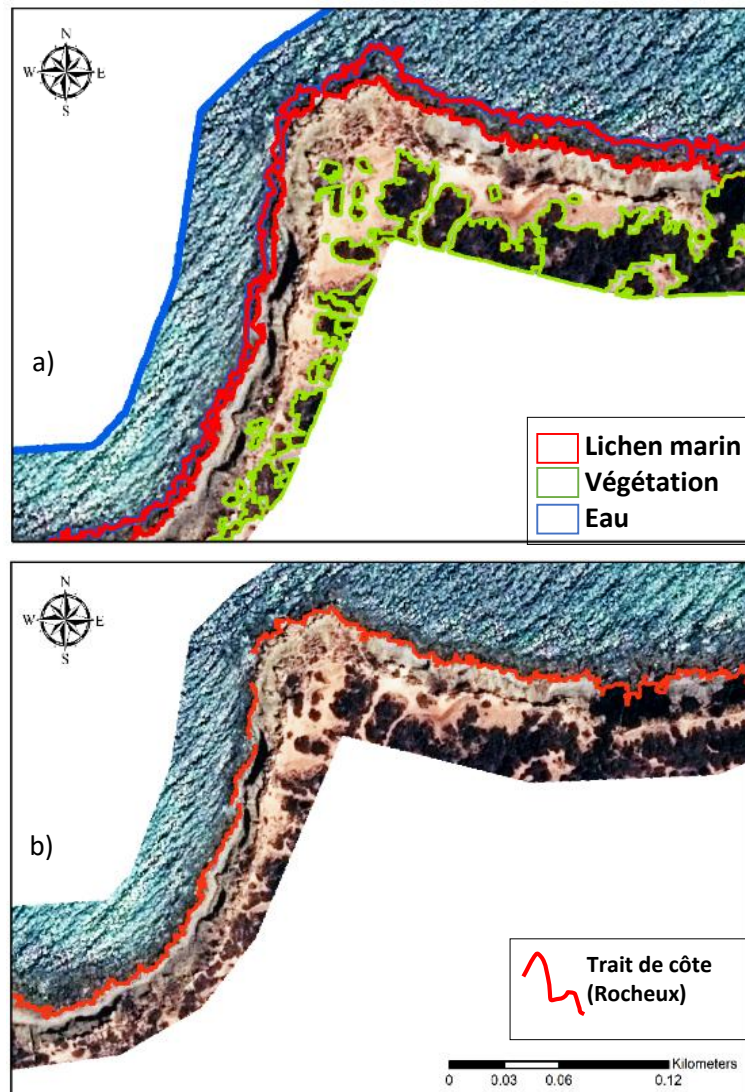


Figure VIII.7: Résultats de CNN-OBIA. a) Objets classifiés b) trait de côte rocheuse extrait (limite supérieure du lichen noir).

VIII.2.3.1 Évaluation de la précision de l'approche de *Deep Learning* CNN-OBIA

Afin d'évaluer la fiabilité du modèle CNN-OBIA, les traits de côte résultant de cette approche combinée ont été comparés à un trait de côte de référence issu d'une méthode traditionnelle. Cette méthode consistait en une numérisation manuelle de la limite supérieure de la ceinture de Lichen.

L'évaluation quantitative a été réalisée en calculant les distances entre les deux traits de côte à l'aide de DSAS (Thieler et *al.*, 2009) traité avec le logiciel ArcGIS. Le *Net Shoreline Movement* (NSM) qui représente les distances métriques entre deux traits de côte a été calculé. Un aperçu des NSM (distances) est présenté dans la figure VIII.8. Les résultats révèlent que 76 % du trait de côte extrait se trouve à moins de 1 m, et 35 % à moins de 0,5 m du trait numérisé, avec une distance maximale de 2,3m.

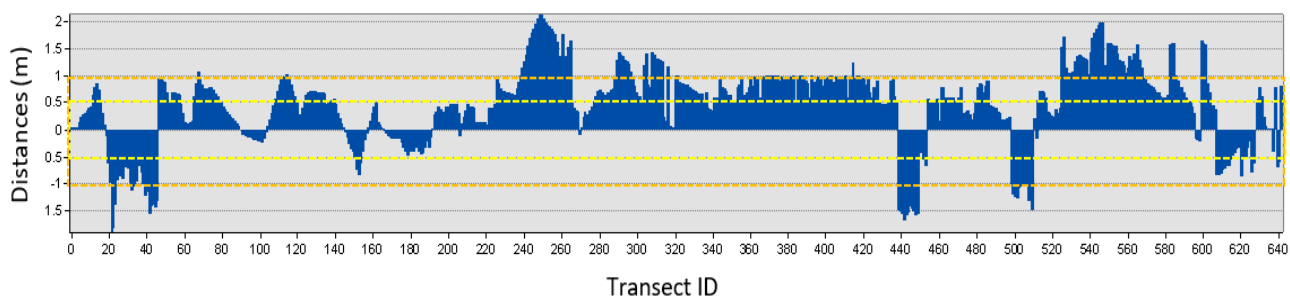


Figure VIII.8: Distances entre les traits de côte extraits par CNN-OBIA et numérisés.

Les valeurs de distance les plus élevées sont observées dans les secteurs où la végétation terrestre est proche de la limite du lichen (figure VIII.9). En excluant ces secteurs, les distances démontrent que la méthode d'extraction automatique est assez efficace pour détecter le trait de côte de type rocheux avec une précision de <1 m sur la zone prise comme référence pour l'analyse.

Ainsi, la méthode présente donc des limites lorsque la végétation est proche du rivage, où des erreurs de classification sont commises. Ceci est dû à la forte confusion entre la végétation terrestre et la couverture de lichens, qui ont des informations spectrales similaires. Un post-traitement utilisant l'indice NDVI pourrait résoudre ces erreurs de classification.

En outre, les résultats ont montré que l'approche intégrée peut également être utilisée pour détecter le trait de côte des îlots (figure VIII.10). Il faut toutefois souligner que la très haute résolution des images Pléiades a joué un rôle important dans cette détection à petite échelle.

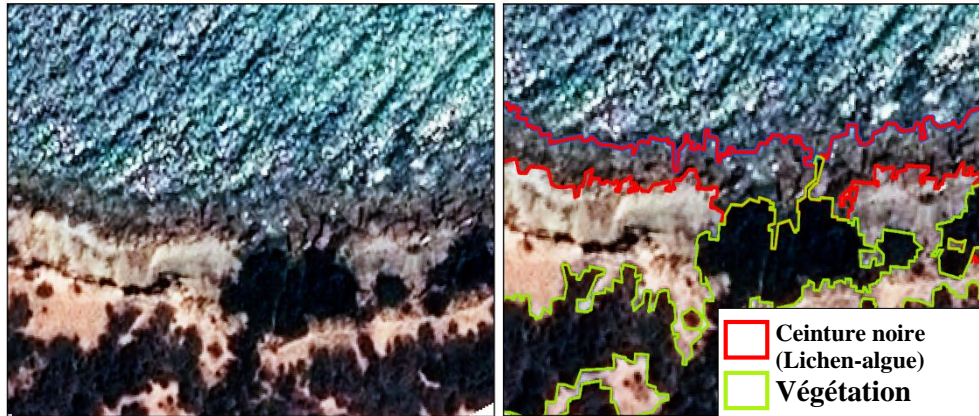


Figure VIII.9: Présentation des erreurs de classification et la confusion entre Lichen et Végétation.

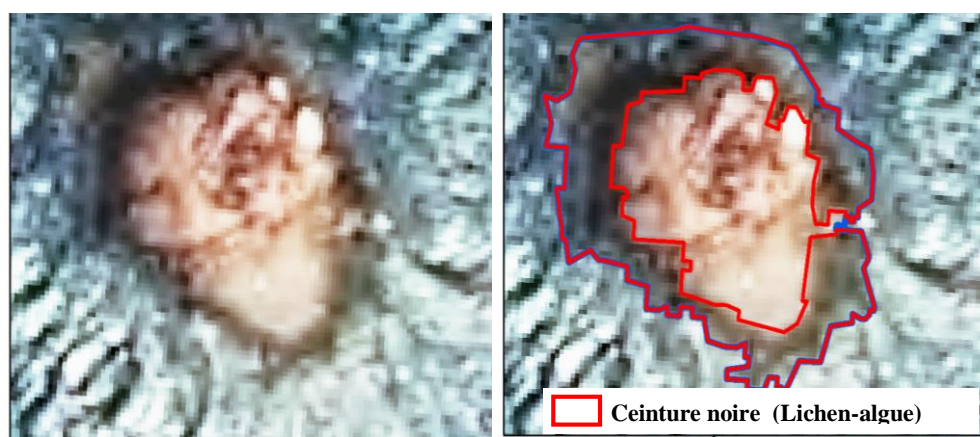


Figure VIII.10: Détection du trait de côte des îlots.

VIII.3 Caractérisation de l'aléa de l'érosion

La caractérisation de l'érosion côtière s'est effectuée via une analyse diachronique de l'évolution du trait de côte. Des levés dits à distance (méthodes indirectes) ont été utilisés afin d'extraire ces différentes positions du trait de côte. Le modèle d'extraction automatique du trait de côte a été validé par des données de terrain, dont les distances moyennes ont démontré que le trait de côte produit par le modèle d'extraction présente une bonne précision (distance max de 0.7m).

Les figures VIII.11 et VIII.12 illustrent le taux d'évolution du trait de côte estimé à partir des données historiques et récentes (1959 et 2019). Le taux d'évolution pendant la période étudiée révèle une érosion importante dans plusieurs secteurs de la côte de Mostaganem (plus de 2m/an). Les côtes marquant une érosion modérée (moins de 0.5m/an), principalement les côtes rocheuses, ont une résistance considérable face aux forçages de la mer. Cependant de par leur nature, ces côtes à falaise ne peuvent montrer qu'une tendance érosive.

Les résultats montrent qu'avant 1991, 43.1% du littoral était en accrétion et 21.2% en érosion. De 1991 à 2019, un changement de tendance a été remarqué. Le taux d'érosion a doublé pour atteindre 52.6 %, tandis que le taux d'accrétion a diminué pour atteindre 12 %. Ces résultats nous ont conduits à étendre l'étude à une évolution périodique basée sur les statistiques des EPR, afin d'identifier les causes et de comprendre leurs impacts sur la dynamique côtière.

VIII.3.1 Période 1959-1991

Pour la période allant de 1959 à 1991, l'EPR global est de + 0,14 m/an ; cette valeur positive montre que la zone présente une stabilité voire une accrétion. Ceci pourrait être dû aux apports terrigènes des oueds qui étaient assez importants durant cette période (Annexe 5).

Un EPR moyen de - 0,47 m/an a été remarqué au niveau des côtes rocheuses. Les observations de terrain montrent que la géomorphologie de ces zones est caractérisée par la présence des falaises marines vives (figure VIII.11), dont l'orientation est très favorable aux attaques hydrodynamiques ; en particulier, les houles de tempête des secteurs ouest, nord-ouest.

Bien que les plages sablonneuses montrent une tendance vers une accrétion considérable, on note une tendance érosive au niveau de certains secteurs avec un EPR de - 0,18 m/an à 2.6m/an. Ceci est probablement dû à l'action hydrodynamique (vagues et courants) qui peut être accentuée en raison de la nature réfléchissante des plages. Le processus de réflexion peut être observé sur tous les types de côtes à vagues frontales (plages, structures de protection et falaises). Pour les plages réfléchissantes, le processus d'érosion est induit à la fois par l'obliquité des vagues et par la pente. Ainsi, on pose l'hypothèse des attaques marines et le déplacement des sédiments vers le large qui pourraient être les principaux facteurs de cette érosion.

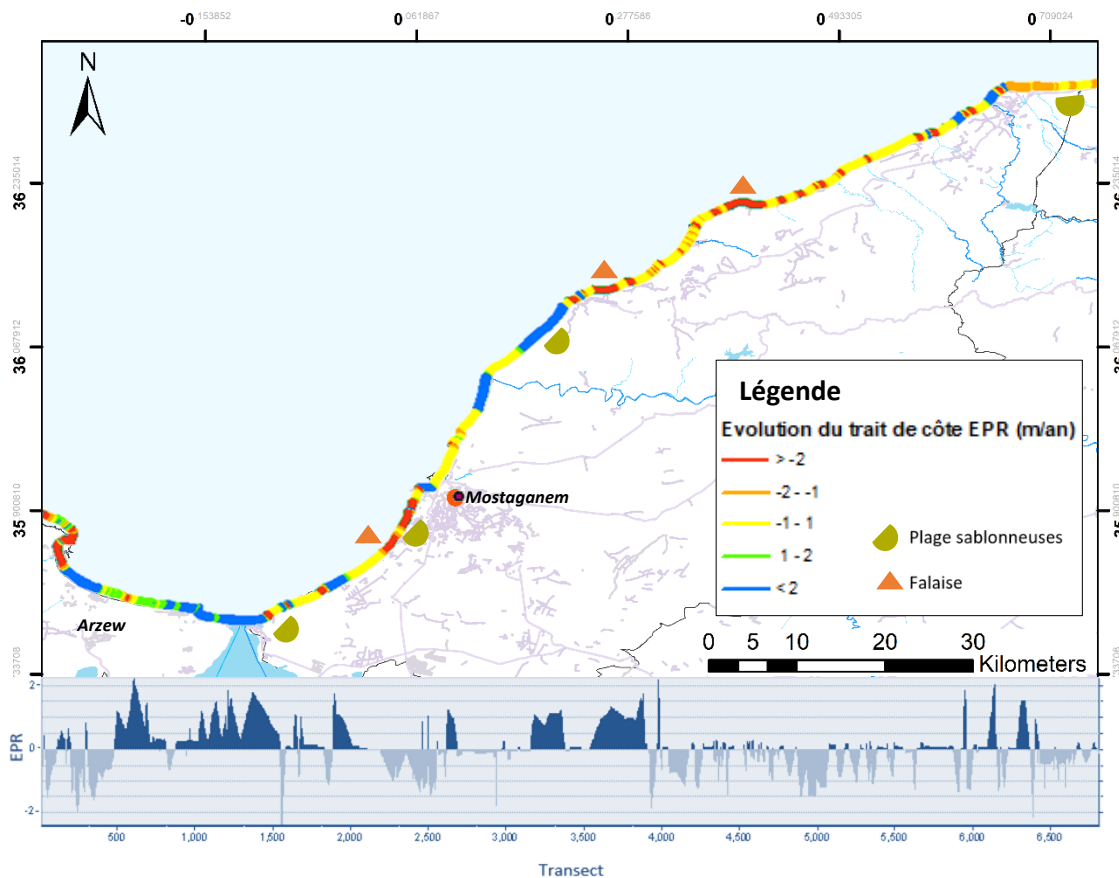


Figure VIII.11: Taux d'évolution du trait de côte durant la période 1959 -1991.

VIII.3.2 Période de 1959-1991

Durant cette période, un changement de tendance a été marqué par une évolution négative rapide avec un EPR de - 1,02 m/an dans toute la zone étudiée (figure VIII.12). L'expansion de l'urbanisation a conduit à une augmentation des enjeux de protection des biens dans la zone côtière. D'une manière générale, on suppose que les implantations des infrastructures de différents types, que cette période a connus, ont eu un impact important sur le transport sédimentaire provoquant un déficit dans le budget sédimentaire et accentuant l'érosion dans certaines parties des zones adjacentes.

La forte érosion est notée principalement au niveau des plages sablonneuses qui dépasse un taux de -2.5m/an. Ceci pourrait être lié aux constructions massives sur les cordons dunaires et l'extraction du sable non réglementée (le pillage). On note ainsi la réduction du débit solide

des oueds, notamment Oued Cheliff (Annexe 5) à partir de l'année 1999, ce qui réduit considérablement l'apport terrigène en matière d'alimentation sédimentaire des plages.

De même, une accrétion ponctuelle est remarquée au niveau des secteurs avec infrastructures de protection, qui sont situées dans les plages Stidia et Sidi Mejdoub (figure VIII.12). Cependant, ces structures ne parviennent pas à réduire la tendance négative dans la partie adjacente de ces plages, où l'on constate un $EPR < -1$ m/an.

Tableau VIII.6: Pourcentage de l'état d'évolution linéaire côtier.

	1959-1991		1991-2019		1959-2019	
	Erosion	Accrétion	Erosion	Accrétion	Erosion	Accrétion
Linéaire côtier(km)	28.4	57.8	70.4	16.08	49,6	37.5
Taux d'érosion (%)	21.2	43.1	52.6	12	37	28

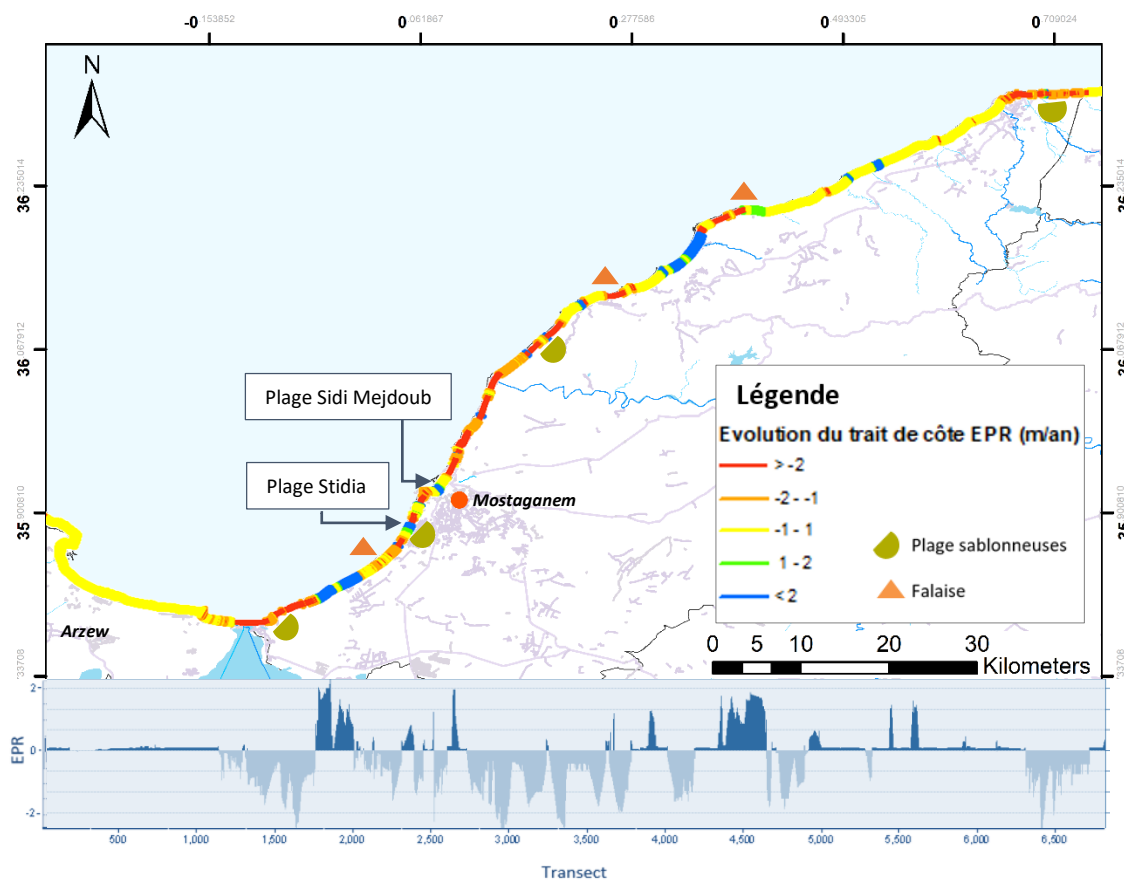


Figure VIII.12: Taux d'évolution du trait de côte durant la période 1991-2019.

VIII.4 Évaluation de la vulnérabilité

La vulnérabilité de la zone d'étude a été cartographiée et analysée grâce au processus de calculs d'indice à travers la formule Gornitz (2001). Ce processus est assez simple, aisément reproductible et peut donner un aperçu réel et compréhensible sur l'état de l'environnement côtier face au risque de l'érosion.

La caractérisation de l'aléa de l'érosion à travers l'analyse des variables physiques est un processus fondamental, mais insuffisant, ainsi l'intégration de la composante socioéconomique a influencé de manière significative le score global de l'indice. Notre but n'était pas d'intégrer toutes les variables (il en existe des cinquantaines), mais d'analyser l'état de la vulnérabilité actuelle de la zone d'étude, et ce, dans un contexte d'absence de données de base. Cette absence de données a été comblée en partie par les données de télédétection (Occupation du sol, trait de côte, géomorphologie). Notre modèle d'IVC peut encore être amélioré en l'alimentant avec d'autres couches de données.

