



**SUIVI SPATIO-TEMPOREL DES CHANGEMENTS GÉOMORPHOLOGIQUES DE LA LIGNE DE
CÔTE DU SAINT-LAURENT À L'AIDE DE DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION**

par ABDELAZIZ OUZAKA

**Mémoire présenté à l'Université du Québec à Chicoutimi en vue de l'obtention du grade de
maîtrise ès sciences (M. Sc.) en ressources renouvelables**

Québec, Canada

Abdelaziz Ouzaka, 2026

RÉSUMÉ

La cartographie multi-temporelle du trait de côte constitue un outil essentiel pour suivre l'évolution du littoral et identifier les secteurs nécessitant des interventions de protection contre l'érosion. L'objectif principal de ce projet de recherche était de développer des méthodes automatiques, simples et reproductibles pour la délimitation de la ligne de côte, adaptées aux différents types d'environnements côtiers et aux indicateurs utilisés. La méthodologie, appliquée à l'estuaire du Saint-Laurent, s'appuie sur l'exploitation d'images Sentinel-2, de données LiDAR et d'indices spectraux, intégrés dans un processus automatisé permettant l'extraction et la comparaison diachronique du trait de côte.

Les résultats montrent que la performance de la cartographie varie selon les contextes : l'ajout de la pente de canopée LiDAR améliore nettement la délimitation dans les marais maritimes, tandis que l'indice de végétation par différence normalisé (NDVI) constitue un indicateur fiable pour les côtes végétalisées. Les précisions obtenues (*Root Mean Square Error*, RMSE) sont de 10,52 m pour les marais maritimes, 9,01 m pour les flèches littorales et 5,59 m pour les côtes sableuses et rocheuses. L'analyse des déplacements révèle par ailleurs un recul moyen d'environ 1,20 m/an pour les côtes sableuses de certaines sections du Saint-Laurent. Le mémoire introduit également NDVICOast, un outil automatisé fondé sur le NDVI et l'imagerie Sentinel-2, validé par des mesures GNSS dans le site du Fjord de Saguenay (RMSE = 4,20 m et MAD = 3,43 m), et par une ligne de référence numérisée à partir d'une orthophotographie aérienne de 30 cm de résolution spatiale dans le site de Baie-Trinité (RMSE = 5,12 m et MAD = 4,13 m). Cet outil offre une solution robuste, reproductible et transférable pour les gestionnaires côtiers.

ABSTRACT

Multi-temporal coastline mapping is an essential tool for monitoring coastal changes and identifying areas requiring erosion protection measures. The main objective of this research project was to develop automatic, simple, and reproducible methods for delineating the coastline, adapted to different types of coastal environments and indicators used. The methodology, applied in the St. Lawrence estuary, is based on the use of Sentinel-2 images, LiDAR data, and spectral indices, integrated into an automated process that enables the extraction and diachronic comparison of the coastline.

The results show that mapping performance varies depending on the context: adding LiDAR canopy slope significantly improves delineation in coastal marshes, while the normalized difference vegetation index (NDVI) is a reliable indicator for vegetated coastlines. The accuracies obtained (Root Mean Square Error, RMSE) are 10,52 m for coastal marshes, 9,01 m for spits, and 5,59 m for sandy and rocky coasts. The analysis of displacement also reveals an average retreat of approximately 1.20 m/year for the sandy coasts of some sections of the St. Lawrence River. The thesis also introduces NDVICOast, an automated tool based on NDVI and Sentinel-2 imagery, validated by GNSS measurements at the Saguenay Fjord site (RMSE = 4.20 m and MAD = 3.43 m), and by a digitized reference line derived from an aerial orthophoto with 30 cm spatial resolution at the Baie-Trinité site (RMSE = 5.12 m and MAD = 4.13 m). This tool offers a robust, reproducible, and transferable solution for coastal managers.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
ABSTRACT.....	iii
TABLE DES MATIÈRES.....	iv
LISTE DES FIGURES	vii
LISTE DES TABLEAUX.....	ix
LISTE DES ABRÉVIATIONS	x
DÉDICACE	xii
REMERCIEMENTS.....	xiii
AVANT-PROPOS	xiv
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1	8
REVUE DE LITTÉRATURE	8
1.1 Concepts fondamentaux liés à la ligne de côte	8
1.1.1 Définition et type de côte.....	8
1.1.2 Indicateurs de la ligne de côte.....	9
1.1.3 Variabilité spatiale et temporelle de la ligne de côte	10
1.1.4 Facteurs naturels contrôlant l'évolution de la ligne de côte	12
1.1.5 Influences anthropiques sur la dynamique côtière.....	14
1.2 Méthodes d'extraction de la ligne de côte à partir des images de télédétection...	16
1.2.1 Approches basées sur la détection de contours.....	17
1.2.2 Approches basées sur la segmentation.....	18
1.3 Analyse spatio-temporelle des changements de la ligne de côte	23
1.3.1 Approches multi-temporelles en télédétection	23
1.3.2 Calcul des taux de variation de la ligne de côte.....	24
1.3.3 Incertitudes, sources d'erreur et validation des résultats	27
1.4 Revue des outils automatiques de cartographie diachronique et l'analyse de changement de la ligne de côte	28

1.4.1	Distribution temporelle et spatiale des outils développés.....	29
1.4.2	Usages et fonctionnalités des outils	31
1.4.3	Techniques et méthodes adoptées par les outils.....	32
1.4.4	Limites et lacunes des outils existants	38
1.5	Synthèse critique de l'état de l'art	39
1.5.1	Principales avancées scientifiques	39
1.5.2	Limites, défis et lacunes des approches existantes	42
1.5.3	Positionnement et originalité du présent mémoire	44
2	CHAPITRE 2.....	46
	EXPLOITATION DES INDICES SPECTRAUX ET DES DONNÉES LIDARS POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA LIGNE DE CÔTE DES MARAIS MARITIMES	46
2.1	Introduction.....	48
2.2	Matériels et méthodes	51
2.2.1	Site d'étude	51
2.2.2	Sources de données	52
2.2.3	Méthodologie	54
2.3	Résultats.....	61
2.3.1	Sélection des indices spectraux.....	61
2.3.2	Impact de la pente de canopée sur la précision de la ligne de côte.....	62
2.3.3	Importance des variables pour la classification	64
2.3.4	Cartographie de la ligne de côte	65
2.4	Discussions	67
2.4.1	Choix de l'indicateur de la ligne de côte	67
2.4.2	Performances	69
2.4.3	Sélection des variables spectrales	70
2.4.4	Apport de la pente de canopée	71
2.4.5	Perspectives et limites.....	72
2.5	Conclusion	73
3	CHAPITRE 3.....	75
	MÉTHODOLOGIE TRANSFÉRABLE POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA LIGNE DE CÔTE BASÉE SUR DES INDICES SPECTRAUX DE VÉGÉTATION.....	75
3.1	Introduction.....	76
3.2	Matériels et méthodes	80
3.2.1	Sites d'étude	80