VIII.4.1 Détection du type d'occupation du sol

Les résultats de l'analyse de l'image Pléiade par une approche de classification orientée objet et l'algorithme RF sont représentés dans la figure VIII.13, qui illustre le type d'occupation du sol du littoral de Mostaganem sur la bande de 1km.

Cette analyse a permis de détecter cinq classes d'occupation du sol. La classification par l'algorithme RF utilisant la segmentation Multirésolution a montré peu d'indications d'erreurs. Une évaluation de la précision a été effectuée afin de montrer l'efficacité de la classification basée sur les modèles optimisés. L'analyse de la matrice de confusion révèle que les indices de précision pour plusieurs classes étaient relativement cohérents avec un indice kappa de l'ordre de 93%. L'analyse globale a révélé que la côte étudiée est fortement urbanisée au niveau de certains secteurs, principalement dans sa partie ouest (figure VIII.13.A) et centre (noyau urbain de Mostaganem) (VIII.13, B). L'activité agricole, quant à elle, est très présente, particulièrement dans le secteur ouest (figure VIII.13.C).

Ces mêmes types d'occupation du sol, responsables de la destruction de l'écosystème dunaire, se trouvent sans protection et directement exposés à l'action de la mer. En effet, ils sont considérés à la fois comme enjeux socio-économiques à protéger et facteurs anthropiques accentuant la vulnérabilité côtière, la raison pour laquelle une valeur pondérée de 5 leur a été attribuée dans le système de calcul de l'IVC.

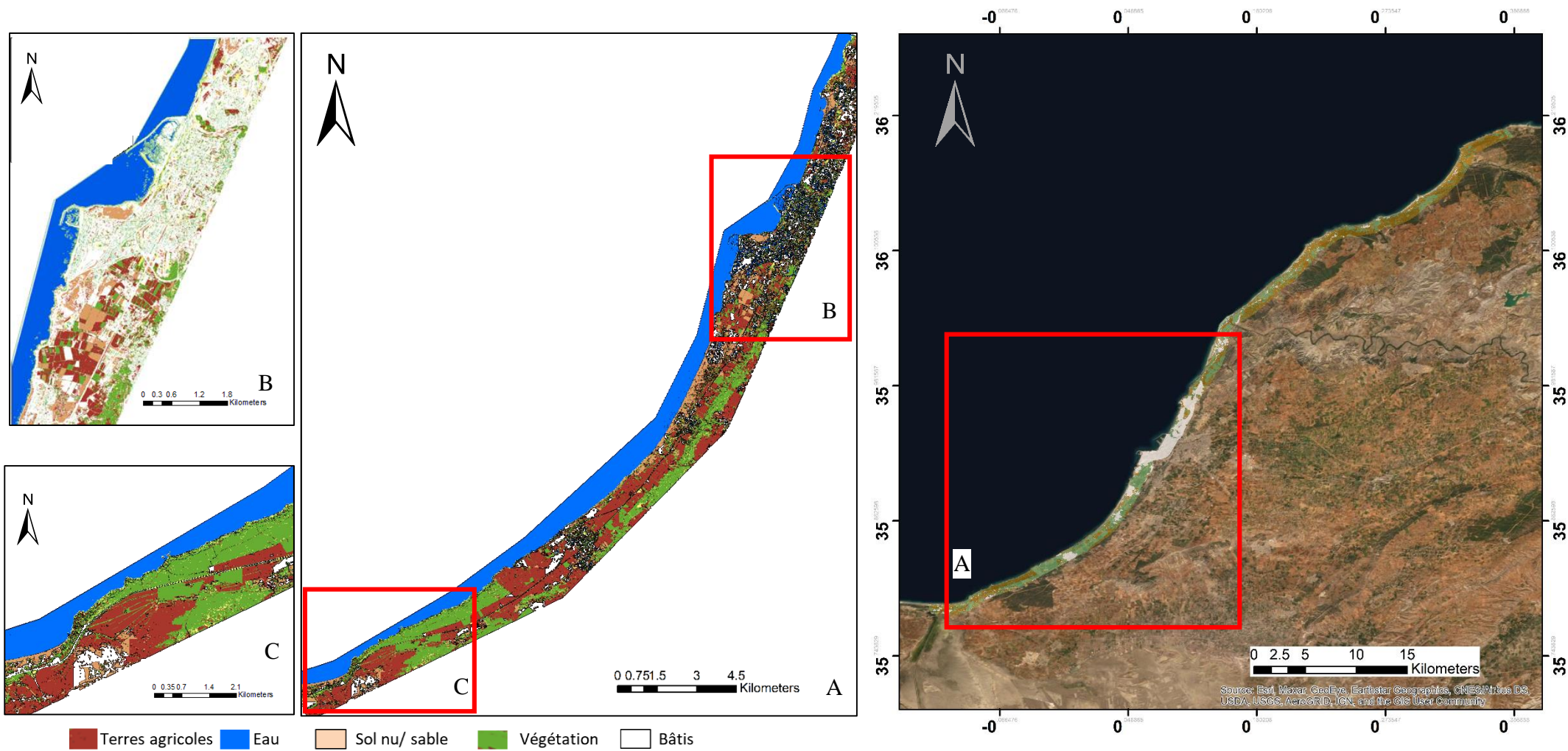


Figure VIII.13: Détection du type d'occupation du sol.

VIII.4.2 Pente régionale

Le traitement du MNT de la zone d'étude a permis de calculer la pente régionale. La VIII.14 montre que le gradient de la pente du tronçon côtier étudié est estimé entre 0,2 % et 9,3 %.

Les zones ayant les gradients de pente inférieurs à 1,5%, à savoir les plages, sont plus susceptibles de subir un lessivage des sédiments à contre-courant (Jeyabal et Ramasamy, 2014). À l'opposé d'une côte en pente douce, où toute élévation du niveau de la mer inonderait de grandes étendues de terre, la conséquence de l'action de la mer sur une côte abrupte serait insignifiante. Par conséquent, à faibles pentes, la côte devrait reculer plus vite que les côtes à pentes raides, de ce fait, ces zones se voient attribuer les valeurs pondérées de 5 dans le système de cotation pour le calcul de l'IVC.

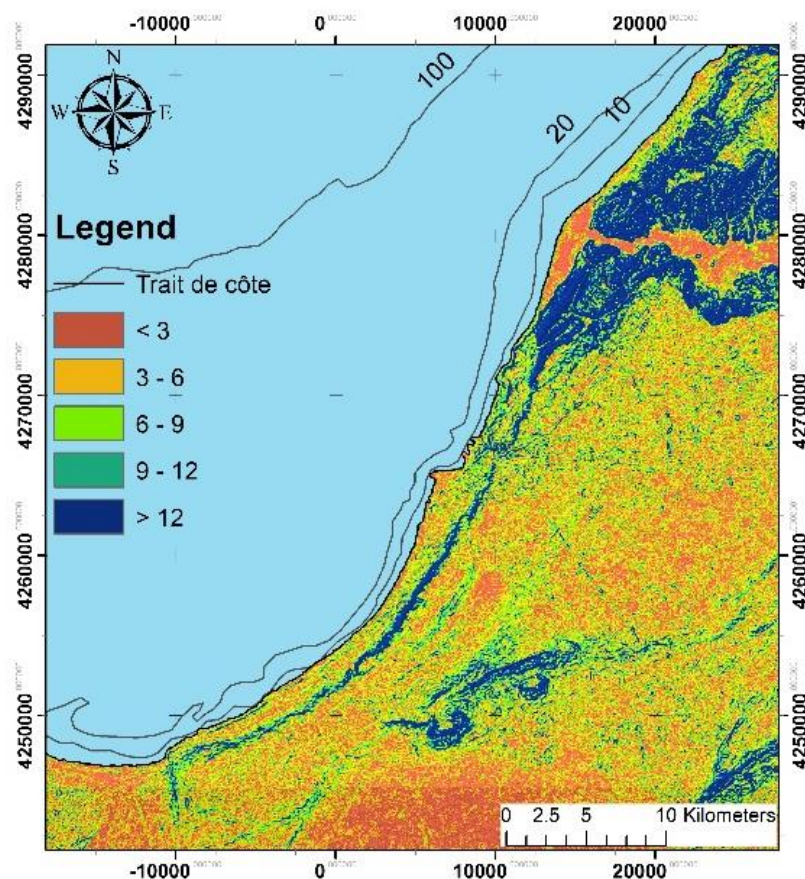


Figure VIII.14: Carte de la pente régionale.

VIII.3.3 Relief côtier

La variable relief a été traitée en fonction de la topographie et la géomorphologie côtière (figure VIII.15). Le littoral étudié présente une alternance de plages, falaises, baies rocheuses, dunes et cordons dunaires. En fonction du faciès rencontré, les risques d'érosion côtière sont plus ou moins importants. Selon McLaughlin et Cooper (2011) les reliefs côtiers qui sont à basse altitude (<10 m), à l'instar des plages sablonneuses, se voient attribuer la valeur 5 (très forte vulnérabilité), ces côtes ont un potentiel élevé aux inondations ou aux submersions marines.

Les côtes à falaises et de rivages rocheux de hautes altitudes (>de 20 m) sont considérées moins vulnérables parce qu'elles sont plus résistantes au forçage de la mer et à la remontée du niveau marin. De ce fait, la valeur pondérée de 1 leur a été attribuée dans le système de l'IVC.

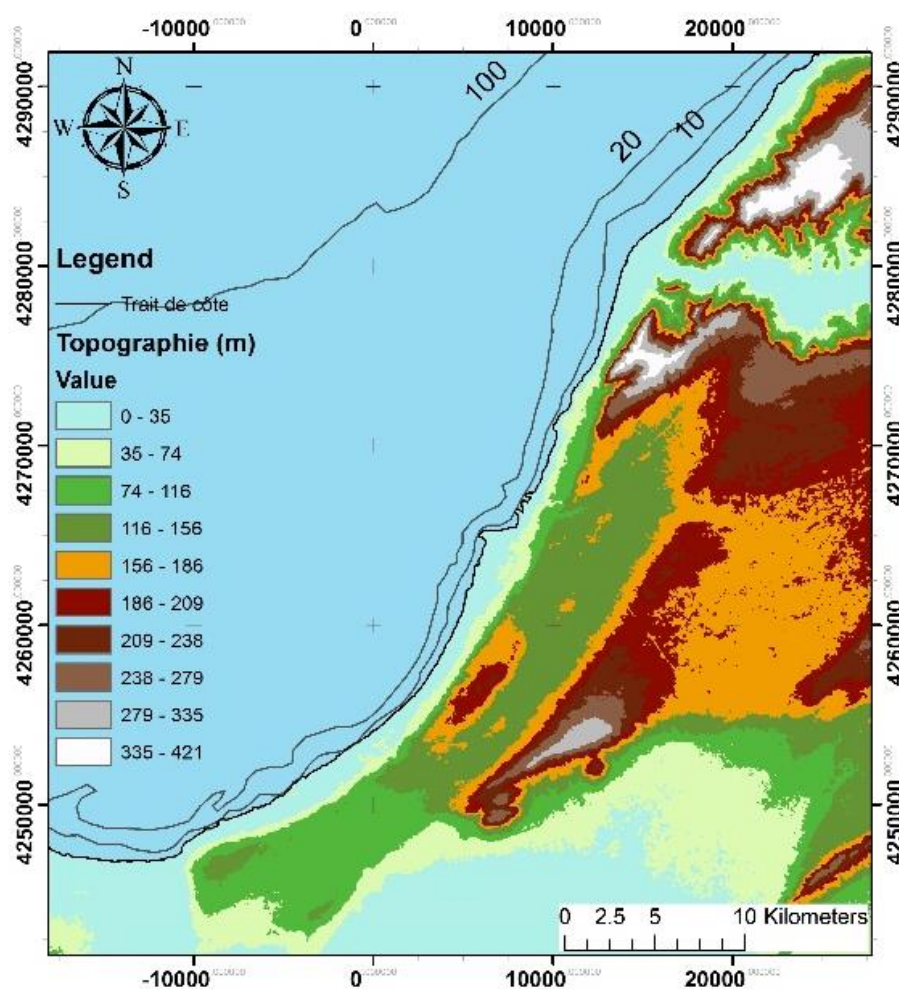


Figure VIII.15: Carte topographique de la zone (dérivée du MNT).

VIII.3.4 Hauteurs des vagues

Le modèle en sorties du Mike-21 montre que la quasi-totalité du littoral de Mostaganem est exposée à l'action des vagues et des houles. Cette forte exposition est liée au fait que la morphologie côtière et sous-marine dissipe peu l'énergie marine.

Les zones côtières du secteur ouest de la zone d'étude montrent une augmentation de la hauteur des vagues de plus de 1,4 m, libèrent plus l'énergie sur la côte, ce qui entraîne une érosion ou un affaissement important des plages. De ce fait, une valeur pondérée de 5 (très forte vulnérabilité) lui a été attribuée (figure VIII.16).

Les ondes de faible énergie produisent une hauteur d'onde plus faible (<1,0 m), ce qui entraîne des processus d'accrétion dus à l'accumulation des sédiments. Par conséquent, une valeur pondérée de 1 a été attribuée à ces zones de faible hauteur de vagues.

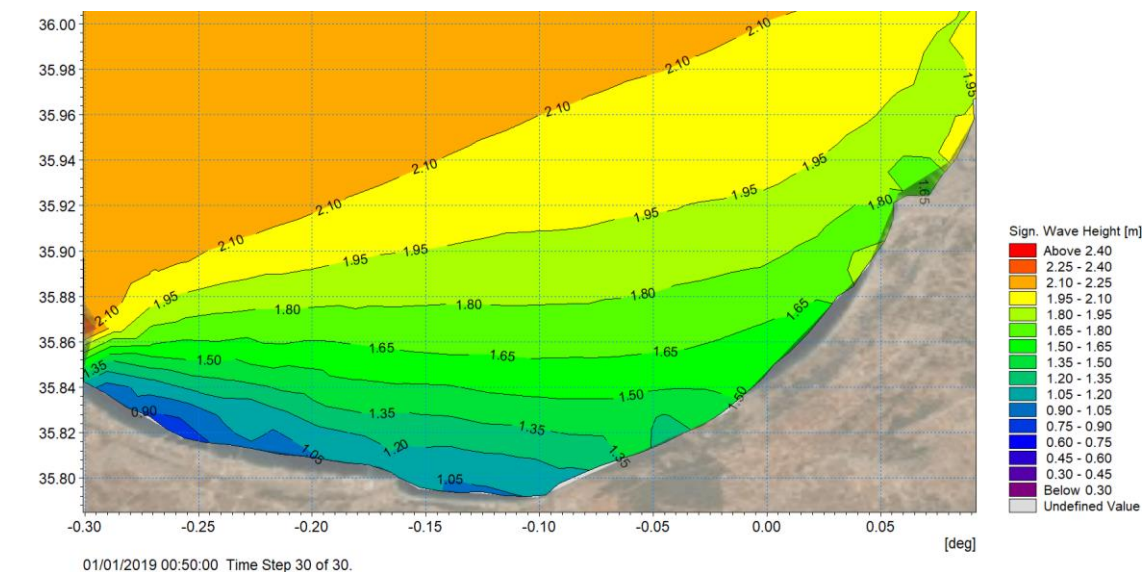


Figure VIII.16: Hauteurs des vagues à la cote calculées par le modèle de Mike-21.

VIII.3.5 Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC)

Le traitement des données relatives à chaque variable retenue pour le calcul de l'IVC, révèle un score qui varie de 3.09 à 19.36, avec une valeur moyenne de 10,41. Sur la base de cette fourchette de valeurs, les zones côtières sont catégorisées en quatre classes : vulnérabilité faible, modérée, forte et très forte.

Le graphe (figure VIII.17) présente les étendues de ces niveaux de vulnérabilité en linéaire côtier (km). La carte de l'IVC (figure VIII.18.f) présente le niveau de vulnérabilités côtières le long du littoral étudié.

Nous avons fait le choix de présenter les résultats du calcul de l'IVC relatif à la zone ouest de Mostaganem, en raison de la concentration de la quasi-totalité des enjeux et des activités socio-économiques. Cette zone s'étend sur un linéaire de 32 km, dont 30.13 % à 34.03 % présente un fort à très fort degré de vulnérabilité respectivement (IVC de 12.13 à 19.36).

En outre, 12.62% du linéaire côtier est caractérisé par une intensité modérée (figure VIII.17) (IVC de 8.51 à 2.13). La carte de synthèse de l'IVC révèle que la forte intensité caractérise surtout le secteur central du linéaire côtier étudié. Ceci est dû à la concentration de l'urbanisation au niveau du centre-ville, ainsi qu'à la présence des reliefs de faible altitude tels que l'estuaire d'Oued Chélif et les criques sableuses.

Par ailleurs, 23.2% du linéaire côtier étudié présente un faible degré de vulnérabilité (figure VIII.17) (IVC < 8.51). Ces zones connaissent un phénomène d'accrétion due aux affleurements rocheux au large des côtes (barrières naturelles). De même pour les côtes rocheuses et à falaises (élévation supérieure à 10,0 m) qui sont mieux protégées.

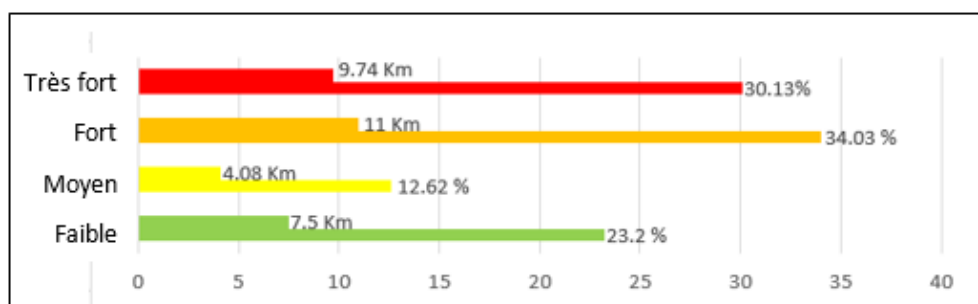


Figure VIII.17: Présentation graphique du degré de vulnérabilité en termes de pourcentage du linéaire côtier.

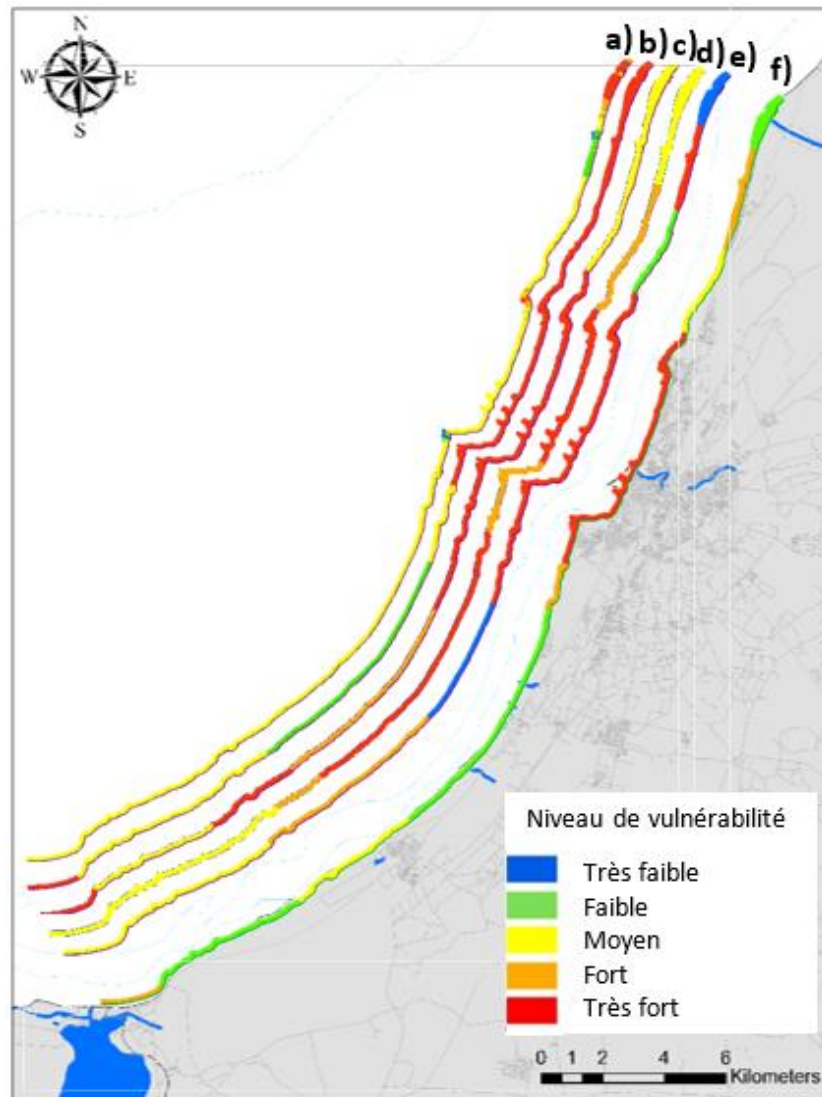


Figure VIII.18 : Carte la vulnérabilité côtière a) vulnérabilité par rapport à la variable trait de côte, b) vulnérabilité par rapport à pente, c) vulnérabilité par rapport à la variable relief côtier, d) vulnérabilité par rapport à la variable H_s , e) vulnérabilité par rapport à la variable type d'occupation du sol, f) Indice de Vulnérabilité Côtière de Mostaganem.