3.2.2	Sources de données	81
3.2.3	Méthodologie	83
3.3	Résultats	91
3.3.1	Amélioration de la résolution spatiale des bandes Sentinel-2	91
3.3.2	Extraction des traits de côte	92
3.3.3	Évaluation comparative des indices spectraux	93
3.3.4	Analyse de changement	96
3.3.5	Automatisation du processus d'extraction diachronique du trait de côte ...	101
3.4	Discussions	102
3.5	Limites de la méthode.....	106
3.6	Conclusion	108
CONCLUSION GÉNÉRALE.....		110
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		114
ANNEXES		134

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Indicateurs du littoral couramment utilisés dans la littérature. -----	10
Figure 2: Exemple de modification du littoral due à des structures côtières parallèles telles que des brise- lames (a); modification du littoral due à l'influence d'épis ou de structures perpendiculaires (b). -----	15
Figure 3: Nombre d'utilisation des indices spectraux pour la délimitation Terre-Eau. Ligne moyenne de haute mer (AHWL), indice d'extraction automatique de l'eau (AWEI), indice de végétation par différence normalisée (NDVI), indice d'eau par différence normalisée (NDWI), indice d'eau par différence normalisée modifié (MNDWI), ligne de haute mer (HWL), indice des eaux de surface terrestres (LSWI), ligne de très haute mer (HTL), ligne de végétation des dunes côté mer (SwDVL), ligne d'eau instantanée (IWL), ligne de végétation stable des dunes (StDVL), niveau de basse mer (LWL) et niveau moyen de basse mer (MLW). -----	19
Figure 4: Nombre d'outils automatiques développés par année. -----	30
Figure 5: Distribution spatiale des outils automatiques développés. -----	31
Figure 6: Fonctionnalités principales des outils analysés. -----	32
Figure 7: Méthodes d'extraction de la ligne de côte utilisées dans les outils automatiques. -----	33
Figure 8: Nombre d'utilisation des indicateurs de la ligne de côte par les outils. -----	34
Figure 9: Méthode d'analyse des changements spatio-temporels des lignes de côtes par les outils automatiques. -----	37
Figure 10: Carte de localisation du marais maritime de Pointe-aux-Outardes. -----	52
Figure 11: méthodologie globale de l'étude. * la ligne de côte de la plateforme de SIGEC a uniquement servi comme un support visuel pour la numérisation. -----	55
Figure 12: Représentation spatiale du relief, de la hauteur de la canopée et de sa pente. -----	58
Figure 13: Les indices spectraux retenus après l'application du VIF séquentiel. La ligne noire représente la ligne de côte de référence, tracée à partir d'une orthophotographie aérienne de 20cm de résolution. --	62
Figure 14: Importance des variables utilisées pour le classificateur RF. -----	65
Figure 15: Comparaison spatiale entre la ligne de côte extraite et la ligne de référence, avec un accent (A, B et B) sur des zones présentant de forts écarts. Le fond correspond à la composition fausse couleur (NIR, R, B) de l'image aérienne. -----	66
Figure 16: Profil transversal d'un marais maritime. NMM: Niveau moyen des mers, PMSMM: Pleine mer supérieure de marée moyenne, PMSGM: Pleine mer supérieure de grande marée. -----	69
Figure 17: Carte de localisation des deux sites d'étude. -----	81
Figure 18: Schéma de la méthodologie générale pour le site 1 (flèche littorale). -----	84
Figure 19: méthode de calcul des paramètres de précision entre la ligne de référence et la ligne extraite (voir équations 1 et 2). -----	87
Figure 20: Méthodologie de suivi d'évolution de la côte pour le site 2 (mixte). -----	89
Figure 21: Position des lignes de bases et transects pour l'analyse de changement (site 2 – mixte). Les lettres A et B servent à distinguer l'île A de l'île B. -----	90
Figure 22: Visualisation des bandes Sentinel-2 avant (A, B, C) et après (A', B', C') l'amélioration de la résolution spatiale. Les paires d'images correspondent respectivement aux bandes B8A (A, A'), B5 (B, B') et B12 (C, C'). -----	92
Figure 23: Extraction de la ligne de côte de la flèche littorale. A et D : orthophotographie en fausse couleur (R-PIR, V-Rouge, B-Vert), B et E: masque binaire du NDVI (voir Section 3.3), C et F : ligne de côte extraite et ligne de référence. -----	93
Figure 24: Évaluation des performances de l'indice spectral à l'aide des mesures RMSE et MAD. -----	94
Figure 25: Comparaison visuelle des cinq indices spectraux les plus précis pour l'extraction du littoral (NDVI, OSAVI, IPVI, SAVI et NLI). Les encadrés rouges mettent en évidence les zones de confusion où la séparation entre la terre et la végétation est plus difficile à distinguer. Le fond correspond à une orthophotographie en composition colorée (R–NIR, V–Rouge, B–Vert).-----	95

Figure 26: Extraction du littoral sur le site 2. (A1, A2 et A3) : orthophotos en fausses couleurs (R-NIR, V-Rouge, B-Vert), (B1, B2 et B3) : masques binaires de NDVI, et (C1, C2 et C3) : Lignes de côte extraites et ligne de référence. Le fond correspond à une orthophotographie en composition colorée (R-NIR, V-Rouge, B-Vert). -----	96
Figure 27: Transects d'érosion et d'accrétion maximales. -----	98
Figure 28: Disposition spatiale des transects pour analyser les changements temporels sur les deux îles. La flèche jaune représente la direction des vagues. -----	100
Figure 29: Zones de confusion dans la cartographie du littoral : en haut (A), illustration de l'impact d'une végétation clairsemée ; (B et C), deux illustrations de l'effet des constructions ; et en bas à droite (D), influence de la végétation émergente. -----	108
Figure 30: Location map of the validation sites. -----	147
Figure 31: NDVICoast app interface. -----	151
Figure 32: Results of coastline mapping with NDVICoast on site 1, overlaid on ESRI Satellite basemap. --	153
Figure 33: Results of coastline mapping with NDVICoast on site 2, overlaid on ESRI Satellite basemap. --	154

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Synthèse des avantages et inconvénients des métriques d'évolution.	27
Tableau 2: Bandes d'images Sentinel-2 utilisées et leurs caractéristiques.	53
Tableau 3: Comparaison des erreurs de position selon les jeux de variables utilisés.	64
Tableau 4: dates d'acquisition des images Sentinel-2 utilisées pour le suivi spatio-temporel du site 2 (mixte).	82
Tableau 5: paramètres de génération des transects.	90
Tableau 6: Indicateurs statistiques des changements spatiaux et temporels du littoral linéaire.	97
Tableau 7: Indicateurs statistiques des changements spatio-temporels du littoral de l'île A.	101
Tableau 8: Indicateurs statistiques des changements spatio-temporels du littoral de l'île B.	101