Chapitre IX

Discussion des résultats

IX.1 Discussion générale

Dans l'absence d'études portant sur l'extraction automatique du trait de côte et la détection de la couverture terrestre côtière, plusieurs études (Ayadi et *al.*, 2015; Bougherira et *al.*, 2020; Bougherira et Ghodbani, 2020; Bouhmadouche et Hemdane, 2016; Kermani et *al.*, 2016; Salem Cherif et *al.*, 2019) ont rapporté que le littoral algérien est soumis à une érosion considérable. De plus, plusieurs auteurs (Bengoufa et *al.*, 2018; Chaib et *al.*, 2020; Mihoubi et *al.*, 2014; Rabehi et *al.*, 2018) ont affirmé qu'il connaît un haut degré de vulnérabilité. Cet état des lieux a suscité l'intérêt des autorités et développé une vocation institutionnelle pour la mise en œuvre des outils de gestion et de suivi de l'environnement côtier.

Les institutions qui collectent les données sur le littoral algérien (CNL, APPL, ANRH, ONM direction de l'environnement, etc.), travaillent de manière indépendante, sans méthodes standardisées de suivi et de partage des données, avec un manque de coordination entre elles (Khelil et *al.*, 2019). Actuellement, les 14 Conservatoires Nationaux du Littoral (CNL) d'Algérie surveillent le trait de côte en utilisant des méthodes traditionnelles telles que les enquêtes de terrain ou la numérisation manuelle. Ces méthodes sont considérées, soit chronophages nécessitant des ressources logistiques et humaines, soit subjectives et imprécises, ce qui pourrait conduire à une évaluation erronée et donc à une gestion inefficace du trait de côte. Dans ce contexte, les études de surveillance côtière doivent continuer à influencer les politiques publiques (Romine et *al.*, 2009).

La disponibilité croissante des données satellitaires a transformé la façon dont nous utilisons les analyses de télédétection pour comprendre, surveiller et atteindre les Objectifs de développement durable (Objectif de 2030). Le lancement de satellites équipés de capteurs dans les gammes micro-ondes et optiques du spectre électromagnétique a grandement facilité la cartographie et monitoring de ces zones en vue de la prévision des risques. Ainsi, la mise à jour fréquente des informations à des fins de surveillance est possible. Il s'agit donc d'une alternative aux méthodes traditionnelles, à savoir la photogrammétrie et l'investigation in-situ.

Ces données satellitaires devenant de plus en plus accessibles et fréquentes, il est désormais possible non seulement de mieux comprendre comment la Terre évolue, entre autres les zones côtières, mais aussi d'utiliser ces données pour fournir des informations thématiques, orienter les politiques et la prise de décision, et promouvoir une gouvernance mieux informée.

Dans ce contexte, le sujet principal de cette thèse s'est orienté vers un développement d'une méthodologie de travail permettant de suivre la dynamique côtière d'une façon plus automatique et précise pour évaluer le risque de l'érosion ; et ce, en tirant profit des dernières avancées dans le domaine de la télédétection et du *Machine Learning*.

IX.2 Extraction (semi)-automatique du trait de côte

Il a été démontré que l'imagerie optique offre des approches plus pratiques pour détecter la position des traits de côte à différentes échelles spatiales et temporelles (Almonacid-Caballer et al., 2016; Hegde et Akshaya, 2015). Cette source de données a été largement utilisée dans diverses études sur les traits de côte.

Un des objectifs de cette thèse était de définir une méthode efficace et validée pour la détection et l'extraction du trait de côte. Un large panel d'utilisateurs pourrait reproduire ces méthodes de manière automatique et standard, ce qui devrait permettre la mise à jour d'une éventuelle base de données partagée entre les instituts locaux de manière efficace.

En fait, la présente étude est la première indication d'une validation, de plusieurs approches de classification d'image satellitaires, basées sur les algorithmes de *Machine Learning*, optimisées et adaptées à l'extraction du trait de côte. Cette validation a été entreprise via une comparaison des résultats aux levés de terrain (référence) acquis le même jour que l'acquisition des données satellites.

Pour éliminer les erreurs liées à une faible résolution spatiale des images de télédétection et tester efficacement les différentes approches, différents types d'images ont été utilisées (Sentinel-2, Pléiades, Alsat). Nous avons, toutefois, présenté en détail les résultats issus des applications effectuées sur les images Pléiades vu leur pertinence.

Une taille de scène de 600×600 m de l'image a été utilisée comme sous-ensemble pour effectuer le processus de classification. Cette taille relativement petite a été choisie pour permettre de :

- Tester huit méthodes robustes,
- Faciliter l'optimisation des résultats par la technique d'essai et d'erreur ; et
- évaluer correctement les résultats des analyses d'image.

Le trait de côte peut être identifié par plusieurs indicateurs physiques détectables via des images de télédétection (limites de végétation, limite eau/sable, HNE), le HNE était le plus utilisé dans l'évaluation des changements du trait de côte, c'est pourquoi il a été choisi pour le suivi spatiotemporel et la caractérisation de l'aléa de l'érosion. Cet indicateur correspond à la limite la plus élevée atteinte par l'eau de mer ; par conséquent, c'est la limite eau/sable qui est considérée comme le trait de côte et qui devrait donc être détectée par les procédures de classification des images. Par conséquent, il était judicieux de choisir des classes de type de couverture terrestre qui mettent en évidence cette limite humide/sec.

IX .2.1 Approches de classifications

Deux approches de classification, OBIA et PBIA, ont été testées pour la détection du type de la couverture terrestre côtière. Par rapport à l'approche PBIA, l'approche OBIA a fourni une représentation plus convergente de la couverture terrestre.

OBIA passe par une étape fondamentale de segmentation, ce qui rend la tâche relativement longue en la comparant à PBIA. Dans cette étude, il a été démontré que différents types de segmentation pouvaient donner de différents résultats de classification; par conséquent, la précision de la classification dépendait fortement du processus de segmentation. Malgré les valeurs élevées de la précision globale (OA), atteintes par le MSS et le MRS (surtout avec l'algorithme RF, 93 % et 92 %, respectivement), (figure IX.1). Plusieurs auteurs (Belgiu et *al.*, 2014; Belgiu et Drăguț, 2014; Guan et *al.*, 2013) ont affirmé que les ajustements des paramètres des algorithmes des segmentations font de l'OBIA une tâche plus au moins subjective. Toutefois, une optimisation par un processus de validation croisée automatique a permis d'éliminer cette subjectivité.

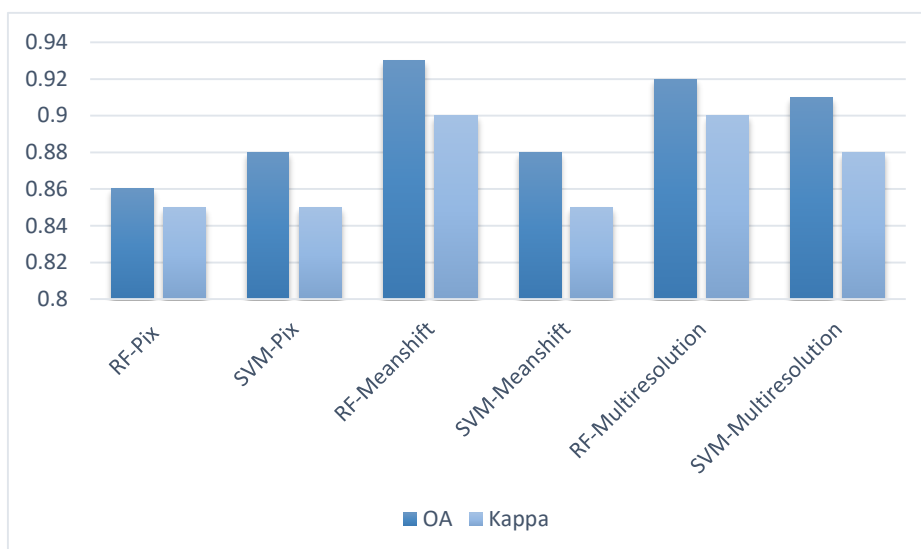


Figure IX.1: Indices de précision globale des modèles de classification.

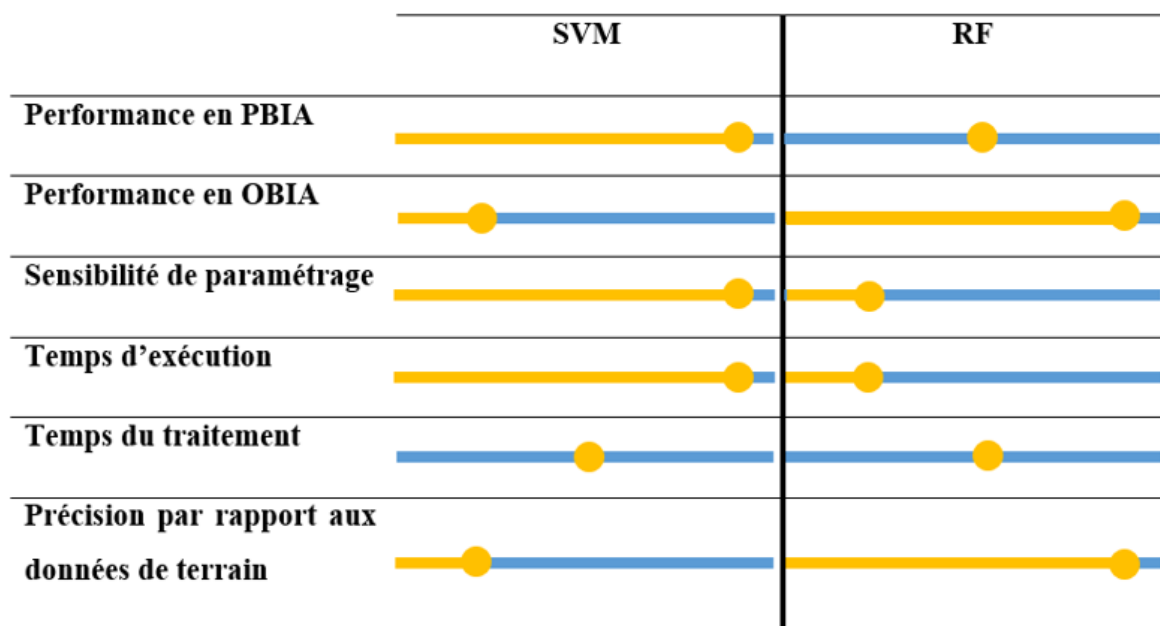
D'après les résultats, la précision de la classification des classes d'eau, de végétation et de sable sec était assez bonne pour tous les algorithmes, alors qu'elle était relativement faible pour la classe de sable humide (valeur OA maximale de 0,88). Cela s'explique par le fait que la classe des sables humides, en tant que zone de transition, était plus étroite que les autres classes et ne différait pas beaucoup de la classe sol nu ou de l'eau en ce qui concerne la radiométrie de l'image. Ainsi, la faible précision de sa classification pourrait affecter la détection de HNE. Néanmoins, cette étude a montré que l'extraction de HNE est possible à partir de plusieurs approches de classification supervisée et d'algorithmes. De plus, la comparaison entre ces traits de côte extraits et un trait de référence levé sur terrain a été une excellente opportunité pour évaluer et valider les méthodes de classification supervisée et d'identifier les plus précises.

IX.2.2 Algorithme de *Machine Learning*

Bien que certains algorithmes de *Machine Learning*, soient fortement recommandés dans la littérature scientifique, il est judicieux de tester ces algorithmes dans le domaine d'application spécifique (Occupation du sol, trait de côte, etc.) pour évaluer leur véritable pertinence. Des études, par exemple (Abdel-Rahman et al., 2014) et (Shang and Chisholm, 2014) ont montré que les résultats du classificateur RF surpassent ceux du SVM, alors que (Ghosh et Joshi, 2014) ont rapporté le contraire pour l'OBIA. Toutefois, dans la présente étude, la couverture terrestre côtière était mieux représentée par le classificateur RF avec l'approche OBIA, et le classificateur SVM était prometteur pour l'approche PBIA.

Au cours du processus de validation croisée, le SVM a nécessité l'ajustement de plusieurs paramètres définis par l'utilisateur qui ont nécessité des tests expérimentaux, ce qui rend cette classification moins conviviale et plus sensible au réglage des paramètres. (Vetrivel et *al.*, 2015) ont également démontré cette sensibilité. En contrepartie, le RF nécessitait peu de paramétrage et donc, présentait une sensibilité beaucoup moins importante au niveau de la précision de la classification. Meyer et *al.* (2016) sont arrivés à la même conclusion.

Tableau IX.1 : Appréciation qualitative de la performance des deux algorithmes SVM et RF en matière d'extraction du trait de côtier



Il faut noter que les traits de côte produits par tous les algorithmes dans le cadre des approches PBIA ou OBIA ont montré des résultats acceptables dans l'ensemble avec certaines erreurs d'interprétation dans certaines zones. En observant la distance moyenne et maximale de tous les traits de côte par rapport à la référence (figure IX.2), il est clair que le trait de côte produit par RF-Obj et Multi-résolution a montré la meilleure précision (0.7 m). Cela indique que les traits de côte détectés et extraits par cette méthode étaient plus proche la réalité du terrain que les autres.

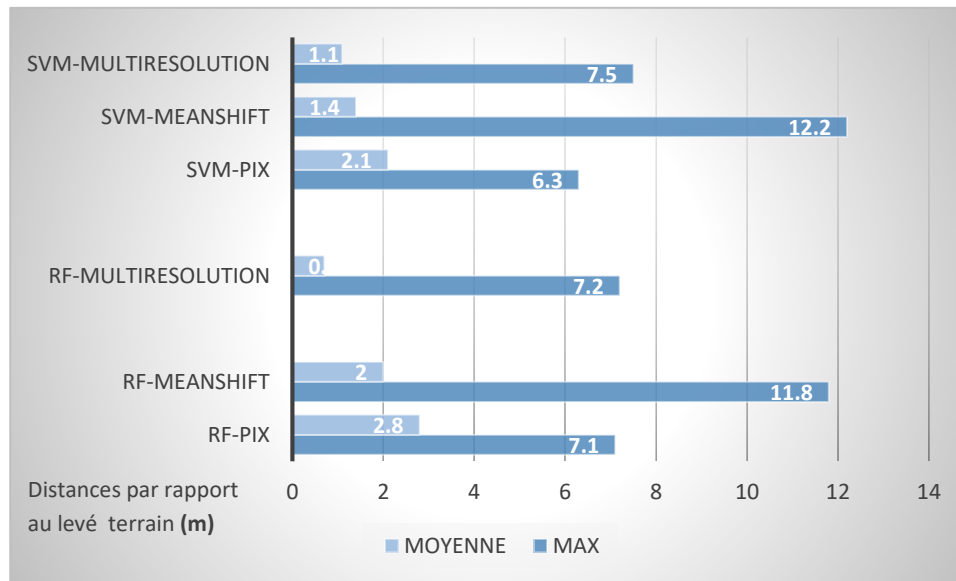


Figure IX.2 : la distance moyenne et maximale entre les traits de côte extraits et des levés in situ.

Les propriétés spectrales et la haute résolution spatiale de l'image Pléiades ont joué un rôle important dans l'obtention de résultats satisfaisants concernant l'extraction du trait de côte. Jusqu'à récemment, la détection des traits de côte ne pouvait pas être effectuée sans un niveau significatif d'incertitude, car les capteurs satellites avaient des limitations liées à une résolution spatiale modérée/faible (Malthus et Mumby, 2003).

IX .2.3 Méthode combinée CNN-OBIA

Nous avons en premier lieu évalué l'apport des méthodes de *Machine Learning* en matière de détection du trait de côte et des faciès côtiers. C'était des applications après une réadaptation des paramètres des algorithmes pour détecter des informations thématiques relatives à notre sujet d'intérêt. Pour l'approche de *Deep Learning*, il s'agit d'une nouvelle méthode que nous proposons en développant une combinaison entre un modèle de CNN et l'approche OBIA. Cette combinaison intégrée vise à offrir un aperçu immédiat de la position des traits de côte, offrant ainsi une alternative pour leur surveillance.

Nous avons fait le choix de présenter les résultats de ce modèle intégré pour la détection du trait de côte des rivages rocheux qui sont plus complexes et hétérogènes. L'indicateur choisi est d'autant plus difficile à détecter vu son ajustement en ceinture assez étroite le long des côtes au pied des falaises. Il s'agit d'un indicateur biologique de trait de côte relatif au Lichen noir. Cette complexité s'avère être sans grand effet, car le modèle du CNN a pu détecter cet indicateur avec une bonne précision (OA=91%).

Les performances des algorithmes d'apprentissage automatique profond (*Deep Learning*) sont supérieures à celles des techniques d'apprentissage automatique peu profond (*Machine Learning*). Ainsi, 76% du trait de côte extrait par le modèle CNN-OBIA est situé à un mètre (1m) du trait de côte de référence (in-situ) contre 63% pour le RF par une segmentation multi-résolution (figure IX.3). Cependant la compréhension de ces algorithmes et leur interprétation sont généralement limitées (Campos-Taberner et *al.*, 2020; Montavon et *al.*, 2018). Par conséquent, le point majeur à considérer est les difficultés de l'interopérabilité lors de l'utilisation de ces algorithmes. On peut affirmer ainsi que plus l'apprentissage d'un algorithme est performant, plus son interprétation est difficile.

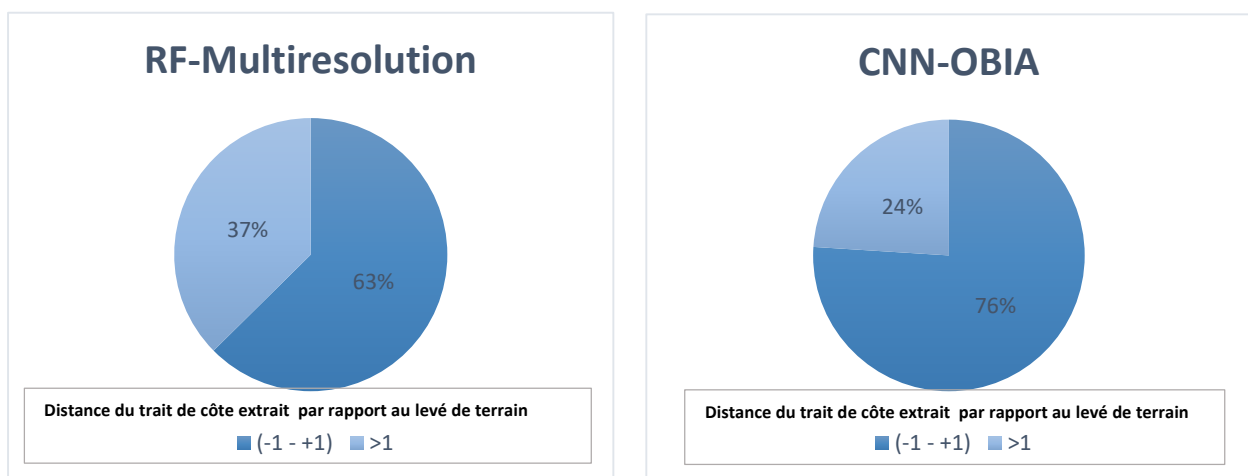


Figure IX.3 : Pourcentage du linéaire du trait de côte extrait, compris entre des distances par rapport au levé terrain.

IX.2.4. Source d'erreur et limite des méthodes

Les mesures in-situ ont capturé un élément dépendant du temps pendant la marche le long du trait de côte, contrairement au satellite qui a capturé une image instantanée. Cela n'a pas présenté un défi dans la mesure où le type du littoral ici étudié est microtidal, c'est-à-dire qu'il présente un effet de marée insignifiant selon les résultats de Ferrarin et *al.* (2018), et que les hauteurs significatives des vagues ne dépassaient pas 0,2 m le jour du levé, selon la base de données de vagues développée pour la côte algérienne par Amarouche, et *al.* (2020).