LISTE DES ABRÉVIATIONS

ANN – Artificial Neural Network
AOR – Average Of Rates
AZR – Average Zone Change
CCMORPH – Coastal Cliffs morphology analysis and visualization toolbox
CEGRIM – Centre d’Expertise en Gestion des Risques D’Incidents Maritimes
CNN – Convolutional Neural Network
DL – Deep Learning
DSAS – Digital Shoreline Analysis System
EPR – End Point Rate
ESA – European Space Agency
GNSS – Global Navigation Satellite System
HWL – High Water Line
IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change
JKR – Jackknife Regression
LDGIZC – Laboratoire de Dynamique et de Gestion Intégrée des Zones Côtières
LiDAR – Light Detection and Ranging
LRR – Linear Regression Rate
MAD – Mean Absolute Distance
MELCCFP – Ministère de l’Environnement, de la Lutte contre les changements climatiques, de la Faune et des Parcs
MHC – Model de Hauteur du Canopée
MHWS – Mean High Water Springs
ML – Machine Learning
MNE – Modèle Numérique d’Élévation
MNT – Modèle Numérique de Terrain
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index
NSM – Net Shoreline Movement
OBIA – Object-Based Image Analysis
QGIS – Quantum Geographic Information System
RF – Random Forest
RMSE – Root Mean Square Error

SAR – *synthetic aperture radar*
SIG – Système d’Information Géographique
SNAP – Sentinel Application Platform
SVM – Support Vector Machine
SWED – Sentinel-2 Water Edges Dataset
U-Net – U-Net Convolutional Network
VIF – Variance Inflation Factor
VOR – Variance Of Rates
WLR – Weighted Linear Regression
ZIP – Zone d’Intervention Prioritaire

DÉDICACE

À ma chère famille, pour votre amour, votre soutien et vos encouragements constants,
À ma mère, pour ses sacrifices, sa patience et son amour infini,
À l'âme de mon père.

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à mes directeurs de recherche, **Vincent Lecours** et **Maxime Boivin**, pour leur encadrement, leur disponibilité et leurs précieux conseils tout au long de ce travail.

Je remercie également **Yannick Duguay**, du Centre de Géomatique du Québec, pour ses suggestions pertinentes et ses pistes d'amélioration qui ont contribué à enrichir ce mémoire.

Mes remerciements vont aussi à mes collègues du laboratoire **LERGA-UQAC** pour leur soutien et l'ambiance de travail stimulante, en particulier **Elsa Vaillancourt-Vigneault** pour son aide et ses échanges enrichissants.

Enfin, je remercie le **Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT)** pour le soutien financier accordé à ce projet.

AVANT-PROPOS

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre d'une maîtrise en ressources renouvelables à l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC). Il s'intègre également à la deuxième phase du projet *Innovations GÉOmatiques pour favoriser l'autonomie des Comités ZIP dans le suivi de l'état du littoral du Saint-Laurent (GéoZIP)*. L'objectif général de ce projet est de soutenir les Comités de Zone d'Intervention Prioritaire (Comités ZIP) en développant des outils géomatiques d'aide à la décision. Ces outils visent à identifier les zones prioritaires de suivi et à améliorer la planification des actions de protection et de restauration des écosystèmes côtiers.

Ce mémoire se compose de trois chapitres principaux. Le premier présente une revue de la littérature portant sur les fondements des lignes de côte, les différentes méthodes de détection ainsi qu'un inventaire des outils automatisés existants et de leurs caractéristiques. Le deuxième chapitre, intitulé, *Exploitation des indices spectraux et des données LiDARs pour la cartographie de la ligne de côte des marais maritimes* et le troisième chapitre, intitulé *Méthodologie transférable pour la cartographie de la ligne de côte basée sur des indices spectraux de végétation*, sont rédigés sous forme d'articles scientifiques, proposant des études de cas consacrées à la cartographie de la ligne de côte dans le Saint-Laurent. Enfin, ce mémoire introduit l'outil NDVICoast, développé afin de répondre à l'objectif de cartographie les changements interannuels de la ligne de côte dans les environnements côtiers végétalisés.

L'intelligence artificielle générative (IAg) a été utilisée de manière ponctuelle dans le cadre de ce mémoire, uniquement à des fins de soutien rédactionnel. Plus précisément, elle a servi à proposer des suggestions mineures liées à l'orthographe et à la grammaire. Son utilisation n'a en aucun cas contribué à la production du contenu scientifique ou à l'interprétation des résultats.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Contexte général

La population mondiale continue de croître. Selon les estimations des Nations Unies, elle pourrait atteindre 8,5 milliards d'habitants en 2030. En vingt ans, ce chiffre pourrait augmenter de 1,18 milliard pour atteindre 9,7 milliards en 2050 (United Nations 2024).

Plus de 60% de la population mondiale habite les zones côtières, qui sont densément peuplées même si elles ne représentent qu'environ 10 % des terres émergées. Cette concentration élevée de personnes dans des régions limitées en superficie souligne l'importance des zones côtières pour l'habitation, les activités économiques et les échanges culturels (Yadav *et al.* 2017). De plus, 10% de cette population côtière résident à une altitude de moins de 10 mètres au-dessus du niveau moyen de la mer, les rendant particulièrement vulnérables aux risques liés à la montée des eaux et aux événements climatiques extrêmes (Mcgranahan *et al.* 2007). Au Canada, environ 40 % de la population habite soit le long d'une côte maritime, soit environ 6,5 millions de personnes, soit dans le bassin des Grands Lacs et du Saint-Laurent, qui regroupe environ 8,5 millions de personnes (Gouvernement du Canada 2023).

Le Canada est l'un des plus grands pays en termes de longueur des côtes, avec plus de 243 000 km de côtes réparties le long des océans Pacifique, Arctique, et Atlantique. Ceci place Canada comme l'un des pays les plus vulnérables aux risques côtiers (Council of Canadian Academies 2019).

Les zones côtières sont des paysages complexes. Elles contiennent une variété d'écosystèmes imbriqués et liés qui vont des forêts terrestres au benthos marin. De plus, les côtes sont des zones biologiquement productives et esthétiquement agréables (Simpson *et al.* 2012). Pour les Canadiens, les côtes sont importantes en raison de leurs ressources naturelles, de leur beauté, de leur biodiversité et de leurs autres contributions à la société et à la culture (Lemmen *et al.* 2016). D'autre part, les zones côtières sont des sources vitales pour la production agricole, le tourisme, les activités socio-économiques et bien d'autres choses encore (Rahman *et al.* 2022).

Au Québec, les Comités de Zone d'Intervention Prioritaire (Comités ZIP) ont été créés en 1994 par les gouvernements du Canada et du Québec dans le cadre d'un programme visant à approfondir les connaissances de l'environnement du Saint-Laurent et à encourager des initiatives locales pour la protection, la restauration, la conservation, et la valorisation des ressources et usages de ce système, dans une optique de développement durable (Stratégie Saint Laurent 2024a). Ces 12 organismes locaux ont pour mission de rassembler les principaux usagers du Saint-Laurent au sein de leur territoire afin de faciliter la collaboration pour résoudre les problèmes locaux et régionaux liés aux écosystèmes côtiers et à leurs usages (Stratégie Saint Laurent 2018).