Les erreurs de détection des traits de côte étaient généralement plus importantes avec le PBIA. Ceci était plus visible dans les secteurs A et B (figure VIII.4), où il semble que les traits de côte obtenus avaient tendance à se positionner plus loin vers la terre qu'au niveau de la

limite humide/sec réelle. Cela pourrait s'expliquer par la variation et la complexité du littoral (dunes, végétation, et embouchure de rivière), mais aussi par la pente relativement importante dans cette zone. En effet, dans le secteur C (figure VIII.4), le trait de côte était plus ou moins droit, uniforme, et la transition entre le sable humide et le sable sec semblait plus distincte ; ainsi, la compatibilité était meilleure entre les traits de côte obtenus et la limite humide/sec. Par conséquent, la méthode d'extraction PBIA semblait être plus sensible aux hétérogénéités du littoral que la méthode OBIA, car en plus de la valeur spectrale du pixel, l'OBIA prend en compte les valeurs des facteurs de forme et de texture.

Avec un run-up (excursion horizontale des vagues) de 0.6m l'intervalle de confiance pour les méthodes de machine Learning a été estimé à +/- 0.43m, ce qui est assez minime révélant la bonne précision des méthodes testées.

Pour le modèle de CNN-OBIA une limite dans la détection du trait de côte a été constatée quand la végétation terrestre est assez proche du trait de côte. Il convient de noter que le modèle CNN conçu est assez simple, car l'essentiel de l'investissement a été effectué sur l'aspect méthodique où nous avons combiné la robustesse du modèle *Deep Learning* et la capacité de l'OBIA pour l'extraction de traits de côte, en particulier de côtes rocheuses. En effet, de plus complexes architectures peuvent être éventuellement réalisées.

Les méthodes combinées ont été testées sur une côte micro-tidale, avec un marnage insignifiant (0,17m) (Ali, 2016). Dans le cas d'une détection de trait de côte d'une côte macro-tidale, cette méthode ne serait pas adaptée sans inclure une estimation précise du marnage.

IX.3 Calcul de l'Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC)

Dans de nombreux indices de vulnérabilité côtière qui ont été développés précédemment, les facteurs socio-économiques ont souvent été identifiés comme des composants recommandés à être intégré pour une étude plus approfondie (McLaughlin et al., 2002). Les variables socio-économiques sont nécessaires pour déterminer la vulnérabilité du point de vue de l'impact de ces changements sur la société. À cet égard, une côte non développée socioéconomiquement qui s'érode rapidement, par exemple, n'est pas vulnérable puisqu'elle s'adaptera à la perturbation par le biais de processus naturels et atteindra un nouvel équilibre. Les variables socio-économiques elles-mêmes ne permettent toutefois pas de quantifier toute la vulnérabilité, car celle-ci dépend de la probabilité de changements physiques sur la côte ;

une côte stable dotée d'une infrastructure abondante présente également une faible vulnérabilité.

Les variables du modèle de l'IVC peuvent être choisies en fonction de la localisation et les caractéristiques des côtes (Koroglu et al., 2019). Dans le modèle ici développé, cinq variables ont été traitées par des méthodes de la géomatique et de la télédétection combinée à d'autres approches (modélisation). Ces méthodes intégrées permettent d'optimiser le temps et l'effort et offrent les solutions technologiques pour générer des bases de données sur le relief côtier et ses processus dynamiques (Kaliraj et Chandrasekar, 2012). Ainsi, leur efficacité pour rendre mesurable la vulnérabilité côtière, a été prouvée grâce au système de cotation de 5 niveaux selon les intervalles d'intensité de chaque variable qui ont des unités hétérogènes, en homogénéisant leurs dimensions.

La performance des algorithmes de *Machine Learning* et l'analyse des images Pléiades pour la détection des facteurs de vulnérabilité (trait de côte et le type d'occupation du sol ainsi que la géomorphologie côtière), a été démontrée et validée par des mesures in-situ. Un nombre limité d'études ont évalué la précision de ces algorithmes pour la détection du trait de côte. Ainsi, rares sont celles qui ont validé leurs résultats avec des données de référence (Dada et al., 2016). En outre, pour analyser le niveau d'exposition des activités socio-économiques au risque d'érosion, le modèle d'IVC ici développé a intégré le type d'occupation du sol. Des études qui intègrent la composante socio-économique, ce qui était le cas de ce modèle d'IVC, permettront une planification urbanistique plus efficace et une définition des règles qui en découlent, y compris l'interdiction des constructions dans les zones exposées.

Par ailleurs, il faut noter que les indices ne peuvent jamais remplacer des études détaillées, surtout de terrain, des investigations auprès des acteurs, les enquêtes qualitatives sur la gestion du risque. Ce travail d'enquête a été initié au début de ce travail de thèse, cependant plusieurs contraintes, entre autres de terrain, ont fait que ceci reste en perspective.

On rejoint le point de vue affirmant que, quelle que soit la méthode d'évaluation de la vulnérabilité côtière (qualitative ou quantitative), ou l'approche appréhendée (systémique, ou pas), une définition bien claire de la notion de la vulnérabilité et ses composants doit être précisée (vulnérabilité de quoi et face quoi). Dans notre cas d'étude, dont le but était principalement le développement de méthodes d'extraction d'information sur les zones côtières, nous avons tenté d'évaluer la vulnérabilité du linéaire côtier de Mostaganem, face au risque de l'érosion côtière, dans une optique de spatialisation des risques.

L'utilisation des méthodes intégrées de télédétection et de SIG a permis de générer une base de données relative au relief côtier, aux processus dynamiques et aux facteurs socio-économiques. Ainsi, ces méthodes ont permis de rendre la vulnérabilité mesurable malgré l'hétérogénéité des variables qui entrent en jeu en les intégrant dans un seul modèle SIG. Ce modèle est une plate-forme efficace de cartographie des zones potentiellement vulnérables aux dommages dus à l'érosion. Le modèle de l'IVC généré a pour but de caractériser l'aspect de la vulnérabilité côtière, mais il reste élémentaire et peut être développé en intégrant d'autres types de variables. Ainsi on propose et recommande d'adopter une approche plus systémique qui regroupe l'aspect de la gestion et de la perception de la population du risque côtier (figure IX.4).

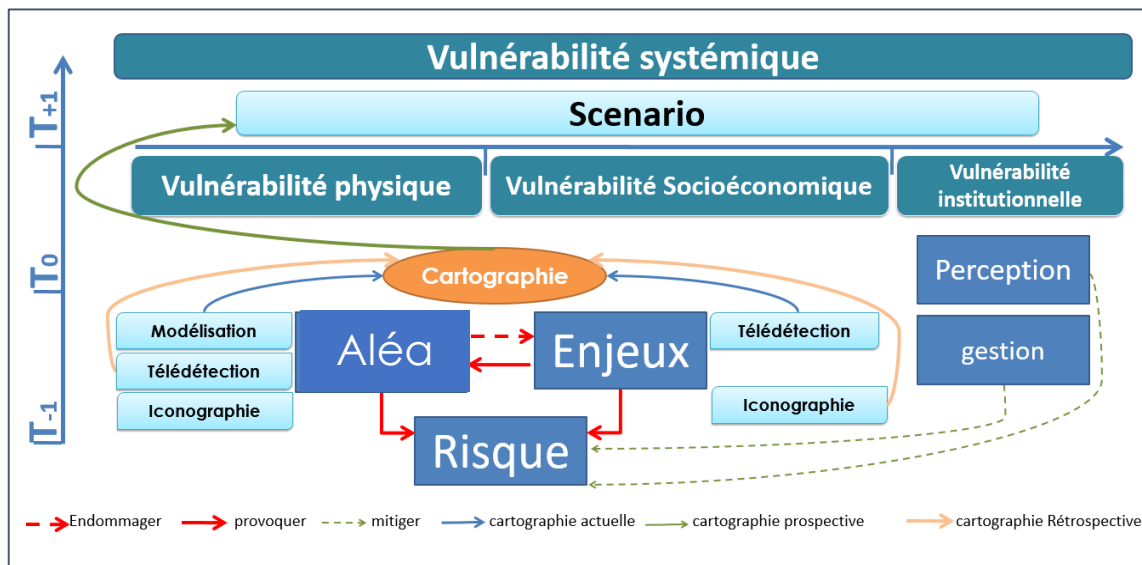


Figure IX.4: Schéma explicatif du système de la vulnérabilité et ses composantes.

IX.4 Analyse de l'occupation du sol

La cartographie de l'occupation du sol est un processus qui peut être abordé selon diverses approches, selon le besoin thématique, l'échelle spatiale, et la disponibilité des données.

Dans notre présent travail qui concerne la détection de cinq classes de type d'occupation du sol, divers types d'images satellitaires sont disponibles (Landsat, Sentinel-2), néanmoins la résolution spatiale semblait ne pas permettre une bonne détection détaillée, la haute résolution des images Pléiades a permis de surmonter cette limite. Ces images européennes ont un accès sous réserve de droit. Cependant une autre alternative s'offre largement aux institutions locales en matière de haute à très haute résolution via l'utilisation des images Alsat. Ces dernières n'ont pas été traitées en détail dans notre travail, car les images disponibles et acquises ont une

couverture géographique retenue. On affirme qu'elles peuvent fournir les mêmes résultats que ceux des Pléiades.

On note d'après l'analyse du type d'occupation du sol au niveau de la zone ouest de Mostaganem que la surface urbanisée au niveau de la bande côtière de 1km, est de l'ordre de 22,1km² (figure IX.5) ce qui vaut un taux d'urbanisation de l'ordre de l'ordre de 41% contre 16.7% pour la zone est qui est un secteur rural connu par la concentration de l'activité agricole.

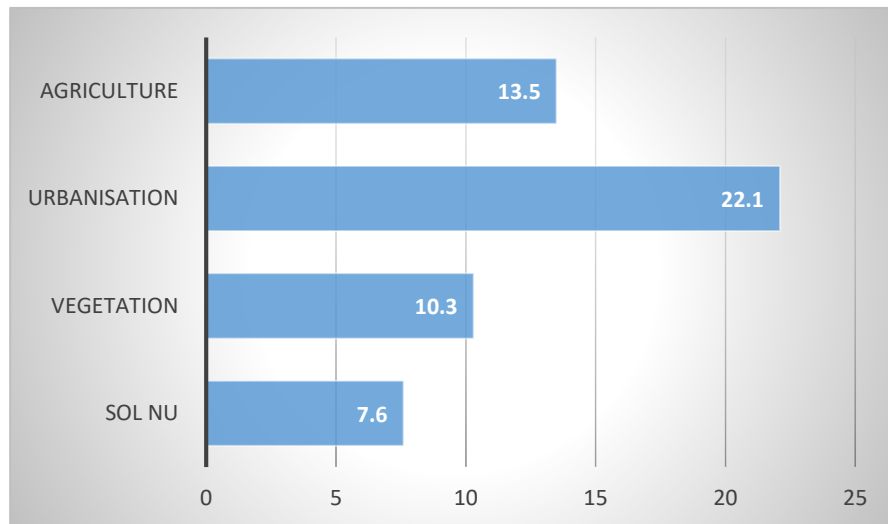


Figure IX.5 : Bilan surfacique du type de l'occupation du sol du secteur ouest de Mostaganem (bande de 1km).

La création de ce noyau urbain qui était, historiquement, un centre colonial construit près du grand port destiné à l'exportation vers la France, est liée à l'importance des activités industrialo-portuaires et le développement économique soutenu par l'implantation de plusieurs unités industrielles après l'indépendance. Cela a donné au littoral de Mostaganem un rôle d'espace charnière entre la mer et les régions intérieures d'une part (vallée du Chélif, Ouarsenis), le littoral algérois à l'est et celui d'Oran à l'ouest d'autre part.

En l'absence d'instruments de protection des littoraux, selon le Plan directeur de l'aménagement et de l'urbanisme (PDAU, 1990) de Mostaganem, il y a eu une importante extension du tissu urbain sur la partie côtière. 70 % des programmes engagés dans cette partie sont composés de logements sociaux, d'habitats promotionnels et d'autoconstructions, le reste de l'occupation du sol regroupe des équipements de proximité et des espaces verts ou de loisirs.

L'implantation de ces programmes réalisés 2000 à 2010 s'est accompagnée d'opérations d'assainissement du foncier et de l'éradication des extensions illicites comme dans le cas de Kharouba (un site connu par la présence d'un important cordon dunaire) qui empiétait sur le site d'une ZET proposée dans le cadre du Schéma directeur d'aménagement touristique en 1987 (Ghodbani et *al.*, 2016).

IX.5 Analyse de la vulnérabilité côtière du littoral de Mostaganem

La caractérisation de l'aléa de l'érosion côtière et l'analyse de la vulnérabilité face à ce risque au niveau du littoral de Mostaganem, laissent constater qu'il est nécessaire de prendre des mesures préventives pour une mitigation du risque et ses conséquences.

Il est à signaler que plusieurs plages sableuses ont une tendance à l'érosion, spécialement le secteur du Bas-Cheliff qui représente une zone deltaïque, propice aux phénomènes de sédimentation et d'engraissement des plages associées, cependant, on relève un recul spectaculaire du trait de côte le long de la rive gauche de l'embouchure d'Oued, qui atteint 2.6/an depuis 1991.

Les causes à l'origine de ce phénomène sont multiples, mais leur identification nécessite un diagnostic morpho-sédimentaire à l'échelle du bassin versant et des cellules sédimentaires locales. Un des facteurs de cet amaigrissement des plages sablonneuses est la destruction du système dunaire côtier qui remplit de nombreux services écosystémiques.

Les cordons dunaires côtiers sont considérés comme premiers remparts face à la mer et la principale source d'approvisionnement en sédiment aux plages lors des périodes de tempêtes, en assurant naturellement l'auto-défense côtière selon les principes de la morpho-dynamique des plages.

En raison de la concentration des activités et l'impact des actions anthropiques au niveau du bassin versant et suite à la suppression du tissu végétal et aux empiètements, les cordons dunaires connaissent un taux de diminution alarmant (de plus de 2 km² au niveau du site de Kharouba, selon Senouci et Taibi, 2019) (figure IX.6).

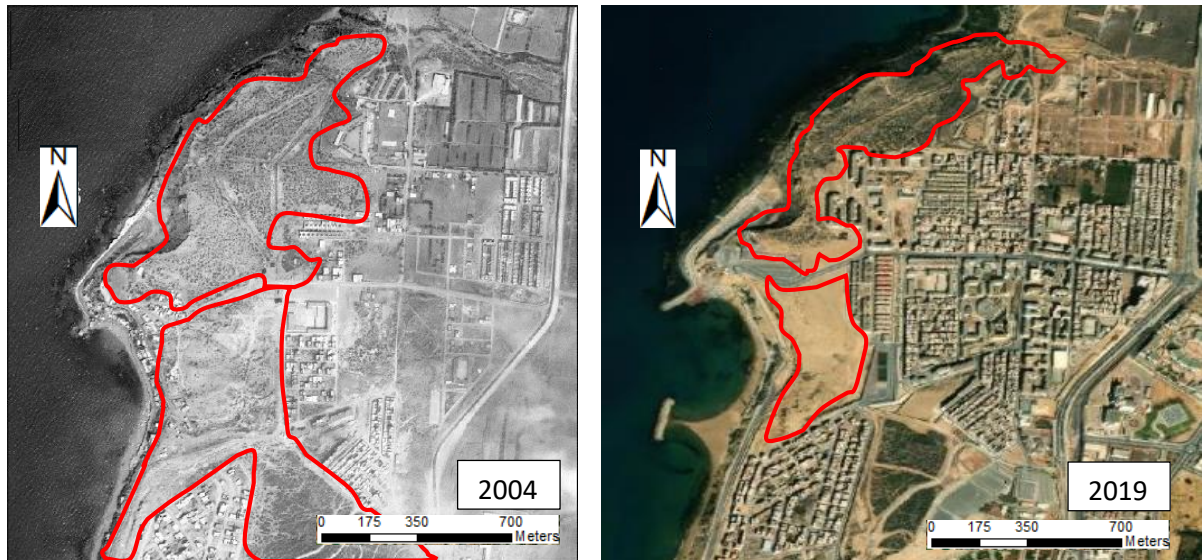


Figure IX. 6 : diminution surfacique du cordon dunaire de Kharouba (Mostaganem).

Le décapage des dunes, constituant ce massif dunaire, mettra à découvert les formations anciennes d'Argiles. Ces derniers se lâchent sous l'effet de l'écoulement des eaux, affectant ainsi la stabilité du sol. Ce processus aura également des répercussions indirectement, dans la durée, sur les enjeux matériels et immatériels (infrastructures, et vie humaine) (figure IX.7).

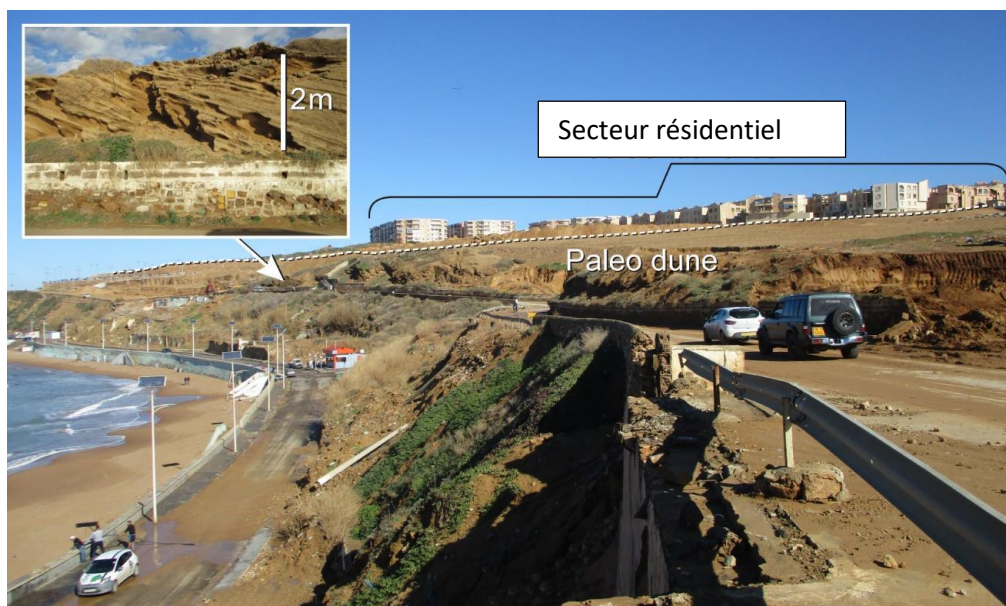


Figure IX.7 : Les paléodunes de Kharrouba et le risque de décapage et glissement de terrain (Source photo, Senouci et Taibi 2019).

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale et perspectives

Le présent travail est une contribution dans l'étude de la problématique du risque de l'érosion côtière. Il était axé sur le développement méthodologique en se basant sur l'apport des nouvelles méthodes de télédétection. Il a permis de mettre en évidence les progrès qui ont été réalisés dans l'utilisation de données satellitaires de haute résolution spatiale, ainsi que des méthodes de l'Intelligence artificielle (*Machine et Deep Learning*).

Plusieurs études ont rapporté que le littoral algérien est soumis à une érosion côtière considérable mettant en péril des enjeux socio-économiques. En effet, il est essentiel que les scientifiques contribuent à développer des méthodes d'évaluation des risques et d'assurer leur applicabilité et ainsi produire des données fiables et adaptées aux pays en développement, qui disposent peu de données. Ainsi, plusieurs aspects ont été pleinement confirmés dans cette étude qui met en avant les avantages de l'acquisition rapide et plus fréquente de données satellites, leur traitement plus rapide et plus automatisé par rapport aux techniques conventionnelles sur le terrain et traditionnelles de digitalisation manuelle. Les questions liées à l'adoption des données de télédétection pour l'étude la vulnérabilité des côtes face au risque de l'érosion ont également été discutées. Cette question reste un sujet d'une extrême importance. Grâce au lancement de satellites équipés, la mise à jour fréquente des informations à des fins de surveillance est désormais possible. Ainsi, il a été démontré qu'il est possible non seulement de mieux comprendre comment la zone côtière évolue, mais aussi d'utiliser ces données pour fournir des informations thématiques, orienter les politiques et la prise de décision, et promouvoir une gouvernance mieux informée.

La mesure in-situ reste la méthode la plus pertinente pour la détection du trait de côte, considéré comme un facteur clé pour diverses applications, cependant, cette méthode est chronophage et nécessite des ressources logistiques et humaines avec un coût élevé et une expertise sur le terrain.

Un des objectifs de cette thèse était de déterminer une méthode opérationnelle, reproductible et moins subjective pour la détection du trait. Par conséquent, les tests expérimentaux ont montré que les approches de télédétection pourraient offrir un aperçu immédiat de la position du trait de côte, fournissant une alternative pour la surveillance. Ainsi, contrairement aux études qui ont utilisé exclusivement des outils commerciaux dans leurs méthodes sans fournir de détails

concernant les algorithmes, cette étude a tenté de combler ces lacunes en utilisant des approches de classification d'image dont l'exécution a été réalisée sur des logiciels d'un accès limité avec des droits d'utilisation (eCognition), mais aussi sur des logiciels de libres droit (Orfeo Tool Box). Ces applications ont fourni de bonnes précisions et dont les détails sur l'évaluation de la précision de tous les algorithmes utilisés ont été abordés, donnant le choix à l'utilisateur d'effectuer l'approche de classification avec le logiciel disponible.