Les technologies géomatiques, en particulier la télédétection et les Systèmes d'Information Géographique (SIG), jouent aujourd'hui un rôle central dans la gestion adaptative des zones côtières. Elles permettent d'exploiter des séries temporelles de données spatiales dédiées à l'analyse fine des dynamiques littorales. De nombreuses études ont démontré leur efficacité pour le suivi multi-temporel de la ligne de côte à partir d'images

satellitaires acquises à diverses résolutions spatiales et temporelles, facilitant ainsi l'identification des tendances d'érosion et d'accrétion à grande échelle (Dang *et al.* 2022; O'Sullivan *et al.* 2023; Palomar-Vázquez *et al.* 2023), Ces approches sont également largement utilisées pour la quantification automatique des taux de variation du rivage, fournissant des indicateurs objectifs, reproductibles et indispensables à l'évaluation des risques côtiers (Hossen et Sultana 2023; Aangri *et al.* 2024; Asare-Bediako *et al.* 2025).

L'intégration de données géomatiques offre par ailleurs la possibilité d'évaluer l'efficacité des ouvrages de protection côtière en comparant l'évolution du littoral avant, pendant et après leur mise en place (Rahmawati *et al.* 2021), elle soutient également un large éventail d'applications complémentaires, telles que le suivi des milieux humides côtiers (exp : (Gedan *et al.* 2011; Adeli *et al.* 2020; Hao *et al.* 2022)), l'évaluation de la vulnérabilité (Ganju *et al.* 2017) ou encore l'estimation de la bathymétrie en eaux peu profondes à partir de données LiDAR (exp : (Wang et Philpot 2007; Chen *et al.* 2021; Wu *et al.* 2024)).

Problématique

La température moyenne à la surface du globe est prévue augmenter de 1,4 à 5,8°C entre 1990 et 2100 (Yadav *et al.* 2017). Cette augmentation a déjà des effets significatifs sur les environnements terrestres et marins. Les changements climatiques affectent largement l'Amérique du Nord, avec une diminution notable du manteau neigeux, de la glace de mer et lacustre, ainsi que de l'étendue des glaciers (Bush et Lemmen 2019; IPCC 2022).

Les effets des changements climatiques toucheront l'ensemble du Canada, mais les régions côtières sont particulièrement vulnérables en raison des multiples risques naturels auxquels elles sont exposées (Lemmen *et al.* 2016; Roukounis et Tsihrintzis 2022). La côte

atlantique, notamment, fait face à une élévation du niveau de la mer qui devrait dépasser la moyenne mondiale au cours des prochaines décennies, une situation susceptible d'entraîner des dommages considérables aux infrastructures même avec une hausse limitée à 50 centimètres (Council of Canadian Academies 2019; Warren *et al.* 2021). Déjà classées parmi les zones les plus exposées aux risques climatiques au pays, les communautés côtières canadiennes devront composer avec des menaces croissantes telles que les débordements et submersions marines, l'érosion du littoral et l'intrusion d'eau salée (Council of Canadian Academies 2019; IPCC 2022). Les projections indiquent par ailleurs que le Canada pourrait perdre d'ici 2100 une proportion importante de ses plages de sable, se situant au deuxième rang mondial pour la longueur totale de littoraux menacés (Vousdoukas *et al.* 2020).

L'érosion côtière représente un défi croissant pour de nombreux milieux littoraux à travers le monde (Jouzel *et al.* 2015), y compris ceux du Québec (Didier *et al.* 2015). L'un des impacts de l'érosion côtière est la perte de terres côtières, pouvant conduire à des déplacements de population dans des zones vulnérables et engendrer des perturbations sociales (Warren *et al.* 2021). De plus, les communautés côtières, les infrastructures physiques telles que les routes, les ponts et les bâtiments, et le bien-être des écosystèmes et de la pêche sont les plus touchés (Council of Canadian Academies 2019). Au Québec, d'ici 2065, l'érosion côtière pourrait exposer ou endommager plus de 5 000 bâtiments et 294 km de routes, causant des dommages d'une valeur totale estimée de plus de 1,5 milliard de dollars (Bernatchez *et al.* 2015).

Le recul des côtes du Saint-Laurent s'est intensifié au cours de la dernière décennie (Bernatchez et Fraser 2012; Bernatchez *et al.* 2013). Avec l'élévation du niveau des mers

dans l'estuaire maritime et le golfe, exacerbée par les activités humaines et les changements climatiques, cette tendance risque de s'amplifier (IPCC 2022). Les municipalités côtières du Saint-Laurent font face à une vulnérabilité croissante en raison des variations du niveau de l'eau et de l'érosion. Ces menaces pèsent non seulement sur les rivages et les écosystèmes littoraux, mais également sur les infrastructures, les bâtiments et la sécurité de la population (Rondeau-Genesse 2020).

Justification et importance

Le système du Saint-Laurent, qui compte environ 15 000 kilomètres de côtes, occupe une place essentielle chez les Québécois. Il sert de source d'eau potable à de nombreuses municipalités, constitue une voie de transport maritime cruciale et fournit une quantité appréciable de nourriture. En outre, sa riche biodiversité en fait une zone privilégiée pour les loisirs nautiques et le tourisme. Grâce à ses écosystèmes diversifiés, le Saint-Laurent est non seulement vital pour l'approvisionnement et le transport, mais aussi pour les activités récréatives et touristiques qui attirent de nombreux visiteurs chaque année (CEGRIM 2021).

L'exposition du littoral aux aléas varie en fonction de nombreux éléments, tels que l'aménagement des zones côtières, la densité de population, les caractéristiques sociales, la nature des côtes, ainsi que les infrastructures existantes et prévues (Roukounis et Tsihrintzis 2022). Pour aménager et gérer efficacement le littoral, il est essentiel de disposer de données actualisées sur la localisation actuelle du littoral, son évolution passée et les projections de son évolution future (Yadav *et al.* 2017). Actuellement, les gestionnaires font face à une lacune d'outils pour prioriser les zones nécessitant des interventions prioritaires et pour développer des stratégies d'adaptation à moyen et long termes (Toure *et al.* 2019). Les

mesures d'adaptation peuvent réduire les dommages ou les coûts liés aux changements climatiques (IPCC 2022).

La vastitude du territoire du Saint-Laurent, combinée à la variabilité spatio-temporelle des processus d'érosion et d'accrétion, rend difficile l'identification rapide et objective des secteurs soumis à des changements significatifs du rivage à partir de méthodes traditionnelles ou d'analyses ponctuelles. Cette situation limite la capacité à prioriser efficacement les zones à risque élevé et à orienter les interventions de gestion et d'adaptation de manière proactive. Dans ce contexte, le recours à des approches géomatiques intégrant des données multi-temporelles et multi-sources apparaît indispensable pour assurer un suivi systématique et reproductible de la dynamique côtière. Toutefois, l'absence d'outils automatisés capables de détecter les changements de la ligne de côte à grande échelle, pour les types de littoraux du Saint-Laurent, constitue encore une lacune opérationnelle. C'est dans cette perspective que s'inscrit ce projet de recherche, qui vise à développer une approche méthodologique et un outil automatique permettant le suivi multi-temporel de la ligne de côte et l'identification des zones présentant des variations significatives, afin de soutenir la prise de décision et la gestion durable du littoral du Saint-Laurent.

Objectifs de la recherche

L'objectif global de ce projet est d'appuyer les gestionnaires du littoral, et plus particulièrement les Comités ZIP, dans leur mandat de protection, de conservation et de restauration du Saint-Laurent. Ce soutien se traduit par la mise à disposition d'outils d'aide à la décision permettant d'assurer un suivi rigoureux des changements spatio-temporels du trait de côte sur leurs territoires respectifs.

Dans le but d'atteindre cet objectif général, trois objectifs spécifiques ont été définis. Le premier vise à développer des méthodes de cartographie adaptées aux différents types de côtes, afin d'améliorer la précision de la délimitation du trait de côte (chapitres 2 et 3). Le deuxième consiste à estimer les taux de déplacement du trait de côte, permettant de quantifier les dynamiques d'érosion et d'accrétion (chapitre 3).

Structure du mémoire

La structure de ce mémoire reflète cette progression méthodologique et scientifique, et s'articule autour de quatre chapitres complémentaires. Le premier chapitre présente une revue de la littérature portant sur les aspects fondamentaux de la ligne de côte, les techniques utilisées pour sa cartographie, ainsi qu'une analyse comparative des outils automatiques dédiés à la cartographie et à l'analyse des changements du trait de côte. Le deuxième chapitre est consacré au développement d'une approche de cartographie du trait de côte appliquée à un marais maritime. Le dernier chapitre principal propose une méthodologie adaptée aux côtes à accumulation granulaire, incluant les plages sableuses, les flèches littorales et les tombolos ainsi qu'aux côtes rocheuses. Les chapitres deux et trois ont été rédigés sous forme d'articles scientifiques. L'annexe IV, qui présente la conception d'un outil automatisé pour la cartographie diachronique du trait de côte, correspond à un article de conférence accepté pour présentation au 47^e Symposium canadien de télédétection, qui se tiendra à Toronto du 4 au 11 juillet 2026, et pour publication dans [l'International Society for Photogrammetry and Remote Sensing \(ISPRS\)](#).

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Concepts fondamentaux liés à la ligne de côte

Les changements climatiques exercent des pressions supplémentaires sur les zones côtières par la hausse du niveau de la mer, l'intensification des tempêtes et les modifications des régimes de température et de précipitations. Ces transformations affectent directement la biodiversité, perturbent la dynamique des écosystèmes et augmentent la fréquence et la gravité des événements extrêmes (Bird 2008). La combinaison de ces facteurs rend les zones côtières particulièrement vulnérables, nécessitant des mesures d'adaptation et de gestions durables.

1.1.1 Définition et type de côte

Les côtes représentent la zone de passage entre le domaine maritime et le domaine terrestre. Cette transition s'opère de manière graduelle et présente des variations selon les différents environnements côtiers (Bernatchez et Drejza 2015). La ligne de côte est généralement définie comme la frontière où la terre rencontre l'eau (Dolan *et al.* 1980; Yadav *et al.* 2017). Si cette définition paraît simple en théorie, sa mise en pratique reste complexe en raison de la forte variabilité spatiale et temporelle des milieux côtiers (Boak et Turner 2005).

Dans l'écosystème Saint-Laurent, le type de côte diffère d'une zone à une autre. Trois grandes classes de côte se distinguent; les côtes meubles, les côtes rocheuses et les côtes artificielles. La première classe regroupe les côtes de type marais maritime, flèche littorale, falaise meuble et terrasse de plage. La deuxième regroupe les côtes rocheuses sans falaise et les falaises rocheuses (Conseil du Saint-Laurent 2015).

1.1.2 Indicateurs de la ligne de côte

Pour identifier la ligne de côte ou la ligne de rivage, différents indicateurs sont utilisés dans la littérature (Boak et Turner 2005). Ce sont des repères observables ou calculés qui permettent de matérialiser la position du rivage (Figure 1). Ces indicateurs peuvent être regroupés en trois grandes catégories d'indicateurs. Le premier regroupe les indicateurs visuels observables directement sur le terrain ou sur les images. Parmi eux, on trouve la ligne des hautes eaux (*High Water Line*, HWL) ou la ligne d'eau instantanée. Le deuxième groupe contient des indicateurs définis par rapport au niveau de référence de marée. Le dernier groupe regroupe les indices d'origine de traitement de données d'imagerie pour en extraire des caractéristiques non visibles directement à l'œil nu (McAllister *et al.* 2022).

Pour le premier groupe d'indicateurs, la sélection repose sur plusieurs critères, notamment la visibilité sur les images satellitaires (McAllister *et al.* 2022), la disponibilité et la qualité des données (Boak et Turner 2005), la résolution spatiale des images (McAllister *et al.* 2022), ainsi que la nature du profil côtier étudié et les objectifs de l'analyse. Ainsi, aucun indicateur ne peut être considéré comme universellement adapté à tous les contextes littoraux (Toure *et al.* 2019). Cette variabilité rend particulièrement complexe la cartographie

à l'échelle régionale, où coexistent souvent plusieurs types d'environnements côtiers aux dynamiques et aux signatures géomorphologiques contrastées.