Le processus de validation utilisant des investigations pour acquérir des indicateurs de trait de côte le même jour que l'acquisition de l'image satellite pourrait être considéré comme l'une des valeurs clés de ce travail, permettant une évaluation de la précision et d'estimer la marge d'erreur.

L'étude comparative des différentes méthodes et approches de traitement des images satellites a révélé la nécessité de poursuivre les efforts de développement méthodique afin d'améliorer la pertinence de la surveillance du littoral et de l'extraction du trait de côte. Bien que l'approche orientée objet ait été plus recommandée que celle orientée pixel pour la reconnaissance de la couverture terrestre, des efforts particuliers concernant l'amélioration et le développement des approches algorithmiques, ont permis d'améliorer l'intervalle de confiance. Ce dernier a été estimé d'être inférieur à 1 pixel de l'image en prenant en considération plusieurs sources d'erreur.

En premier lieu, la performance des algorithmes de *Machine Learning* pour la détection du trait de côte, a été démontrée et validée par des mesures in-situ. Un nombre limité d'études ont évalué la précision de ces algorithmes pour la détection du trait de côte, et rares sont celles qui ont validé leurs résultats avec des données de référence. Ainsi, la classification supervisée utilisant l'algorithme *Random Forest* pour le traitement des images de très haute résolution a montré un grand potentiel dans la détection des traits de côte par rapport au *Support Vector Machine*.

En deuxième lieu, au cours de cette thèse, nous avons défini un nouveau modèle intégré qui combine le *Deep Learning (Convolutional Neural Network)* et l'approche orientée objet : CNN-OBIA. L'apport de ce travail est d'avoir introduit une nouvelle notion du niveau Objet au résultat de la probabilité de CNN du niveau Pixel. Ces niveaux permettent de définir simplement et progressivement la reconnaissance des indicateurs du trait de côte, en permettant de se concentrer sur chaque niveau, et sur le passage entre les deux niveaux. Le niveau pixel produit des *heat-map* qui contiennent les probabilités et les prédictions de classe par le modèle de CNN. Sur la base de

ces dernières, une segmentation des pixels de l'image est réalisée en introduisant la composante de la forme et de la texture.

La classification basée sur ce nouveau modèle OBIA-CNN a montré une plus grande pertinence par rapport au modèle de *Machine Learning*, et pourrait être reproduite par une variété d'utilisateurs impliqués dans les questions côtières. La surveillance des côtes par des techniques de classification supervisée basées sur ce modèle intégré pourrait optimiser de manière significative le temps et les coûts des méthodes traditionnelles, et réduire la composante subjective de la numérisation manuelle des traits de côte à partir des images. En outre, de nombreux domaines de recherche pourraient bénéficier de cette extraction améliorée du trait de côte, tels que l'évaluation de la vulnérabilité des côtes, l'estimation des taux d'érosion, le développement des modèles numériques hydrodynamiques, l'analyse des risques environnementaux, la planification spatiale du domaine marin, la gestion des côtes et l'ingénierie. Il faut noter que les résultats ont été obtenus sur une côte microtidale, avec des conditions de marée insignifiantes.

Selon les résultats obtenus, cette étude offre aux gestionnaires côtiers une méthode fiable d'une bonne compatibilité avec les données de vérification au sol. La méthode pourrait éventuellement être reproductible pour évaluer la dynamique côtière.

Une interface graphique pourrait ensuite être développée pour le modèle qui pourrait aussi s'intégrer à un logiciel de traitement d'image, afin de permettre des opérations interactives autorisant à améliorer éventuellement les résultats. Nous allons également poursuivre nos travaux afin d'utiliser le modèle CNN-OBIA pour détecter et extraire d'autres informations thématiques (Végétation spécifique, zone humide, etc.). Nous voulons étudier comment utiliser les informations fournies par un modèle de CNN afin de définir des critères de segmentation. Nous envisageons également d'autres utilisations, par exemple lors d'une phase de pré-segmentation pour distinguer les zones d'intérêt ou lors d'une phase de post-segmentation pour supprimer les objets que nous pouvons considérer comme du bruit.

Un modèle numérique Mike-21 a été créé lors de ce travail afin de traiter la variable hydrodynamique dans le système de la vulnérabilité, cependant nous ne l'avons pas abordé d'une façon détaillée et exhaustive en raison de l'orientation de la thèse, et aussi du contexte de l'indisponibilité des données fiables, actuelles et de bonnes résolutions. Nous recommandons

fortement de performer ce modèle numérique afin d'estimer le fonctionnement hydrosédimentaire de la zone étudiée.

Sur la même voie de recherche, un autre point qui nous intéresse particulièrement et que nous allons très prochainement développer concerne la combinaison des calculs des profils d'équilibre de plage avec la détection automatique du trait de côte et la reconnaissance de la morphodynamique côtière. Ainsi, nous allons collaborer au développement d'un modèle de profil d'équilibre. Il doit avoir des fonctionnalités similaires à celles proposées par les modèles empiriques, mais plus opérationnelles.

En ce qui concerne l'analyse du risque côtier, la cartographie de certains impacts de l'urbanisation, montre des signes alarmants comme la destruction des cordons dunaires qui est une des composantes écosystémiques cruciales dans l'équilibre sédimentaire des plages sableuses. Ainsi, une analyse de la vulnérabilité de la frange côtière face à l'érosion a été réalisée à l'aide de l'Indice de Vulnérabilité Côtière (IVC). Ce dernier a été calculé en intégrant cinq variables dont le traitement est effectué par des méthodes de la géomatique et de la télédétection combinée à d'autres approches (modélisation numérique). Ces méthodes permettent d'optimiser le temps et l'effort et offrent les solutions technologiques pour générer des bases de données sur le relief côtier et ses processus dynamiques. L'IVC a permis de mettre en évidence plusieurs secteurs à forte vulnérabilité, notamment le noyau urbain de Mostaganem, la zone ouest fortement touchée par la littoralisation et au niveau des plages adjacentes à l'embouchure de l'oued Chélif. Ceci confirme la forte corrélation entre le phénomène de la littoralisation et l'artificialisation du bassin versant et le recul du trait de côte.

Le modèle de l'IVC généré dans ce travail de thèse a pour but de caractériser l'aspect de la vulnérabilité côtière, mais il reste élémentaire et peut être développé en intégrant d'autres types de variables. Il faut noter que les indices ne peuvent pas remplacer des études détaillées, surtout de terrain, des investigations auprès des acteurs, les enquêtes qualitatives sur la gestion du risque. Ce travail d'enquête a été initié au début de ce projet de thèse, cependant plusieurs contraintes, entre autres de terrain, ont fait que ceci reste en perspective. Ainsi nous proposons et recommandons d'adopter une approche plus systémique qui regroupe l'aspect de la gestion et de la représentation de la population et leur perception par rapport au risque côtier pour une planification plus efficace.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

- Abdel-Rahman, E.M., Mutanga, O., Adam, E., Ismail, R., 2014. Detecting Sirex noctilio grey-attacked and lightning-struck pine trees using airborne hyperspectral data, random forest and support vector machines classifiers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 88, 48–59. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.013>
- Abuodha, P., Woodroffe, C., 2006. Assessing vulnerability of coasts to climate change: A review of approaches and their application to the Australian coast. *Faculty of Science - Papers (Archive)*.
- Alberga, V., 2007. A study of land cover classification using polarimetric SAR parameters. *International Journal of Remote Sensing* 28, 3851–3870. <https://doi.org/10.1080/01431160601075541>
- Almeida, L.P., Almar, R., Blenkinsopp, C., Senechal, N., Bergsma, E., Floc'h, F., Caulet, C., Biauxque, M., Marchesiello, P., Grandjean, P., Ammann, J., Benschila, R., Thuan, D.H., Gomes da Silva, P., Viet, N.T., 2020. Lidar Observations of the Swash Zone of a Low-Tide Terraced Tropical Beach under Variable Wave Conditions: The Nha Trang (Vietnam) COASTVAR Experiment. *Journal of Marine Science and Engineering* 8, 302. <https://doi.org/10.3390/jmse8050302>
- Almonacid-Caballer, J., Sánchez-García, E., Pardo-Pascual, J.E., Balaguer-Beser, A.A., Palomar-Vázquez, J., 2016. Evaluation of annual mean shoreline position deduced from Landsat imagery as a mid-term coastal evolution indicator. *Marine Geology* 372, 79–88. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2015.12.015>
- Amarouche, K., Akpınar, A., Bachari, N.E.I., Houma, F., 2020. Wave energy resource assessment along the Algerian coast based on 39-year wave hindcast. *Renewable Energy* 153, 840–860. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.02.040>
- Andriolo, U., 2019. Nearshore Wave Transformation Domains from Video Imagery. *Journal of Marine Science and Engineering* 7, 186. <https://doi.org/10.3390/jmse7060186>
- Awange, J.L., Saleem, A., Konneh, S.S., Goncalves, R.M., Kiema, J.B.K., Hu, K.X., 2018. Liberia's coastal erosion vulnerability and LULC change analysis: Post-civil war and Ebola epidemic. *Applied Geography* 101, 56–67. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.10.007>
- Ayadi, K., Boutiba, M., Sabatier, F., Guettouche, M.S., 2015. Detection and analysis of historical variations in the shoreline, using digital aerial photos, satellite images, and topographic surveys DGPS: case of the Bejaia bay (East Algeria). *Arab J Geosci* 9, 26. <https://doi.org/10.1007/s12517-015-2043-9>
- Baatz, M., Schape, A., 2000. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. *Multiresolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation* 12–23.
- Baghdadi, N., Gherboudj, I., Zribi, M., Sahebi, M., King, C., Bonn, F., 2004. Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness

- field measurements. *International Journal of Remote Sensing* 25, 3593–3623. <https://doi.org/10.1080/01431160310001654392>
- Bagli, S., Soille, P., 2003. Morphological Automatic Extraction of Pan-European Coastline from Landsat ETM + Image. Presented at the International Symposium on GIS and Computer Cartography for Coastal Management, Genova, 26 September, pp. 58–69.
- Balica, S.F., Wright, N.G., van der Meulen, F., 2012. A flood vulnerability index for coastal cities and its use in assessing climate change impacts. *Nat Hazards* 64, 73–105. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0234-1>
- Banko, G., 1998. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory.
- Bañón, L., Pagán, J.I., López, I., Banon, C., Aragonés, L., 2019. Validating UAS-Based Photogrammetry with Traditional Topographic Methods for Surveying Dune Ecosystems in the Spanish Mediterranean Coast. *Journal of Marine Science and Engineering* 7, 297. <https://doi.org/10.3390/jmse7090297>
- Barragán, J.M., de Andrés, M., 2015. Analysis and trends of the world's coastal cities and agglomerations. *Ocean and Coastal Management* 114, 11–20. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2015.06.004>
- Belgiu, M., Drăguț, L., 2014. Comparing supervised and unsupervised multiresolution segmentation approaches for extracting buildings from very high resolution imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96, 67–75. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.002>
- Belgiu, M., Drăguț, L., Strobl, J., 2014. Quantitative evaluation of variations in rule-based classifications of land cover in urban neighbourhoods using WorldView-2 imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 87, 205–215. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.007>
- Bengoufa, S., Harid, R., Belkessa, R., Mihoubi, M., 2018. Coastal Vulnerability Assessment (Case of the Western Algerian Coast). Presented at the The 3d Int. Workshop on Biodiversity and Aquatic Ecosystem Management- BGEE, ENSSMAL, Algeria.
- Bezzeghoud, M., Buforn, E., 1999. Source Parameters of the 1992 Melila (Spain, Mw= 4.8), 1994 Al Hoceima (Morocco, Mw= 5.8) and 1994 Mascara (Algeria, Mw5.7) Earthquakes and Seismotectonic Implications. *Bulletin of the Seismological Society of America* 89.
- Bird, E.C.F., 1985. Coastline changes. A global review.
- Birkmann, J., Welle, T., 2015. Assessing the risk of loss and damage: exposure, vulnerability and risk to climate-related hazards for different country classifications. *IJGW* 8, 191. <https://doi.org/10.1504/IJGW.2015.071963>
- Boak, E.H., Turner, I.L., 2005. Shoreline Definition and Detection: A Review. *Journal of Coastal Research* 21, 688–703. <https://doi.org/10.2112/03-0071.1>
- Bonaccorso, G., 2017. *Machine Learning Algorithms*. Packt Publishing Ltd.
- Bonnot-Courtois, C., Levasseur, J.E., Denantes, S., 2013. Reconnaissance de la limite terrestre du domaine maritime : intérêt et potentialités de critères morfo-sédimentaires et botaniques. CETMEF.

- Bougherira, A., Ghodbani, T., 2020. Les côtes basses d'accumulation de la région orientale de la baie de Jijel : Enjeux, vulnérabilité et nécessité de protection. *Geo-Eco-Trop* 43, 541–558.
- Bougherira, A., Ghodbani, T., Kouti, A., 2020. Contemporary geomorphic evolution of Falcon Cape sandy coastline (Oran, Algeria): geographical information system (GIS)-based approach. *Arab J Geosci* 13, 937. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05983-7>
- Bouhmadouche, M., Hemdane, Y., 2016. Erosion of a sandy coast: continuous follow-up of the coastal groynes of protection in Boumerdes (Algeria). *Environ Earth Sci* 75, 866. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5665-7>
- Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Buono, A., Nunziata, F., Mascolo, L., Migliaccio, M., 2014. A Multipolarization Analysis of Coastline Extraction Using X-Band COSMO-SkyMed SAR Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7, 2811–2820. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2320366>
- Campos-Taberner, M., García-Haro, F.J., Martínez, B., Izquierdo-Verdiguier, E., Atzberger, C., Camps-Valls, G., Gilabert, M.A., 2020. Understanding deep learning in land use classification based on Sentinel-2 time series. *Scientific Reports* 10, 17188. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-74215-5>
- Campos-Taberner, M., Romero-Soriano, A., Gatta, C., Camps-Valls, G., Lagrange, A., Le Saux, B., Beaupère, A., Boulch, A., Chan-Hon-Tong, A., Herbin, S., Randrianarivo, H., Ferecatu, M., Shimoni, M., Moser, G., Tuia, D., 2016. Processing of Extremely High-Resolution LiDAR and RGB Data: Outcome of the 2015 IEEE GRSS Data Fusion Contest–Part A: 2-D Contest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9, 5547–5559. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2569162>
- Camps-Valls, G., Bruzzone, L., 2009. *Kernel Methods for Remote Sensing Data Analysis* | Wiley Online Books, John Wiley and Son. ed.
- Cardoso, G.F., Souza, C., Souza-Filho, P.W.M., 2014. Using spectral analysis of Landsat-5 TM images to map coastal wetlands in the Amazon River mouth, Brazil. *Wetlands Ecol Manage* 22, 79–92. <https://doi.org/10.1007/s11273-013-9324-4>
- Cazenave, A., Le Cozannet, G., 2013. Sea level rise and its coastal impacts. *Earth's Future* 2, 15–34. <https://doi.org/10.1002/2013EF000188>
- Chaib, W., Guerfi, M., Hemdane, Y., 2020. Evaluation of coastal vulnerability and exposure to erosion and submersion risks in Bou Ismail Bay (Algeria) using the coastal risk index (CRI). *Arab J Geosci* 13, 420. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05407-6>
- Chang, C.-C., Lin, C.-J., 2011. LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* 2, 27:1-27:27. <https://doi.org/10.1145/1961189.1961199>
- Chih-Wei Hsu, Chih-Jen Lin, 2002. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks* 13, 415–425. <https://doi.org/10.1109/72.991427>
- Clark, R.N., 1999. *Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy*. *Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy* 3–58.

- Cohen, J., 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and psychological measurement* 10. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Comaniciu, D., Meer, P., 2002. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24, 603–619. <https://doi.org/10.1109/34.1000236>
- Comas, M.C., Platt, J.P., Soto, J.I., Watts, A.B., 1999. The origin and tectonic history of the Alboran Basin: Insights from Leg 161 results. *Proceedings of the Ocean Drilling Program: Scientific Results* 161.
- Congalton, R.G., 1999. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*.
- Corte, A.B., Warren, C.J., 1975. Policy issues and data communications for NASA earth observation missions until 1985 (No. NASA-CR-149803).
- Cortes, C., Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. *Mach Learn* 20, 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Coudert, É., Larid, M., 2006. IMAGINE : un ensemble de méthodes et d'outils pour contribuer à la gestion intégrée des zones côtières en Méditerranée. *Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement*. <https://doi.org/10.4000/vertigo.9059>
- Cracknell, A.P., 1999. Remote sensing techniques in estuaries and coastal zones an update. *International Journal of Remote Sensing* 20, 485–496. <https://doi.org/10.1080/014311699213280>
- Dada, O.A., Li, G., Qiao, L., Ding, D., Ma, Y., Xu, J., 2016. Seasonal shoreline behaviours along the arcuate Niger Delta coast: Complex interaction between fluvial and marine processes. *Continental Shelf Research* 122, 51–67. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2016.03.002>
- Davies, C.E., Moss, D., Hill, M.O., 2004. *EUNIS Habitat Classification, Revised Report to European Environment Agency*. European Topic Centre on Nature Protection and Biodiversity.
- Davranche, A., Lefebvre, G., Poulin, B., 2010. Wetland monitoring using classification trees and SPOT-5 seasonal time series. *Remote Sensing of Environment* 114, 552–562. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.009>
- Definiens, 2006. *Definiens Professional 5: User Guide (Document version 5.0.6.2.)*. Munich, Germany.
- Demirović, D., 2019. An Implementation of the Mean Shift Algorithm. *Image Processing On Line* 9, 251–268. <https://doi.org/10.5201/ipol.2019.255>
- D'Ercole, R., 1994. Les vulnérabilités des sociétés et des espaces urbanisés : concepts, typologie, modes d'analyse. *Revue de géographie alpine*. <https://doi.org/10.3406/rga.1994.3776>
- Djouder, F., Boutiba, M., 2017. Vulnerability assessment of coastal areas to sea level rise from the physical and socioeconomic parameters: case of the Gulf Coast of Bejaia, Algeria. *Arab J Geosci* 10, 299. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3062-5>
- Dolan, R., Hayden, B. and Heywood, J., 1978. A New Photogrammetric Method for Determining Shoreline Erosion. *Coastal Engineering* 2, 21–39. [https://doi.org/10.1016/0378-3839\(78\)90003-0](https://doi.org/10.1016/0378-3839(78)90003-0)

- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., Bargellini, P., 2012. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment, The Sentinel Missions - New Opportunities for Science* 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Du, P., Samat, A., Waske, B., Liu, S., Li, Z., 2015. Random Forest and Rotation Forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 105, 38–53. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.002>
- Duggen, S., Hoernle, K., Bogaard, P. van den, Harris, C., 2004. Magmatic evolution of the Alboran region: The role of subduction in forming the western Mediterranean and causing the Messinian Salinity Crisis. *Earth and Planetary Science Letters* 1–2, 91–108. [https://doi.org/10.1016/S0012-821X\(03\)00632-0](https://doi.org/10.1016/S0012-821X(03)00632-0)
- Elnabwy, M.T., Elbeltagi, E., El Banna, M.M., Elshikh, M.M.Y., Motawa, I., Kaloop, M.R., 2020. An Approach Based on Landsat Images for Shoreline Monitoring to Support Integrated Coastal Management—A Case Study, Ezbet Elborg, Nile Delta, Egypt. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 9, 199. <https://doi.org/10.3390/ijgi9040199>
- Ferrarin, C., Bellafiore, D., Sannino, G., Bajo, M., Umgiesser, G., 2018. Tidal dynamics in the inter-connected Mediterranean, Marmara, Black and Azov seas. *Progress in Oceanography* 161, 102–115. <https://doi.org/10.1016/j.pocean.2018.02.006>
- Ferreira, Ó., Garcia, T., Matias, A., Taborda, R., Dias, J.A., 2006. An integrated method for the determination of set-back lines for coastal erosion hazards on sandy shores. *Continental Shelf Research, Coastal Hazard Assessment in the Gulf of Cádiz* 26, 1030–1044. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2005.12.016>
- Fletcher, C., Rooney, J., Barbee, M., Lim, S.-C., Richmond, B., 2003. Mapping Shoreline Change Using Digital Orthophotogrammetry on Maui, Hawaii. *Journal of Coastal Research* 106–124.
- Foody, G.M., 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 80, 185–201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Foody, G. M., Mathur, A., 2004. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42, 1335–1343. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.827257>
- Foody, Giles M., Mathur, A., 2004. Toward intelligent training of supervised image classifications: directing training data acquisition for SVM classification. *Remote Sensing of Environment* 93, 107–117. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.017>
- Foster-Smith, R.L., Sotheran, I.S., 2003. Mapping marine benthic biotopes using acoustic ground discrimination systems. *International Journal of Remote Sensing* 24, 2761–2784. <https://doi.org/10.1080/0143116031000066323a>
- Fukunaga, K., Hostetler, L., 1975. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. *IEEE Transactions on Information Theory* 21, 32–40. <https://doi.org/10.1109/TIT.1975.1055330>