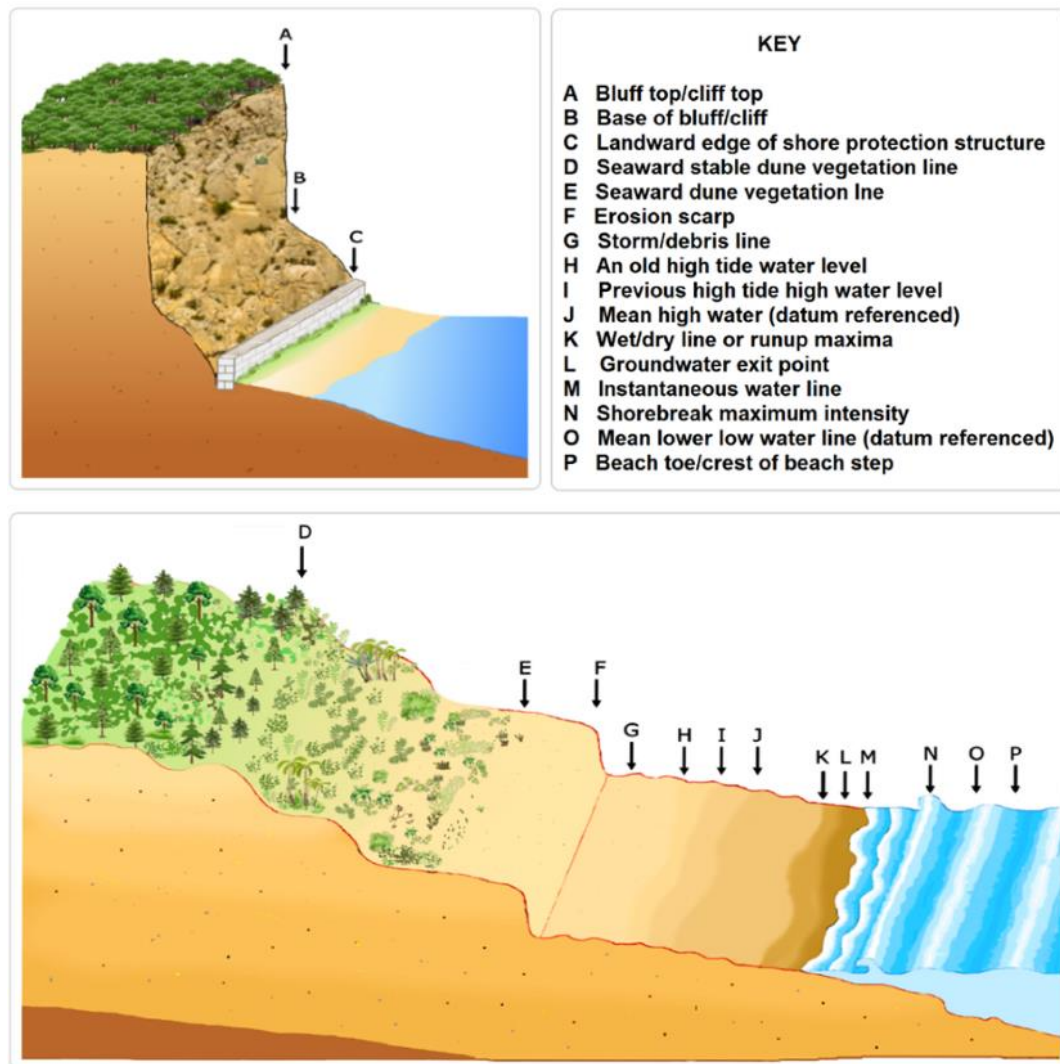


Figure 1: Indicateurs du littoral couramment utilisés dans la littérature.

Source : Dang et al. (2022) (avec autorisation).

1.1.3 Variabilité spatiale et temporelle de la ligne de côte

Les variations du trait de côte se manifestent à des pas de temps très différents. Elles peuvent apparaître sur de courtes périodes, par exemple lors de fluctuations saisonnières ou

d'événements ponctuels tels que les tempêtes ou les marées extrêmes. Elles s'observent également sur des périodes pluriannuelles à décennales, souvent liées aux tendances climatiques et aux variations du niveau marin (Bird 2008; Hapke *et al.* 2013). À long terme, l'élévation du niveau moyen de la mer agit comme un facteur dominant de réorganisation du littoral, accentuant les processus d'érosion sur de nombreuses côtes à l'échelle globale (Mentaschi *et al.* 2018).

Sur le plan spatial, l'évolution de la position de la ligne de côte est conditionnée par la nature géologique des formations littorales, la disponibilité sédimentaire, la pente du profil côtier et l'exposition aux vagues et aux courants marins. Cette combinaison de processus fait que la réponse du littoral n'est jamais uniforme. De cette manière, deux segments de côte adjacents peuvent ainsi évoluer de manière différente ; l'un peut reculer rapidement sous l'effet de l'érosion, tandis que l'autre, soumis à des conditions hydrodynamiques ou sédimentaires plus favorables, peut connaître une phase d'accrétion (Hapke *et al.* 2013). Ces contrastes locaux apparaissent même lorsque le contexte climatique ou océanographique général est similaire, ce qui souligne la forte hétérogénéité spatiale des dynamiques côtières et la difficulté d'en proposer une lecture simplifiée à une échelle globale ou même régionale.

Compte tenu de cette forte variabilité spatio-temporelle, les littoraux sont généralement regroupés en trois grandes catégories: les côtes en érosion, les côtes en accrétion et les côtes considérées comme stables (Bird 2008). Les secteurs en érosion se distinguent par un recul progressif de la côte, généralement associé à un déficit d'apports sédimentaires, à une forte exposition aux vagues et aux courants, ou encore à des aménagements anthropiques modifiant les transferts sédimentaires naturels, tels que les

enrochements, les murs de soutènement ou les digues. À l'inverse, les côtes en accrétion présentent une avancée du rivage vers la mer, traduisant un excédent de sédiments ou des conditions hydrodynamiques favorables au dépôt. Entre ces deux situations, les côtes dites stables correspondent à des zones où les fluctuations du rivage restent limitées et oscillent autour d'une position moyenne, sans tendance marquée à long terme (Bird 2008; Luijendijk *et al.* 2018).

1.1.4 Facteurs naturels contrôlant l'évolution de la ligne de côte

L'évolution des environnements côtiers résulte de l'action combinée de multiples processus naturels opérant à des échelles temporelles et spatiales variées. Ces processus déterminent les dynamiques sédimentaires, qu'ils soient mobilisés, transportés ou déposés, et contribuent ainsi à façonner la morphologie littorale et son évolution.

Parmi les facteurs dominants, l'hydrodynamique des vagues joue un rôle central dans la transformation des formes côtières. L'énergie qu'elles véhiculent, leur direction d'arrivée et leur fréquence influencent directement l'intensité des phénomènes d'érosion et d'accrétion. Lorsque les vagues atteignent le rivage selon un angle oblique, elles induisent des courants de dérive littorale responsables du transport unidirectionnel des sédiments. Ce transfert progressif modifie la répartition des matériaux le long de la côte et contribue, à terme, à la migration ou à la reconfiguration du trait de côte (Bird 2008; Davidson-Arnott 2010).

Les marées constituent un autre moteur essentiel de la dynamique des littoraux. Leur influence est particulièrement marquée dans les régions soumises à un marnage important, où les variations cycliques du niveau marin déplacent continuellement la zone de contact

entre terre et mer. Ces oscillations verticales modifient l'étendue de l'estran et conditionnent l'intensité des processus d'érosion, de transport et de dépôt qui s'y déroulent (Davidson-Arnott 2010).

À une échelle temporelle plus longue, le changement de niveau marin relatif, incluant la hausse du niveau moyen des océans, constitue un facteur structurant de l'évolution côtière. L'élévation du niveau de la mer favorise la submersion des zones basses, peut entraîner un recul du trait de côte et peut provoquer une migration des systèmes littoraux vers l'intérieur des terres lorsque la topographie le permet. Cette sensibilité est particulièrement marquée dans les secteurs à faible pente, où de faibles variations du niveau marin peuvent induire des déplacements latéraux importants (Bird 2008; Davidson-Arnott 2010; Nicholls et Cazenave 2010). Toutefois, lorsque les écosystèmes côtiers ne disposent pas de l'espace nécessaire pour se déplacer vers l'arrière, leur capacité d'adaptation est compromise. Cette impossibilité de migration entraîne alors une régression, voire une disparition progressive de ces milieux, un phénomène connu sous le nom de *coastal squeeze* (Bernatchez *et al.* 2016).

La disponibilité en sédiments et leurs propriétés influencent également la réponse morphologique des littoraux. Les côtes caractérisées par un déficit sédimentaire sont généralement plus vulnérables à l'érosion, tandis que celles bénéficiant d'apports réguliers, qu'ils proviennent des cours d'eau ou du milieu marin, peuvent connaître des phases d'accrétion. La granulométrie des matériaux conditionne par ailleurs leur mobilité et leur résistance aux contraintes hydrodynamiques (Bird 2008; Davidson-Arnott 2010).

Enfin, la configuration géomorphologique du littoral module fortement la manière dont les processus hydrodynamiques s'expriment. La pente de la plage, la présence de

falaises, de plateformes rocheuses ou de zones humides côtières influence la dissipation de l'énergie des vagues et la capacité du système à absorber ou amplifier les forçages. Les littoraux rocheux, par exemple, évoluent selon des mécanismes distincts de ceux des côtes sableuses ou vaseuses, avec des rythmes de transformation généralement plus lents, mais pouvant présenter des changements localisés très marqués (Trenhaile 2002).

1.1.5 Influences anthropiques sur la dynamique côtière

Au-delà des processus naturels, l'évolution du trait de côte est fortement conditionnée par les actions humaines, qui modifient en profondeur les dynamiques hydrosédimentaires et la configuration physique des milieux littoraux. Les interventions anthropiques peuvent ainsi renforcer, atténuer ou modifier les tendances naturelles d'érosion et d'accrétion, et leurs effets se manifestent à des échelles spatiales et temporelles variables.

Les ouvrages de protection côtière, comme les enrochements, digues, épis ou murs de soutènement, constituent l'un des principaux facteurs de perturbation de la dynamique littorale. Bien qu'ils soient conçus pour stabiliser localement le rivage et limiter l'érosion, ces aménagements modifient le transit sédimentaire longitudinal (Figure 2). En interrompant ou en déviant la dérive littorale, ils peuvent provoquer une érosion accrue dans les secteurs situés en aval du transit sédimentaire, entraînant à moyen et long termes une reconfiguration de la ligne de côte (Bird 2008; Rahmawati *et al.* 2021).

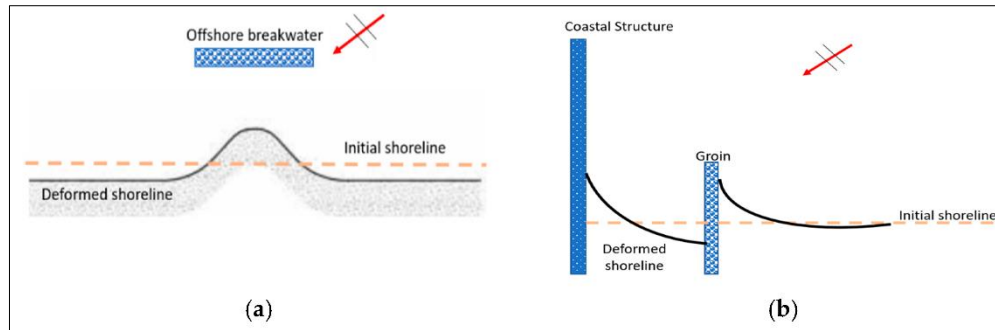


Figure 2: Exemple de modification du littoral due à des structures côtières parallèles telles que des brise-lames (a); modification du littoral due à l'influence d'épis ou de structures perpendiculaires (b).

Source : Rahmawati et al. (2021). (CC BY).

L'intensification de l'urbanisation et des aménagements en zone littorale constitue une source majeure de perturbation pour les systèmes côtiers (Burt *et al.* 2019; Aguilera *et al.* 2020). L'occupation des secteurs bas, les opérations de remblaiement, la construction d'infrastructures portuaires ou touristiques ainsi que l'imperméabilisation progressive des surfaces modifient profondément la capacité des côtes à répondre aux sollicitations hydrodynamiques. En restreignant la mobilité naturelle du trait de côte, ces transformations accentuent la sensibilité des milieux aux tempêtes et aux événements extrêmes (Vandenhove *et al.* 2025). Les effets de ces interventions demeurent toutefois variables : certaines peuvent favoriser l'apparition de nouveaux habitats marins, tandis que d'autres altèrent les communautés biologiques, notamment lorsque les modifications du régime sédimentaire influencent la disponibilité des ressources pour la faune et la flore (Anton *et al.* 2019).

Par ailleurs, la dégradation des écosystèmes côtiers, qu'il s'agisse des marais maritimes, des systèmes dunaires ou des herbiers marins, constitue un autre facteur qui peut influencer l'équilibre des milieux littoraux. Ces milieux assurent des fonctions essentielles, notamment la dissipation de l'énergie des vagues, la stabilisation des sédiments et la

protection naturelle contre l'érosion. Leur altération réduit la capacité des côtes à absorber les perturbations hydrodynamiques, ce qui se traduit par une diminution de leur résilience et un recul accru du trait de côte (Barbier *et al.* 2011; Gedan *et al.* 2011).

1.2 Méthodes d'extraction de la ligne de côte à partir des images de télédétection

Les techniques classiques de cartographie du trait de côte, telles que les levés GNSS ou la numérisation manuelle à partir d'images, sont généralement coûteuses, prennent du temps, exigent une main-d'œuvre qualifiée et sont sujettes à de nombreuses incertitudes liées aux caractéristiques géométriques et spectrales spécifiques des côtes (Ge *et al.* 2014).

Les avancées des techniques de télédétection ont simplifié la cartographie du trait de côte par rapport aux méthodes traditionnelles, permettant une réduction significative des coûts et du temps d'extraction. L'utilisation combinée d'images satellites et de techniques avancées de traitement d'image et d'intelligence artificielle a considérablement amélioré l'exactitude et la précision dans l'extraction du trait de côte (Çelik et Gazioğlu 2022).

Il existe deux grandes catégories de techniques d'extraction de la ligne de côte. Une se base sur la détection des contours et l'autre basée sur la segmentation de l'image en deux parties: terre et eau (Toure *et al.* 2019; Cao *et al.* 2020). La méthode basée sur les contours consiste à extraire la ligne de côte en identifiant une isoligne correspondant à une valeur seuil définie dans une donnée raster (altitude, réflectance, indice spectral, etc.). À l'inverse, les méthodes de segmentation visent à diviser l'image en régions homogènes selon leurs propriétés spectrales, texturales ou spatiales. La frontière entre ces segments est ensuite interprétée comme la ligne de côte.