- Gaillot, S., Chaverot, S., 2001. Méthode d'étude des littoraux à faible évolution. Cas du delta du Golo (Corse) et du littoral du Touquet (Pas-de-Calais) en France / Analysing the kinematics of low-mobility coastlines: methodology and results for the Golo delta (Corsica) and the Touquet coast (Pas-de-Calais) in France. *Géomorphologie : relief, processus, environnement* 7, 47–54. <https://doi.org/10.3406/morfo.2001.1086>
- Gardiol, F., 1987. *Hyperfréquences*. PPUR Presses polytechniques.
- Gens, R., 2010. Remote sensing of coastlines: detection, extraction and monitoring. *International Journal of Remote Sensing* 31, 1819–1836. <https://doi.org/10.1080/01431160902926673>
- Ghioca-Robrecht, D.M., Johnston, C.A., Tulbure, M.G., 2008. Assessing the use of multiseason QuickBird imagery for mapping invasive species in a Lake Erie coastal Marsh. *Wetlands* 28, 1028–1039. <https://doi.org/10.1672/08-34.1>
- Ghodhani, T., Kansab, O., Kouti, A., 2016. Développement du tourisme balnéaire en Algérie face à la problématique de protection des espaces littoraux. Le cas des côtes mostaganemoises. *Études caribéennes*. <https://doi.org/10.4000/etudescaribeennes.9305>
- Ghosh, A., Joshi, P.K., 2014. Hyperspectral imagery for disaggregation of land surface temperature with selected regression algorithms over different land use land cover scenes. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96, 76–93. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.003>
- Gibril, M.B.A., Idrees, M.O., Shafri, H.Z.M., Yao, K., 2018. Integrative image segmentation optimization and machine learning approach for high quality land-use and land-cover mapping using multisource remote sensing data. *JARS* 12, 016036. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.12.016036>
- Gilbert, C., 2009. La vulnérabilité : une notion vulnérable ? A propos des risques naturels, in: Becerra Sylvia, P.A. (Ed.), *Risques et Environnement : Recherches Interdisciplinaires* sur La Vulnérabilité Des Sociétés. L'Harmattan, pp. 23–40.
- Gislason, P.O., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., 2006. Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters, Pattern Recognition in Remote Sensing (PRRS 2004)* 27, 294–300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>
- Goncalves, H., Teodoro, A.C., Almeida, H., 2012. Identification, Characterization and Analysis of the Douro River Plume From MERIS Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 5, 1553–1563. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2012.2199740>
- Gornitz, V., 1991. Global coastal hazards from future sea level rise. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 89, 379–398. [https://doi.org/10.1016/0031-0182\(91\)90173-O](https://doi.org/10.1016/0031-0182(91)90173-O)
- Gornitz, V., Couch, S., Hartig, E.K., 2001. Impacts of sea level rise in the New York City metropolitan area. *Global and Planetary Change* 32, 61–88. [https://doi.org/10.1016/S0921-8181\(01\)00150-3](https://doi.org/10.1016/S0921-8181(01)00150-3)
- Gornitz, V., Kanciruk, P., 1989. Assessment of global coastal hazards from sea level rise (No. CONF-8907104-1). Oak Ridge National Lab. (ORNL), Oak Ridge, TN (United States).

- Goumrasa, A., Zerrouki, C., Hemdane, Y., Bouhmadouche, M., Guendouz, M., Guettouche, M.S., 2021. GIS to identify exposed shoreline sectors to wave impacts: case of El Tarf coast. *Appl Geomat.* <https://doi.org/10.1007/s12518-021-00380-5>
- Guan, H., Li, J., Chapman, M., Deng, F., Ji, Z., Yang, X., 2013. Integration of orthoimagery and lidar data for object-based urban thematic mapping using random forests. *International Journal of Remote Sensing* 34, 5166–5186. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.788261>
- Guillén, J., Stive, M.J.F., Capobianco, M., 1999. Shoreline evolution of the Holland coast on a decadal scale. *Earth Surface Processes and Landforms* 24, 517–536. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9837\(199906\)24:6<517::AID-ESP974>3.0.CO;2-A](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9837(199906)24:6<517::AID-ESP974>3.0.CO;2-A)
- Hannv, Z., Qigang, J., Jiang, X., 2013. Coastline Extraction Using Support Vector Machine from Remote Sensing Image. *Journal of Multimedia* 8. <https://doi.org/10.4304/jmm.8.2.175-182>
- Hegde, A.V., Akshaya, B.J., 2015. Shoreline Transformation Study of Karnataka Coast: Geospatial Approach. *Aquatic Procedia, INTERNATIONAL CONFERENCE ON WATER RESOURCES, COASTAL AND OCEAN ENGINEERING (ICWRCOE'15)* 4, 151–156. <https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.021>
- Hellequin, A.-P., Flanquart, H., Meur-Ferec, C., Rulleau, B., 2013. Perceptions du risque de submersion marine par la population du littoral languedocien : contribution à l'analyse de la vulnérabilité côtière. *Nat. Sci. Soc.* 21, 385–399. <https://doi.org/10.1051/nss/2014002>
- Himmelstoss, E.A., Henderson, R.E., Kratzmann, M.G., Farris, A.S., 2018. Digital Shoreline Analysis System (DSAS) version 5.0 user guide (USGS Numbered Series No. 2018–1179), Digital Shoreline Analysis System (DSAS) version 5.0 user guide, Open-File Report. U.S. Geological Survey, Reston, VA. <https://doi.org/10.3133/ofr20181179>
- HUANG, C., DAVIS, L., Townshend, J., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing* 23. <https://doi.org/10.1080/01431160110040323>
- IPCC, 2021. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S. L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M. I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T. K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu and B. Zhou (eds.)]. Cambridge University Press. In Press.
- IPCC-CZMS, 1992. A common methodology for assessing vulnerability to sea level rise, 2nd revision, in IPCC CZMS, *Global Climate Change and the Rising Challenge of the Sea, Report of the Coastal Zone Management Subgroup, Response Strategies Working Group of the Intergovernmental Panel on Climate Change.*, Ministry of Transport, Public Works and Water Management, The Hague, Appendix C.
- Jeyabal, G., Ramasamy, R., 2014. Down core variation in sediment characteristics and trace element geochemistry of a core sample in Pichavaram Mangrove area, Tamil Nadu, Southeast Coast of India. *Enviro Geo Chimica Acta* 1.

- Juigner, M., Robin, M., Paul, F., Maanan, M., Debaine, F., Le Guern, C., Gouguet, L., Baudouin, V., 2012. Cinématique d'un trait de côte sableux en Vendée entre 1920 et 2010. Méthode et analyse.
- Kansakar, P., Hossain, F., 2016. A review of applications of satellite earth observation data for global societal benefit and stewardship of planet earth. *Space Policy* 36, 46–54. <https://doi.org/10.1016/j.spacepol.2016.05.005>
- Kerekes, J., 2009. Optical sensor technology. In: *The SAGE Handbook of Remote Sensing*. Warner TA, Nelis MD, Foody GM., SAGE Publications.
- Kermani, S., Boutiba, M., Guendouz, M., Guettouche, M.S., Khelfani, D., 2016. Detection and analysis of shoreline changes using geospatial tools and automatic computation: Case of jijelian sandy coast (East Algeria). *Ocean & Coastal Management* 132, 46–58. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2016.08.010>
- Khelil, N., Larid, M., Grimes, S., Le Berre, I., Peuziat, I., 2019. Challenges and opportunities in promoting integrated coastal zone management in Algeria: Demonstration from the Algiers coast. *Ocean & Coastal Management* 168, 185–196. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2018.11.001>
- Klein, R.J.T., Nicholls, R.J., Mimura, N., 1999. Coastal Adaptation to Climate Change: Can the IPCC Technical Guidelines be applied? *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change* 4, 239–252. <https://doi.org/10.1023/A:1009681207419>
- Klemas, V., 2013. Remote sensing of emergent and submerged wetlands: an overview. *International Journal of Remote Sensing* 34, 6286–6320. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.800656>
- Kohavi, R., Provost, F., 1998. Glossary of terms. *Machine Learning—Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge*. *Machine Learning* 30, 271–274. <https://doi.org/10.1023/A:1017181826899>
- Koroglu, A., Ranasinghe, R., Jiménez, J.A., Dastgheib, A., 2019. Comparison of Coastal Vulnerability Index applications for Barcelona Province. *Ocean & Coastal Management* 178, 104799. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2019.05.001>
- Larid, M., 2002. Recul des plages en Algérie, problèmes et perspectives. Presented at the Colloque Érosion littorale en méditerranée occidentale : dynamique, diagnostic et remèdes. 19-20 septembre, 2002., Tanger (Maroc), pp. 39–49.
- Le Berre, I., Hénaff, A., Devogèle, T., Mascret, A., Wenzel, F., 2005. SPOT5 : un outil pertinent pour le suivi du trait de côte? *Noréis. Environnement, aménagement, société* 23–35. <https://doi.org/10.4000/norois.378>
- Leatherman, S.P., 2018. Coastal Erosion and the United States National Flood Insurance Program. *Ocean & Coastal Management, SI: MSforCEP* 156, 35–42. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2017.04.004>
- Leatherman, S.P., Zhang, K., Douglas, B.C., 2000. Sea level rise shown to drive coastal erosion. *Eos, Transactions American Geophysical Union* 81, 55–57. <https://doi.org/10.1029/00EO00034>

- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep Learning. *Nature* 521, 436–44. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE* 86, 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Li, W., Pang, J., 2020. Application Test and Analysis of 2m/8m optical satellite in coastal zone survey. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 571, 012038. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/571/1/012038>
- Li, Y., Zhang, H., Xue, X., Jiang, Y., Shen, Q., 2018. Deep learning for remote sensing image classification: A survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 8, e1264. <https://doi.org/10.1002/widm.1264>
- Lillesand, T., Kiefer, R., Chipman, J., 2004. *Remote sensing and image interpretation.*, 15th. Ed., John Wiley and Son, USA.704. ed.
- Liu, H., Jezek, K.C., 2004. A Complete High-Resolution Coastline of Antarctica Extracted from Orthorectified Radarsat SAR Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70, 605–616. <https://doi.org/10.14358/PERS.70.5.605>
- Liu, T., Abd-Elrahman, A., Morton, J., Wilhelm, V.L., 2018. Comparing fully convolutional networks, random forest, support vector machine, and patch-based deep convolutional neural networks for object-based wetland mapping using images from small unmanned aircraft system. *GIScience & Remote Sensing* 55, 243–264. <https://doi.org/10.1080/15481603.2018.1426091>
- Liu, X., Zhang, Z., Peterson, J., Chandra, S., 2007. The effect of LiDAR data density on DEM accuracy, in: Oxley, L., Kulasiri, D. (Eds.), *Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM07)*. Presented at the MODSIM07: International Congress on Modelling and Simulation: Land, Water and Environmental Management: Integrated Systems for Sustainability, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand Inc., Canberra, Australia, pp. 1363–1369.
- Luijendijk, A., Hagenaars, G., Ranasinghe, R., Baart, F., Donchyts, G., Aarninkhof, S., 2018. The State of the World’s Beaches. *Sci Rep* 8, 6641. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24630-6>
- Ma, J., Sun, S., 2012. Centralized Fusion Estimators for Multi-sensor Systems with Multiplicative Noises and Missing Measurements. *J. Networks.* <https://doi.org/10.4304/jnw.7.10.1538-1545>
- MacQueen, J., 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. in the *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability: Weather modification*. University of California Press.
- Mallet, C., Michot, A., La Torre, Y., Lafon, V., Robin, M., Prevotiaux, B., 2012. *Synthèse de référence des techniques de suivi du trait de côte - Rapport (No. RP-60616-FR)*. BRGM.
- Malthus, T.J., Mumby, P.J., 2003. Remote sensing of the coastal zone: An overview and priorities for future research. *International Journal of Remote Sensing* 24, 2805–2815. <https://doi.org/10.1080/0143116031000066954>

- Manandhar, R., Odeh, I.O.A., Ancev, T., 2009. Improving the Accuracy of Land Use and Land Cover Classification of Landsat Data Using Post-Classification Enhancement. *Remote Sensing* 1, 330–344. <https://doi.org/10.3390/rs1030330>
- Marghany, M., 2016. *Environmental Applications of Remote Sensing*. BoD – Books on Demand.
- McLaughlin, S., Cooper, J.A.G., 2011. A multi-scale coastal vulnerability index: A tool for coastal managers? *Environmental Hazards* 9, 233–248. <https://doi.org/10.3763/ehaz.2010.0052>
- Meur-Ferec, C., Berre, I.L., Cocquemot, L., Guillou, É., Henaff, A., Lami, T., Dantec, N.L., Letortu, P., Philippe, M., Noûs, C., 2020. Une méthode de suivi de la vulnérabilité systémique à l'érosion et la submersion marines. *Développement durable et territoires. Économie, géographie, politique, droit, sociologie*. <https://doi.org/10.4000/developpementdurable.16731>
- Meur-Ferec, C., Deboudt, P., Deldrève V., Flanquart H., Hellequin A.-P., Herbert V., Longuépée J., Morel V., 2003. *La vulnérabilité des territoires côtiers : évaluation, enjeux et politiques publiques (rapports de recherche Programme national Environnement côtier.)*.
- Meyer, H., Kühnlein, M., Appelhans, T., Nauss, T., 2016. Comparison of four machine learning algorithms for their applicability in satellite-based optical rainfall retrievals. *Atmospheric Research* 169, 424–433. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.09.021>
- Michel, J., Youssefi, D., Grizonnet, M., 2015. Stable Mean-Shift Algorithm and Its Application to the Segmentation of Arbitrarily Large Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53, 952–964. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2330857>
- Mihoubi, M.K, Belkessa, R., et M. A. Latreche, 2014. Study of the Vulnerability of Coastal Areas of the Algerian Basin with the GIS . *International Journal of Environmental Science and Development* 5, 522–526. <https://doi.org/10.7763/ijesd.2014.v5.538>.
- Mihoubi, M.K, 2008. *Etude expérimentale de l'interaction Eau-sédiment en zone de swash par vélocimétrie doppler ultrasonore (vdu)*. Thèse de doctorat. ESP.
- Ming, D., Ci, T., Cai, H., Li, L., Qiao, C., Du, J., 2012. Semivariogram-Based Spatial Bandwidth Selection for Remote Sensing Image Segmentation With Mean-Shift Algorithm. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 9, 813–817. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2182604>
- Ministère chargé de l'environnement -PAP RAC/PAM, 2004. *Stratégie nationale de gestion intégrée des zones côtières en Algérie*. Appui PAM-MedPartnership, UNESCO).
- Mishra, D.R., Narumalani, S., Rundquist, D., Lawson, M., 2005. High-resolution ocean color remote sensing of benthic habitats: a case study at the Roatan island, Honduras. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* 43, 1592–1604. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.847790>
- Modava, M., Akbarizadeh, G., 2017. Coastline extraction from SAR images using spatial fuzzy clustering and the active contour method. *International Journal of Remote Sensing* 38, 355–370. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1266104>

- Montavon, G., Samek, W., Müller, K.-R., 2018. Methods for interpreting and understanding deep neural networks. *Digital Signal Processing* 73, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2017.10.011>
- Moore, L.J., Ruggiero, P., List, J.H., 2006. Comparing Mean High Water and High Water Line Shorelines: Should Proxy-Datum Offsets be Incorporated into Shoreline Change Analysis? *Journal of Coastal Research* 22, 894–905. <https://doi.org/10.2112/04-0401.1>
- Mujabar, S., Chandrasekar, N., 2011. A Shoreline Change analysis along the Coast between Kanyakumari and Tuticorin, India using Remote sensing and GIS. *Arabian Journal of Geosciences* 6. <https://doi.org/10.1007/s12517-011-0394-4>
- Muslim, A.M., Foody, G.M., Atkinson, P.M., 2006. Localized soft classification for super-resolution mapping of the shoreline. *International Journal of Remote Sensing* 27, 2271–2285. <https://doi.org/10.1080/01431160500396741>
- Nicholls, R.J., Cazenave, A., 2010. Sea-Level Rise and Its Impact on Coastal Zones. *Science* 328, 1517–1520. <https://doi.org/10.1126/science.1185782>
- Niculescu, Simona, Billey, A., Jr, H.T.-O.-A., 2018. Random forest classification using Sentinel-1 and Sentinel-2 series for vegetation monitoring in the Pays de Brest (France), in: *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX*. Presented at the Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX, International Society for Optics and Photonics, p. 1078305. <https://doi.org/10.1117/12.2325546>
- Niculescu, S., Ienco, D., Hanganu, J., 2018. APPLICATION OF DEEP LEARNING OF MULTI-TEMPORAL SENTINEL-1 IMAGES FOR THE CLASSIFICATION OF COASTAL VEGETATION ZONE OF THE DANUBE DELTA. <https://doi.org/10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLII-3-1311-2018>
- Ochieng, G.M., Ojo, O.I., Otieno, F.A., Mwaka, B., 2013. Use of remote sensing and geographical information system (GIS) for salinity assessment of Vaal-Harts irrigation scheme, South Africa. *Environ Syst Res* 2, 4. <https://doi.org/10.1186/2193-2697-2-4>
- O’Dea, A., Brodie, K.L., Hartzell, P., 2019. Continuous Coastal Monitoring with an Automated Terrestrial Lidar Scanner. *Journal of Marine Science and Engineering* 7, 37. <https://doi.org/10.3390/jmse7020037>
- Otmani, H., Belkessa, R., Bengoufa, S., Boukhediche, W., Djerrai, N., Abbad, K., 2020. Assessment of shoreline dynamics on the Eastern Coast of Algiers (Algeria): a spatiotemporal analysis using in situ measurements and geospatial tools. *Arab J Geosci* 13, 124. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-5069-6>
- Paskoff, R., 2001. L’élévation du niveau de la mer et les espaces côtiers. Le mythe et la réalité. Collection « Propos ». Institut Océanographique, Paris.
- Paskoff, R., 1984. Rapport III. 7 Erosion et protection des plages : une nouvelle approche. *Journées de l’hydraulique* 18, 1–7.
- Ponti, M.P., 2013. Segmentation of Low-Cost Remote Sensing Images Combining Vegetation Indices and Mean Shift. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 10, 67–70. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2193113>

- Priest, G.R., 1999. Coastal Shoreline Change Study Northern and Central Lincoln County, Oregon. *Journal of Coastal Research* 140–157.
- Rabehi, W., Guerfi, M., Mahi, H., 2018. Cartographie de la vulnérabilité des communes de la baie d'Alger. Approche socio-économique et physique de la côte. Méditerranée. *Revue géographique des pays méditerranéens / Journal of Mediterranean geography*.
- Ramieri, E., Hartley, A., Barbanti, A., Santos, F.D., Laihonon, P., Natasha, Marinova, 2011. Methods for assessing coastal vulnerability to climate change ETC CCA [WWW Document]. URL <https://www.semanticscholar.org/paper/Methods-for-assessing-coastal-vulnerability-to-ETC-Ramieri-Hartley/97359818234ecc6862a3c02bebff7ac699bf069e> (accessed 7.12.21).
- Robin, M., 2002. Télédétection et modélisation du trait de côte et de sa cinématique. In (BARON-YELLES N., GOELDNER-GIONELLA L., VELUT S., Ed.) *Le littoral, regards, pratiques et savoirs. Etudes offertes à Fernand VERGER*. Edition Rue d'Ulm / Presses universitaires de l'Ecole Normale Supérieure, Paris, p. 95 - 115.
- Romero, A., Gatta, C., Camps-Valls, G., 2016. Unsupervised Deep Feature Extraction for Remote Sensing Image Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54, 1349–1362. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2478379>
- Romine, B.M., Fletcher, C.H., Frazer, L.N., Genz, A.S., Barbee, M.M., Lim, S.-C., 2009. Historical Shoreline Change, Southeast Oahu, Hawaii; Applying Polynomial Models to Calculate Shoreline Change Rates. *Journal of Coastal Research* 25, 1236–1253. <https://doi.org/10.2112/08-1070.1>
- Rosati, J.D., Kraus, N.C., 1997. Even-Odd Function Analysis of Shoreline Position and Volume Change. ENGINEER RESEARCH AND DEVELOPMENT CENTER VICKSBURG MS COASTAL AND HYDRAULICS LAB.
- Ruelland, D., Dezetter, A., Puech, C., Ardoin-Bardin, S., 2008. Long-term monitoring of land cover changes based on Landsat imagery to improve hydrological modelling in West Africa. *International Journal of Remote Sensing* 29, 3533–3551. <https://doi.org/10.1080/01431160701758699>
- Sabatier, F., Suanez, S., 2003. Evolution of the Rhône delta coast since the end of the 19th century / Cinématique du littoral du delta du Rhône depuis la fin du XIXe siècle. *Géomorphologie : relief, processus, environnement* 9, 283–300. <https://doi.org/10.3406/morfo.2003.1191>
- Salem Cherif, Y., Mezouar, K., Guerfi, M., Sallaye, M., Dahmani, A.E.A., 2019. Nearshore hydrodynamics and sediment transport processes along the sandy coast of Boumerdes, Algeria. *Arab J Geosci* 12, 800. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4981-0>
- Senouci, R., Taibi, N.-E., 2019. IMPACT OF THE URBANIZATION ON COASTAL DUNE: CASE OF KHARROUBA, WEST OF ALGERIA. *Journal of Sedimentary Environments* 4, 90–98. <https://doi.org/10.12957/jse.2019.39951>
- Shalowitz, A.L., 1962. Shore and sea boundaries, Volume 1 Boundary problems associated with the submerged lands cases and the submerged lands acts,. s.l. : Publication 10-1, U.S. Dept. of Commerce, Coast and Geodetic Survey.

- Shang, X., Chisholm, L.A., 2014. Classification of Australian Native Forest Species Using Hyperspectral Remote Sensing and Machine-Learning Classification Algorithms. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7, 2481–2489. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2282166>
- She, X., Qiu, X., Lei, B., 2017. Accurate sea-land segmentation using ratio of average constrained graph cut for polarimetric synthetic aperture radar data. *Journal of Applied Remote Sensing* 11, 026023. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.11.026023>
- Stafford, D.B., Langfelder, J., 1971. AIR PHOTO SURVEY OF COASTAL EROSION. *Photogrammetric Engineering*.
- Stive, M.J.F., Aarninkhof, S.G.J., Hamm, L., Hanson, H., Larson, M., Wijnberg, K.M., Nicholls, R.J., Capobianco, M., 2002. Variability of shore and shoreline evolution. *Coastal Engineering, Shore Nourishment in Europe* 47, 211–235. [https://doi.org/10.1016/S0378-3839\(02\)00126-6](https://doi.org/10.1016/S0378-3839(02)00126-6)
- Su, L., Huang, Y., 2019. Seagrass Resource Assessment Using WorldView-2 Imagery in the Redfish Bay, Texas. *Journal of Marine Science and Engineering* 7, 98. <https://doi.org/10.3390/jmse7040098>
- Taibi, N.-E., 2016. Conflict Between Coastal Tourism Development and Sustainability: case of Mostaganem, Western Algeria. *EJSD* 5, 13–13. <https://doi.org/10.14207/ejsd.2016.v5n4p13>
- Teodoro, A.C., 2016. Optical Satellite Remote Sensing of the Coastal Zone Environment — An Overview, *Environmental Applications of Remote Sensing*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/61974>
- Teodoro, A.C., 2015. Applicability of data mining algorithms in the identification of beach features/patterns on high-resolution satellite data. *JARS* 9, 095095. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.9.095095>
- Than, V.V., 2015. Modélisation d'érosion côtière : application à la partie Ouest du tombolo de Giens (These de doctorat). Aix-Marseille.
- Thieler, E.R., Himmelstoss, E.A., Zichichi, J.L., Ergul, A., 2009. The Digital Shoreline Analysis System (DSAS) Version 4.0 - An ArcGIS extension for calculating shoreline change (USGS Numbered Series No. 2008–1278), The Digital Shoreline Analysis System (DSAS) Version 4.0 - An ArcGIS extension for calculating shoreline change, Open-File Report. U.S. Geological Survey, Reston, VA. <https://doi.org/10.3133/ofr20081278>
- Thuan, D.H., Almar, R., Marchesiello, P., Viet, N.T., 2019. Video Sensing of Nearshore Bathymetry Evolution with Error Estimate. *Journal of Marine Science and Engineering* 7, 233. <https://doi.org/10.3390/jmse7070233>
- Toure, S., Diop, O., Kpalma, K., Maiga, A.S., 2019. Shoreline Detection using Optical Remote Sensing: A Review. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8, 75. <https://doi.org/10.3390/ijgi8020075>
- Tzotsos, A., Argialas, D., 2008. Support Vector Machine Classification for Object-Based Image Analysis, in: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Lecture Notes in

- Geoinformation and Cartography. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 663–677.
https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_36
- Valderrama-Landeros, L., Flores-de-Santiago, F., 2019. Assessing coastal erosion and accretion trends along two contrasting subtropical rivers based on remote sensing data. *Ocean & Coastal Management* 169, 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2018.12.006>
- Valentini, N., Balouin, Y., 2020. Assessment of a Smartphone-Based Camera System for Coastal Image Segmentation and Sargassum monitoring. *Journal of Marine Science and Engineering* 8, 23. <https://doi.org/10.3390/jmse8010023>
- Vali, A., Comai, S., Matteucci, M., 2020. Deep Learning for Land Use and Land Cover Classification Based on Hyperspectral and Multispectral Earth Observation Data: A Review. *Remote Sensing* 12, 2495. <https://doi.org/10.3390/rs12152495>
- Valiela, I., 2006. *Global Coastal Change*, ed. Blackwell, Oxford.
- van Rijn, L.C., 2011. Coastal erosion and control. *Ocean & Coastal Management, Concepts and Science for Coastal Erosion Management (Conscience)* 54, 867–887. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2011.05.004>
- Vetrivel, A., Gerke, M., Kerle, N., Vosselman, G., 2015. Identification of damage in buildings based on gaps in 3D point clouds from very high resolution oblique airborne images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 105, 61–78. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.016>
- White, K., El Asmar, H.M., 1999. Monitoring changing position of coastlines using Thematic Mapper imagery, an example from the Nile Delta. *Geomorphology* 29, 93–105. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00008-2](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00008-2)
- Wong, P.-P., Losada, I.J., Gattuso, J.P., Hinkel, J., Khattabi, A., McInnes, K.L., Saito, Y., Sallenger, A., 2014. *Coastal Systems and Low-Lying Areas Climate Change 2014: Impacts, Change, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate (United Kingdom and New York, NY, USA)*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Yang, B., Wei, Z., Li, Q., Li, J., 2013. Semiautomated Building Facade Footprint Extraction From Mobile LiDAR Point Clouds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 10, 766–770. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2222342>
- Zhang, H., Fritts, J., Goldman, S., 2008. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods. *Computer Vision and Image Understanding* 110, 260–280.

Annexes

Annexe 1 : Exemples indicateurs de trait de côte relevés dans la littérature (Bibliographie non exhaustive selon Boak e Turner, 2005 et Fay, 2010)

CATEGORIES	LIGNES DE REFERENCE		AUTEURS
Lignes de référence morphologiques définies par une rupture de pente	Littoraux dunaires	Pied de dune (Dune foot, dune toe) ou ligne de dune (Dune line)	MORTON et al. (1993) ; BYRNES et HILAND (1994) ; MCBRIDE et al. (1995) ; DOUGLAS et al. (1998) ; MORTON et SPEED (1998) ; GUILLÉN et al. (1999) ; GAILLOT et CHAVEROT (2001) ; HOEKE et al. (2001) ; OJEDA ZUJAR et al. (2002) ; PAJAK et LEATHERMAN (2002) ; STIVE et al. (2002) ; BATTIAU-QUENEY et al. (2003) ; BONNOT-COURTOIS et LEVASSEUR (2002 ; 2003)
		Lisière du haut de falaise dunaire (Dune top edge)	THORNTON et al. (2006)
		Ligne de crête dunaire (Dune crest line, crest of the dune)	PAJAK et LEATHERMAN (2002) ; ZUZEK et al. (2003)
	Littoraux à plages adossées	Pied de falaise (Base of the bluff, cliff toe, bluff toe)	MC CURDY (1950) ; BIRD (1985) ; MACKEY et GUY (1994) In LI et al. (2001b) ; ZUZEK et al. (2003) ; PAJAK et LEATHERMAN (2002) ; BONNOT-COURTOIS et LEVASSEUR (2002 ; 2003) ; MORTON et MCKENNA (1999) ; LE BERRE et al. (2005)
Lignes de référence morphologiques définies par une rupture de pente	Crête de berme (Berm crest)		MORTON et SPEED (1998) ; GUY (1999) ; MORTON et MCKENNA (1999) ; PAJAK et

Annexe 1 : Exemples indicateurs de trait de côte relevés dans la littérature (Bibliographie non exhaustive selon Boak e Turner, 2005 et Fay, 2010)

		LEATHERMAN (2002) ; PANDIAN et al. (2004)
	Pied de la plage sous-marine (Beach toe, base of the foreshore)	COYNE et al. (1999) ; NORCROSS et al. (2002) ; FLETCHER et al. (2003) ; GENZ et al. (2007)
Limites de végétation	Limite supérieure des algues ou des lichens marins (<i>Verrucaria maura</i>) sur les parois des falaises rocheuses	THIELER et al. (2001) ; BONNOTCOURTOIS et LEVASSEUR (2002 ; 2003) ; LE BERRE et al. (2005)
	Limite côté mer de la végétation dunaire (Vegetation line, seaward edge of dune vegetation)	MC BETH (1956) ; BIRD (1985) ; MORTON et SPEED (1998) ; MORTON et MCKENNA (1999) ; MOORE et al. (1999) ; COYNE et al. (1999) ; BIRD (2000 ; 2007) ; MOORE et GRIGGS (2002) ; PAJAK et LEATHERMAN (2002) ; LEATHERMAN (2003) ; O'CONNELL (2003) ; LE BERRE et al. (2005) ; DEHOUCK (2006) ; FERREIRA et al. (2006)
Lignes de référence virtuelle	Ligne d'intensité lumineuse maximum sur des images vidéographiques moyennées en niveau de gris (Shore line intensity maximum)	PLANT et HOLMAN (1997) ; PLANT et al. (2007)
	Ligne de rivage extraite à partir de la distinction de couleur et de la luminance sur des images vidéographiques moyennées en couleur	AARNINKHOF (2003) ; PLANT et al. (2007)
Lignes de référence virtuelle	Squelette de plage (Axe médian de la forme du contour de la plage)	ROBIN (1990)
Lignes de tempête	Limite de pénétration des ondes de tempête ou d'overwash (Storm-surge penetration line, overwash penetration boundary)	DOLAN et al. (1978a ; 1978b) ; HAYDEN et al. (1979) ; HAYDEN et al. (1979a, 1979b) ; DOLAN et al. (1979) ; DOLAN et al. (1980) ; DOLAN et HAYDEN (1983) ; PINOT (2001)

Annexe 1 : Exemples indicateurs de trait de côte relevés dans la littérature (Bibliographie non exhaustive selon Boak e Turner, 2005 et Fay, 2010)

	Crête des terrasses de washover (Crest of washover terrace)	MORTON et PAINE (1985) ; PAINE et MORTON (1989) ; MORTON et SPEED (1998) ; MORTON et MCKENNA (1999) ; PARKER (2003)
Niveaux instantanés de marée et limites d'humectation	Ligne de pleines mers ou limite supérieure d'humectation de l'estran (High water line)	LEATHERMAN (1983) ; PENLAND et BOYD (1981) ; PHILLIPS (1986) ; SMITH et ZARILLO (1990) ; GORMAN et al. (1998) ; MORTON et SPEED (1998) ; FARELL et al. (1999) ; LEATHERMAN et ANDERS (1999) ; LEATHERMAN et ESKANDARY (1999) ; O'CONNELL et LEATHERMAN (1999) ; GALGANO et DOUGLAS (2000) ; DOUGLAS et CROWELL (2000) ; HONEYCUTT et al. (2001) ; PAJAK et LEATHERMAN (2002) ; ZHANG et al. (2002) ; LEATHERMAN (2003) ; MAKOTA et al. (2004) ; ZHANG et al. (2004) ; MOORE et al. (2006) ;
	Ligne de pleines mers assimilée aux laisses de hautes mers (algues) (High tide wrack line)	THIELER et al. (2001) ;
	Ligne des pleines mers moyennes, habituelles (Usual or mean high water line average high water line)	NICHOLS et MCLAUGHLIN, 1984 ; HILLAND (1994 ; 1995) ; MCBRIDE et al. (1995) ; KAMINSKY et al. (1999) ; RUGGIERO et al. (2003) ; LANGLEY et al. (2003) ; CHANG et al. (2005) ;

Annexe 2 : la définition de la télédétection selon la littérature

<p>La télédétection a été définie de diverses manières, mais il s'agit essentiellement de l'art ou de la science qui permet d'obtenir des informations sur un objet sans le toucher. (Fischer <i>et al.</i>, 1976, p. 34)</p>
<p>La télédétection est l'acquisition de données physiques d'un objet sans toucher ou sans contact (Lintz et Simonett, 1976, p. 1)</p>
<p>La télédétection est l'observation d'une cible par un dispositif séparé d'elle par une certaine distance (Barrett et Curtis, 1976, p. 3)</p>
<p>Le terme "télédétection", dans son sens le plus large, signifie simplement "reconnaissance à distance" (Colwell, 1966, p. 71)</p>
<p>La télédétection, bien qu'elle ne soit pas définie précisément, comprend toutes les méthodes permettant d'obtenir des images ou d'autres formes d'enregistrements électromagnétiques de la surface de la Terre à distance, ainsi que le traitement des données de l'image..... La télédétection, dans son sens le plus large, consiste à détecter et à enregistrer le rayonnement électromagnétique des zones cibles dans le champ de vision de l'instrument capteur. Ce rayonnement peut provenir directement d'éléments distincts de la zone cible ; il peut s'agir de l'énergie solaire réfléchiée par ces éléments ; ou encore de la réflexion de l'énergie transmise à la zone cible par le capteur lui-même (White, 1977, pp. 1-2)</p>
<p>"La télédétection est le terme actuellement utilisé par un certain nombre de scientifiques pour l'étude d'objets éloignés (surfaces et atmosphères terrestres, lunaires et planétaires, phénomènes stellaires et galactiques, etc.) à partir de grandes distances. La télédétection au sens large désigne les effets conjoints de l'utilisation de capteurs modernes, d'équipements de traitement des données, de la théorie et de la méthodologie du traitement de l'information, de la théorie et des dispositifs de communication, de véhicules spatiaux et aéroportés et de la théorie et de la pratique des grands systèmes dans le but d'effectuer des relevés aériens ou spatiaux de la surface terrestre (National Academy of Sciences, 1970, p. 1)</p>
<p>La télédétection est la science qui permet de déduire des informations sur un objet à partir de mesures effectuées à distance de cet objet, c'est-à-dire sans entrer en contact avec lui. La quantité la plus fréquemment mesurée dans les systèmes de télédétection actuels est l'énergie électromagnétique émanant d'objets intéressants, et bien qu'il existe d'autres possibilités (par exemple, les ondes sismiques, les ondes sonores et la force gravitationnelle), notre attention... se concentre sur les systèmes qui mesurent l'énergie électromagnétique (D, A. Landgrebe, cité dans Swain et Davis, 1978, p. 1).</p>

L O I S

Loi n° 02-02 du 22 Dhou El Kaada 1422 correspondant au 5 février 2002 relative à la protection et à la valorisation du littoral

Le Président de la République,

Vu la Constitution et notamment ses articles 122 et 126;

Vu l'ordonnance n° 66-62 du 26 mars 1966 relative aux zones et aux sites touristiques;

Vu l'ordonnance n° 66-155 du 8 juin 1966, modifiée et complétée, portant code de procédure pénale;

Vu l'ordonnance n° 66-156 du 8 juin 1966, modifiée et complétée, portant code pénal;

Vu l'ordonnance n° 73-12 du 3 avril 1973, modifiée et complétée, portant création du service national des gardes côtes;

Vu l'ordonnance n° 76-80 du 23 octobre 1976 portant code maritime, modifiée et complétée par la loi n° 98-05 du Aouel Rabie El Aouel 1419 correspondant au 25 juin 1998;

Vu la loi n° 83-03 du 5 février 1983 relative à la protection de l'environnement;

Vu la loi n° 83-17 du 16 juillet 1983, modifiée et complétée, portant code des eaux;

Vu la loi n° 84-12 du 23 juillet 1984, modifiée et complétée, portant régime général des forêts;

Vu la loi n° 84-17 du 7 juillet 1984, modifiée et complétée, relative aux lois de finances;

Vu la loi n° 90-08 du 7 avril 1990, relative à la commune;

Vu la loi n° 90-09 du 7 avril 1990 relative à la wilaya;

Vu la loi n° 90-17 du 31 juillet 1990, modifiant et complétant la loi n° 85-05 du 16 février 1985 relative à la protection et à la promotion de la santé;

Vu la loi n° 90-25 du 18 novembre 1990, modifiée et complétée, portant orientation foncière;

Vu la loi n° 90-29 du 1er décembre 1990 relative à l'aménagement et à l'urbanisme;

Vu la loi n° 90-30 du 1er décembre 1990 portant loi domaniale;

Vu la loi n° 98-04 du 20 Safar 1419 correspondant au 15 juin 1998 relative à la protection du patrimoine culturel;

Vu la loi n° 01-11 du 11 Rabie Ethani 1422 correspondant au 3 juillet 2001 relative à la pêche et à l'aquaculture;

Vu la loi n° 01-20 du 27 Ramadhan 1422 correspondant au 12 décembre 2001 relative à l'aménagement et au développement durable du territoire;

Après adoption par le Parlement,

Promulgue la loi dont la teneur suit :

DISPOSITION PRELIMINAIRE

Article 1er. — La présente loi a pour objet de fixer les dispositions particulières relatives à la protection et à la valorisation du littoral.

TITRE I

DEFINITIONS

Art. 2. — Au sens de la présente loi, on entend par :

— **cordon dunaire côtier** : une langue de sable formée (dans un golfe ou une baie) de débris déposés par un courant côtier et sur laquelle peut se développer une végétation spécifique.

— **dune** : une butte ou colline de sable fin formée sur la zone côtière.

— **endiguement** : l'action de contenir les eaux de mer au moyen de longues constructions.

— **enrochement** : l'ensemble de roches ou de blocs de béton que l'on entasse sur un sol submergé pour servir de fondation ou de protection à des ouvrages immergés.

— **formation côtière** : une couche de terrain d'origine définie et sur laquelle se développe un ensemble d'espèces végétales présentant un faciès analogue.

— **isobathe** : des points d'égale profondeur en mer.

— **lande** : une étendue de terre où ne croissent que certaines plantes sauvages telles que bruyère, ajoncs, genêts ou toute autre variété similaire.

— **lido** : une lagune derrière un cordon littoral.

— **marais** : une nappe d'eau stagnante peu profonde recouvrant un terrain partiellement envahi par la végétation.

— **off-shore** : toute activité se situant sur la mer, loin du rivage.

— **remblaiement** : l'action de colmatage par alluvionnement.

— **rivage naturel** : zone couverte et découverte par les plus hautes et les plus basses eaux, les dunes et bandes littorales, les plages et lidos, les côtes rocheuses et les falaises, les plans d'eaux côtiers en communication en surface avec la mer et les parties naturelles des embouchures.

— **vasière** : endroit à fond vaseux.

Chapitre I

Principes fondamentaux

Art. 3. — Dans le littoral, l'ensemble des actions de développement s'inscrit dans une dimension nationale d'aménagement du territoire et de l'environnement. Il implique la coordination des actions entre l'Etat, les collectivités territoriales, les organisations et les associations qui oeuvrent dans ce domaine et se fonde sur les principes de développement durable, de prévention et de précaution.

Art. 4. — Dans le cadre de l'élaboration des instruments d'aménagement et d'urbanisme concernés, l'Etat et les collectivités territoriales doivent :

— veiller à orienter l'extension des centres urbains existants vers des zones éloignées du littoral et de la côte maritime,

— classer dans les documents d'aménagement du littoral comme aires classées et frappées des servitudes de *non-aedificandi*, les sites présentant un caractère écologique, paysager, culturel et touristique,

— encourager et oeuvrer pour le transfert, vers des sites appropriés, des installations industrielles existantes dont l'activité est considérée comme préjudiciable à l'environnement côtier.

Art. 5. — L'état naturel du littoral doit être protégé. Toute mise en valeur du littoral doit être effectuée dans le respect des vocations des zones concernées.

Art. 6. — Le développement et la promotion des activités sur le littoral doivent se conformer à une occupation économe de l'espace et à la non-détérioration du milieu environnemental. L'Etat décide des mesures réglementaires en vue de l'exploitation durable des ressources littorales.

Chapitre II

Le littoral

Art. 7. — Au sens de la présente loi, le littoral englobe l'ensemble des îles et îlots, le plateau continental ainsi qu'une bande de terre d'une largeur minimale de huit cents mètres (800m), longeant la mer et incluant :

— les versants de collines et montagnes, visibles de la mer et n'étant pas séparés du rivage par une plaine littorale;

— les plaines littorales de moins de trois kilomètres (3 km) de profondeur à partir des plus hautes eaux maritimes ;

— l'intégralité des massifs forestiers;

— les terres à vocation agricole;

— l'intégralité des zones humides et leurs rivages dont une partie se situe dans le littoral à partir des plus hautes eaux maritimes tel que défini ci-dessus;

— les sites présentant un caractère paysager, culturel ou historique.

Art. 8. — Le littoral, au sens de l'article 7 ci-dessus, fait l'objet de mesures générales de protection et de valorisation énoncées par la présente loi.

Il comprend une zone spécifique qui fait l'objet de mesures de protection et de valorisation, dénommée zone côtière, qui comprend :

— le rivage naturel,

— les îles et les îlots,

— les eaux intérieures maritimes,

— le sol et le sous-sol de la mer territoriale.

Section I

Dispositions générales relatives au littoral

Art. 9. — Il est interdit de porter atteinte à l'état naturel du littoral qui doit être protégé, utilisé et mis en valeur en fonction de sa vocation.

Art. 10. — L'occupation et l'utilisation des sols littoraux doivent préserver les espaces terrestres et marins remarquables ou nécessaires au maintien des équilibres naturels.

Sont concernés par la présente disposition, les côtes rocheuses d'intérêt écologique, les dunes littorales et les landes, les plages et les lidos, les forêts et les zones boisées littorales, les plans d'eau côtiers et leur proximité, les îlots et les îles et tous autres sites d'intérêt écologique ou de valeur scientifique sur le littoral, tels que les récifs coralliens, les herbiers sous marins et les formes ou formations côtières sous marines.

Toutefois, peuvent être admises les installations ou constructions légères nécessaires à la gestion, au fonctionnement et la mise en valeur desdits espaces.

Art. 11. — Les espaces réservés aux activités touristiques et notamment les activités balnéaires et les sports nautiques, le camping et le caravanning, même à titre temporaire, sont définis par voie réglementaire qui en précise les conditions de leur utilisation.

Ces activités sont interdites au niveau des zones protégées et des sites écologiques sensibles et font l'objet de prescriptions particulières dans les zones comprenant des sites culturels et historiques.

Art. 12. — L'extension longitudinale du périmètre urbanisé des agglomérations situées sur le littoral est interdite au-delà de trois (3) kilomètres.

Cette distance englobe le tissu existant et les constructions nouvelles.

L'extension de deux agglomérations adjacentes situées sur le littoral est également interdite, à moins que la distance les séparant soit de cinq (5) kilomètres au moins sur le littoral.

Art. 13. — La hauteur des agglomérations et autres constructions projetées sur les hauteurs des villes côtières doivent tenir compte des contours naturels de la ligne de crête.

Art. 14. — Sont réglementées, les constructions et les occupations du sol liées directement aux fonctions des activités économiques autorisées par les instruments d'aménagement et d'urbanisme sur la bande littorale comprise dans une superficie de trois (3) kilomètres à partir des plus hautes eaux maritimes.

Les conditions et les modalités de ces constructions et le taux d'occupation du sol sont fixées par voie réglementaire.

Art. 15. — Toute implantation d'activité industrielle nouvelle est interdite sur le littoral tel que défini à l'article 7 ci-dessus.

Sont exclues de la présente disposition, les activités industrielles et portuaires d'importance nationale prévues par les instruments d'aménagement du territoire.

Les conditions et les modalités de transfert d'installations industrielles au sens de l'article 4 alinéa 3° ci-dessus, sont fixées par voie réglementaire.

Art. 16. — Les réseaux routiers et les voies carrossables d'accès au rivage sont réalisés conformément aux dispositions ci-dessous :

1 – sont interdites les voies carrossables nouvelles parallèles au rivage dans la limite d'une bande de huit cents (800) mètres;

2 – sont interdites, les voies carrossables nouvelles sur les dunes littorales, les cordons dunaires côtiers et les parties supérieures des plages;

3 – sont interdites les routes de transit parallèles au rivage réalisées sur une distance de plus de trois (3) kilomètres au moins à partir des plus hautes eaux maritimes.

Toutefois, en raison de contraintes topographiques de configuration des lieux ou de besoins des activités exigeant la proximité immédiate de la mer, il peut être fait exception aux alinéas (1) et (2) ci-dessus.

L'exception prévue ci-dessus est précisée par voie réglementaire.

Section II

Dispositions particulières relatives aux zones côtières

Art. 17. — Est régie par voie réglementaire, toute occupation des parties naturelles bordant les plages et participant au maintien de leur dynamique et de leur équilibre sédimentaire, ainsi que celle des dunes bordières et des cordons sableux des parties hautes des plages non atteints par les hautes mers.

Les services compétents prennent toutes les mesures nécessaires pour réhabiliter et/ou pour préserver le haut des plages et les cordons sableux bordiers, notamment contre le piétinement ou toute autre forme de surfréquentation ou d'utilisation abusive.

Les modalités d'application du présent article sont fixées par voie réglementaire.

Art. 18. — Sans préjudice des dispositions légales en vigueur en matière de servitudes de *non-aedificandi* et sous réserve du cas des activités et des services pour lesquels la proximité immédiate de la mer est une nécessité, ces servitudes peuvent être portées à trois cents (300) mètres pour des motifs liés au caractère sensible du milieu côtier.

Les conditions et les modalités d'extension de la zone objet de *non-aedificandi* et d'autorisation des activités permises sont fixées par voie réglementaire.

Art. 19. — Les actions d'endiguement, d'enrochement et de remblaiement ne sont pas autorisées quand elles portent atteinte à l'état naturel du rivage, sauf quand elles sont justifiées par des installations liées à l'exercice d'un service public dont la localisation en bord de mer est nécessaire ou en raison d'impératif de protection de la zone concernée.

Art. 20. — Sans préjudice des dispositions de la loi n° 01-11 du 11 Rabie Ethani 1422 correspondant au 3 juillet 2001 sus-visée, les autorisations d'extraction de matériaux et notamment de granulat sur le rivage et ses dépendances sont soumises à étude d'impact sur l'environnement, y compris dans les parties naturelles des zones d'embouchure et les lits des cours d'eaux proches des rivages.

Les extractions de matériaux visées à l'alinéa précédent, à l'exception des travaux de désenvasement et de désensablement des ports sont formellement interdites lorsqu'elles concernent :

1 – les zones adjacentes aux plages, lorsqu'elles participent à leur équilibre sédimentaire;

2 – les plages;

3 – les dunes littorales, lorsque leur équilibre ou leur patrimoine sédimentaire est menacé.

Art. 21. — L'extraction de matériaux sous marins en off-shore est interdite jusqu'à la limite de l'isobathe des vingt cinq (25) mètres.

En cas de nécessité liée à la nature des fonds concernés ou des particularités liées aux écosystèmes qu'ils abritent, les zones concernées peuvent être étendues par voie réglementaire.

Les activités industrielles en off-shore sont déterminées par voie réglementaire.

Art. 22. — Les agglomérations de la zone côtière de plus de cent mille habitants (100.000) doivent disposer d'une station d'épuration des eaux usées.

Les agglomérations de moins de cent mille habitants (100.000) doivent disposer de procédés et de systèmes d'épuration des eaux usées.

Art. 23. — La circulation et le stationnement des véhicules automobiles sur le rivage naturel sont interdits.

Sont autorisés à circuler, en cas de besoin, les véhicules des services de sécurité, de secours ou de nettoyage et d'entretien des plages.

TITRE II INSTRUMENTS DE MISE EN ŒUVRE

Chapitre I

Instruments de gestion du littoral

Art. 24. — Il est créé un organisme public dénommé commissariat national du littoral chargé de veiller à la mise en oeuvre de la politique nationale de la protection et de la mise en valeur du littoral en général et de la zone côtière en particulier.

Cet organisme a pour mission notamment d'établir un inventaire complet des zones côtières, tant en ce qui concerne les établissements humains que les espaces naturels. Une attention particulière sera portée aux régions insulaires.

L'organisation, le fonctionnement et les missions de cet organisme sont définis par voie réglementaire.

Art. 25. — L' inventaire visé à l'article 24 ci-dessus servira de base à l'élaboration :

1 - d'un système global d'information fondé sur des critères d'évaluation permettant un suivi permanent de l'évolution du littoral et l'élaboration d'un rapport sur l'état du littoral publié tous les deux ans;

2 - d'une cartographie des zones côtières comportant notamment une cartographie environnementale et une cartographie foncière.

Art. 26. — Dans les communes riveraines de la mer et afin de protéger des espaces côtiers, notamment les plus sensibles, il est institué un plan d'aménagement et de gestion de la zone côtière dénommé plan d'aménagement côtier qui comporte l'ensemble des dispositions fixées par les lois et règlements en vigueur et celles de la présente loi.

Les conditions d'élaboration du plan d'aménagement côtier, son contenu et les modalités de sa mise en oeuvre sont fixés par voie réglementaire.

Art. 27. — La qualité des eaux de baignade fait l'objet d'analyses périodiques et régulières conformément à la réglementation en vigueur. Les résultats des analyses doivent faire l'objet d'une information régulière des usagers.

Art. 28. — Un contrôle de tous les rejets urbains, industriels et agricoles susceptibles de dégrader ou polluer le milieu marin doit être effectué régulièrement. Les résultats qui en découlent sont portés à la connaissance du public.

Art. 29. — Les dunes font l'objet d'un classement en zones critiques ou en aires protégées. L'accès pourra y être interdit et des actions spécifiques de stabilisation du sol sont entreprises en recourant à des méthodes biologiques pour préserver le couvert forestier ou herbacé.

Art. 30. — Les parties des zones côtières où les sols et la ligne côtière sont fragiles ou menacés d'érosion, sont classées en zones critiques. L'accès pourra y être interdit et des actions seront entreprises pour assurer leur stabilisation.

Les constructions, ouvrages, routes, parkings et aménagements de loisirs sont interdits dans ces zones critiques.

Art. 31. — Les espaces boisés de la zone côtière sont classés afin d'empêcher leur destruction et de garantir leur rôle de stabilisation des sols.

Les coupes et arrachages des espèces végétales contribuant à la stabilisation des sols sont interdits.

Cependant, dans certaines circonstances pouvant être utiles à l'environnement et dans l'intérêt des objectifs de la conservation de la nature, les coupes et le déracinement peuvent être justifiés comme une forme dynamique de gestion.

Art. 32. — Les marais, les vasières et les zones humides sont protégés et ne peuvent faire l'objet d'un changement d'affectation à moins que celui-ci soit d'intérêt environnemental.

S'ils représentent un espace revêtant un intérêt environnemental, ils doivent faire l'objet d'un classement en aire protégée.

Chapitre II

Instruments d'intervention sur le littoral

Art. 33. — En cas de pollution sur le littoral ou les zones côtières ou dans les autres cas de pollution marine nécessitant une intervention d'urgence, des plans d'aménagement sont institués à cet effet.

Les modalités de définition des plans d'intervention d'urgence, leur contenu et leur déclenchement ainsi que la coordination entre les différentes autorités intervenant dans leur mise en oeuvre sont précisés par voie réglementaire.

Art. 34. — Dans les zones littorales ou côtières sensibles ou exposées à des risques environnementaux particuliers et afin de mobiliser l'ensemble des moyens requis, il est institué un conseil de coordination côtière.

La composition et le fonctionnement de ce conseil sont fixés par voie réglementaire.

Annexe 5: débit solide de l'Oued Chélif (1970-2013) (station El-Abadia code 012001)

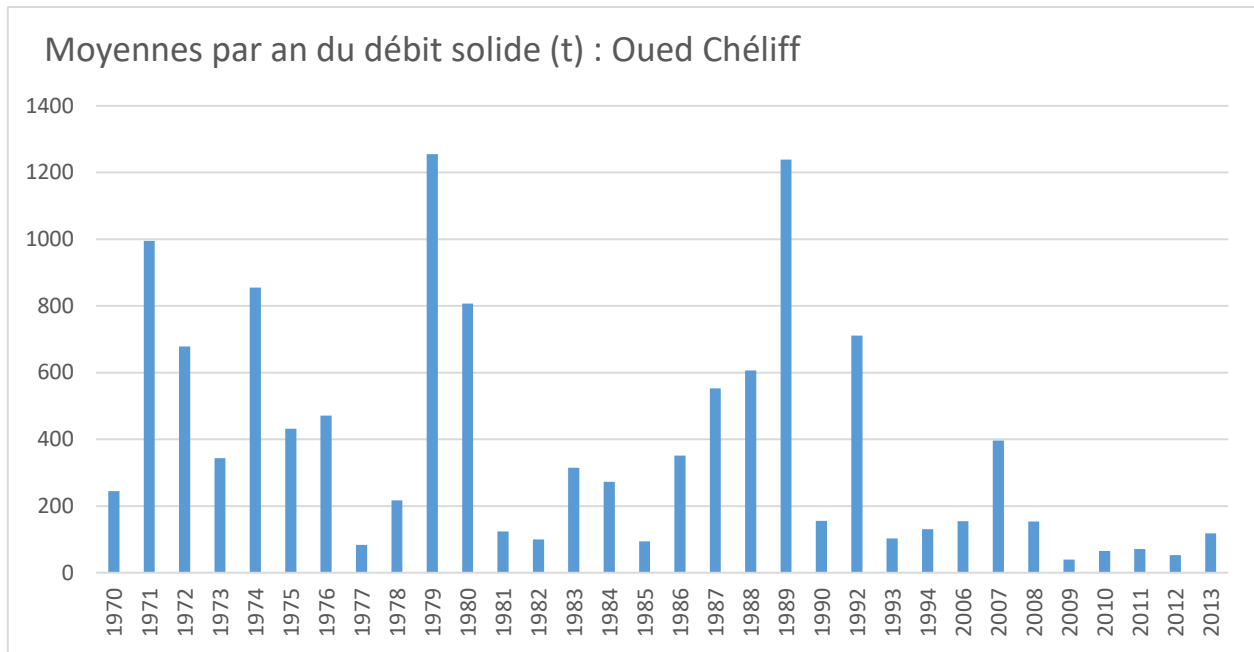


Figure 1 : Moyennes du débit solide annuel de l'Oued Chélif (1970-2013) (Source ANRH-station El-Abadia code 012001)

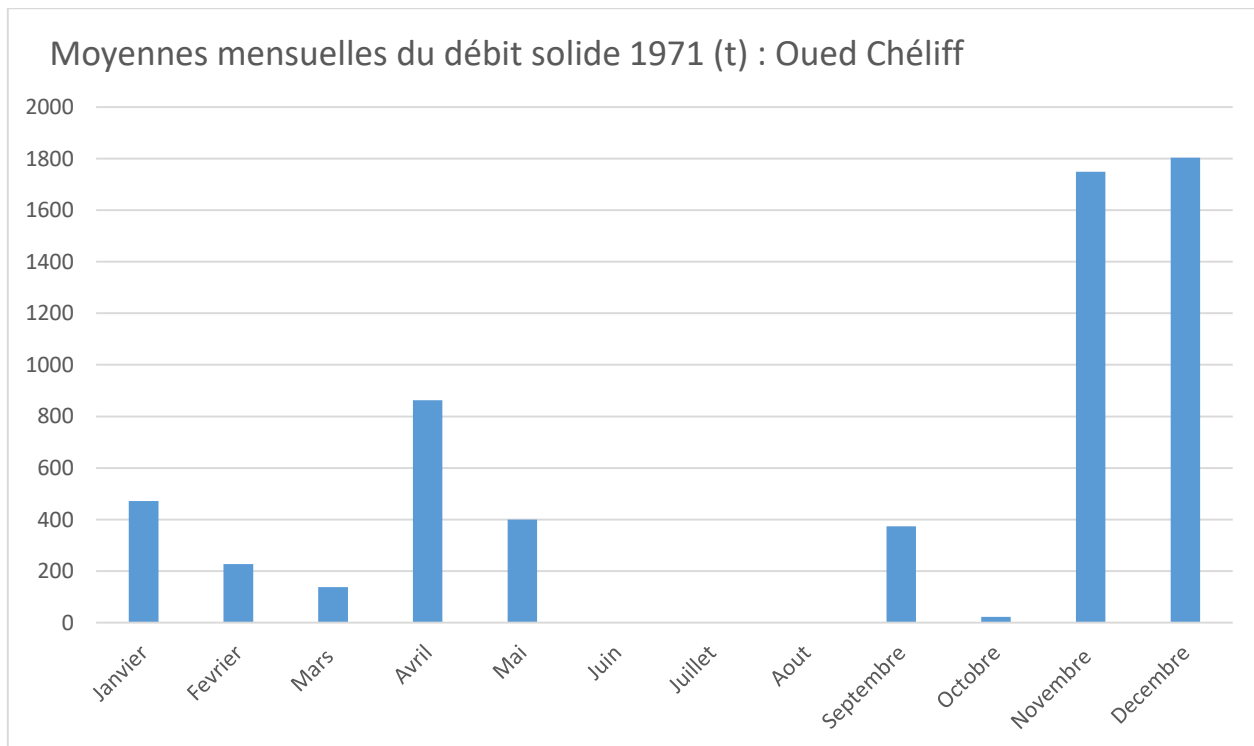


Figure 2 : Moyennes du débit solide mensuel de l'Oued Chélif (2009) (Source ANRH-station El-Abadia code 012001)

Annexe 5: débit solide de l'Oued Chélif (1970-2013) (station El-Abadia code 012001)

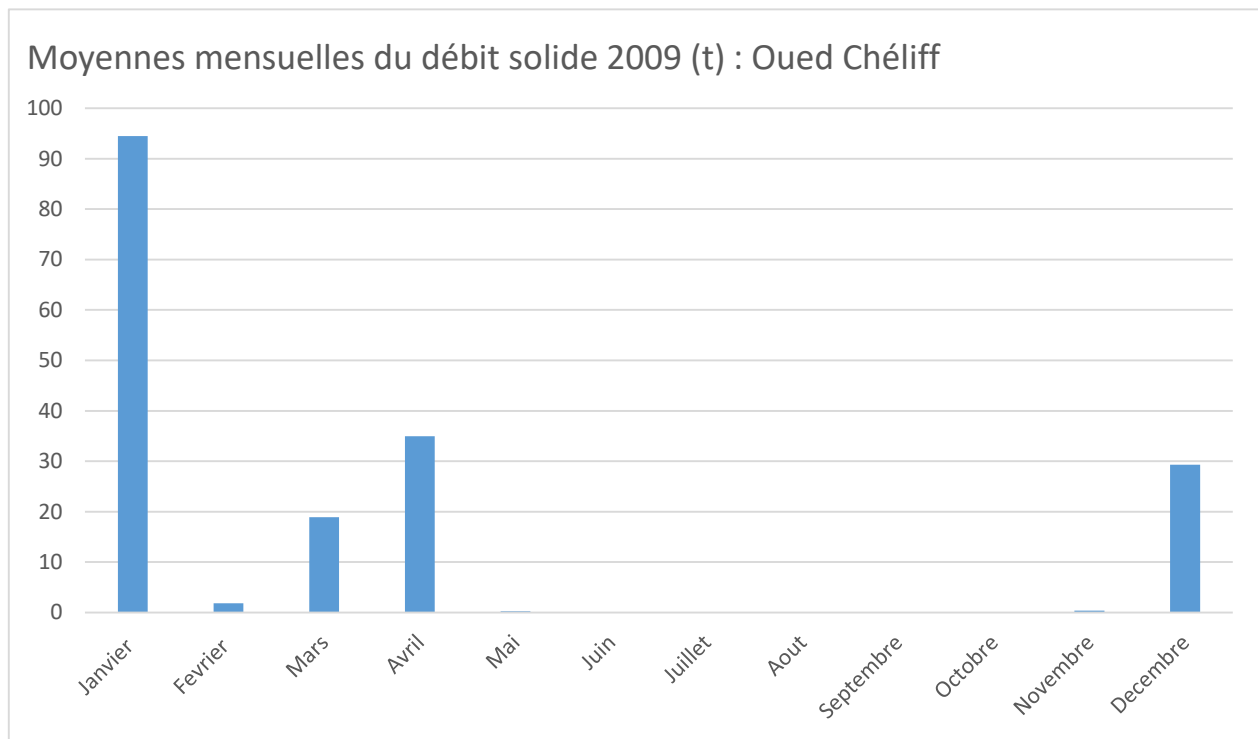


Figure 3 : Moyennes du débit solide mensuel de l'Oued Chélif (2009) (Source ANRH-station El-Abadia code 012001)