1.2.1 Approches basées sur la détection de contours

Diverses méthodes de détection de contours ont été utilisées avec succès pour l'extraction des lignes de côtes ou de rivage. Ces approches reposent sur l'identification de discontinuités locales d'intensité dans l'image, généralement associées à de fortes variations du gradient radiométrique. Kundu et Mandal (2024) ont utilisé l'algorithme de détection de contour de Canny (Canny 1986) pour extraire la ligne de côte aux Sundarbans en Inde. De plus, Liu et Jezek (Liu et Jezek 2004) ont pu délimiter précisément la ligne de rivage en un temps réduit avec Canny. La méthode de Canny est largement considérée comme la technique la plus efficace et la plus utilisée pour la détection des contours à partir des images en niveaux de gris (Yasir *et al.* 2020; Kundu et Mandal 2024).

Ainsi, O'Sullivan *et al.* (2023) ont appliqué différentes méthodes de détection de contour (Canny, Sobel, Scharr et Prewitt)) sur les images de Sentinel-2 regroupées avec leurs masques dans la base de données SWED (Seale *et al.* 2022). La méthode de Canny a réussi à détecter la plupart des contours pertinents. Cependant, ils ont constaté qu'elle a parfois omis quelques contours côtiers et identifié à tort quelques contours non côtiers. Cela suggère que les méthodes de détection des contours peuvent ne pas être adaptées à tous les types de côtes.

L'un des avantages de l'utilisation des algorithmes de détection des contours est la rapidité de l'exécution et la non-nécessité des données d'apprentissage. Cependant, l'un des inconvénients est leur sensibilité au bruit des images provoqué par des facteurs tels que la couverture nuageuse, l'ombre et d'autres perturbations (O'Sullivan *et al.* 2023). Par conséquent, l'étape de prétraitement, visant à réduire le bruit ainsi que les variations brusques d'intensité des pixels, s'avère essentielle. Elle peut être réalisée à l'aide de filtres de lissage

tels que les filtres gaussien, moyen ou médian. En complément, des filtres directionnels peuvent être utilisés afin de mettre en évidence les structures linéaires, telles que les côtes, en renforçant les variations spatiales orientées dans l'image.

1.2.2 Approches basées sur la segmentation

1.2.2.1 Approches basées sur les indices spectraux et seuillage

La technique de seuillage est la méthode de segmentation la plus basique. Elle consiste à diviser une image en deux classes à partir de son histogramme. Bien que simples et rapides à mettre en œuvre, ces techniques sont généralement adaptées aux images composées d'un seul canal comme une bande spectrale originale, un indice spectral ou une composante principale (Toure *et al.* 2019).

Dans le domaine de la cartographie côtière, cette approche est particulièrement pertinente, car les plans d'eau absorbent fortement la lumière dans l'infrarouge. Les autres types de couvertures terrestres présentent une réflectance plus élevée dans cette bande, ce qui permet, à partir d'une image monocanal, de distinguer efficacement l'eau de la terre et d'extraire la ligne de rivage (Ennouali *et al.* 2023).

Parmi les méthodes de seuillage, l'algorithme d'Otsu est l'un des plus connus (Otsu 1979). Il calcule automatiquement le seuil optimal en parcourant toutes les valeurs possibles (McAllister *et al.* 2022). Pour l'extraction de la ligne d'eau, l'efficacité de la technique d'Otsu a été améliorée par Bishop-Taylor *et al.* (2019), en utilisant une approche basée sur l'utilisation de la méthode de *Marching Squares* (Cipolletti *et al.* 2012) et qui permet d'avoir une précision inférieure au pixel.

Les méthodes de seuillage sont souvent appliquées sur des indices spectraux. L'indice de différence normalisée de l'eau (NDWI) est le plus utilisé dans la littérature pour la délimitation du trait de côte ou de ligne de rivage, suivi du NDWI modifié (MNDWI), de la ligne de hautes eaux (HWL) et de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Figure 3) (Apostolopoulos et Nikolakopoulos 2021). Hastuti *et al.* (2024) ont, par exemple, testé cinq indices : le NDVI, le NDWI, le MNDWI, l'indice de rapport hydrique (WRI) et l'indice automatisé d'extraction de l'eau (AWEI). Leurs résultats montrent que le NDVI est particulièrement performant pour identifier la végétation côtière, mais qu'il reste limité pour la détection des dunes et des côtes rocheuses. À l'inverse, le NDWI s'est révélé plus efficace pour l'identification des côtes notamment artificielles (Hastuti *et al.* 2024). Les performances du NDWI et du MNDWI sont étroitement liées, mais plusieurs études soulignent que le MNDWI offre une précision supérieure (Wicaksono et Wicaksono 2019).

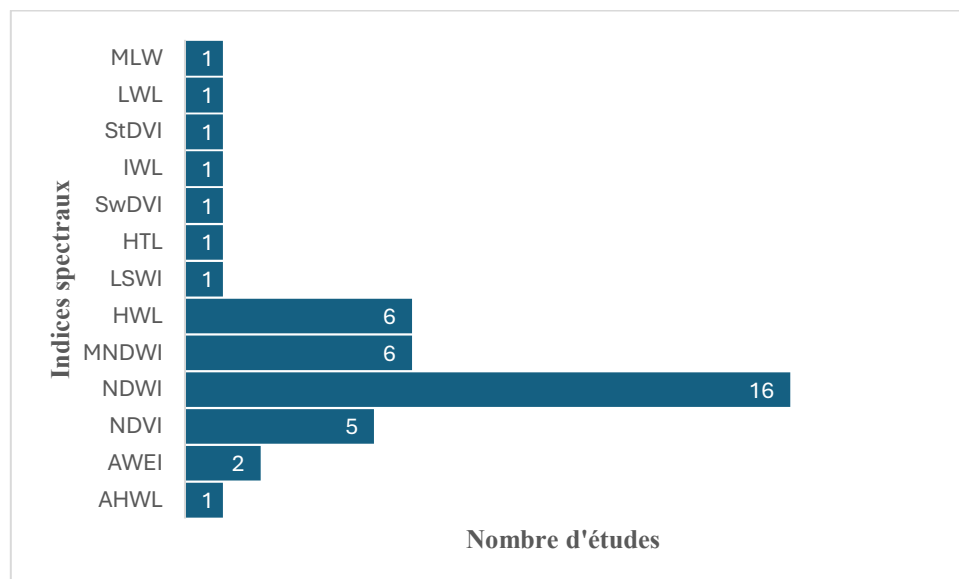


Figure 3: Nombre d'utilisation des indices spectraux pour la délimitation Terre-Eau. Ligne moyenne de haute mer (AHWL), indice d'extraction automatique de l'eau (AWEI), indice de végétation par différence normalisée (NDVI), indice d'eau par différence normalisée (NDWI), indice d'eau par différence normalisée modifié (MNDWI), ligne de haute mer (HWL), indice des eaux de surface terrestres (LSWI), ligne de très haute

mer (HTL), ligne de végétation des dunes côté mer (SwDVL), ligne d'eau instantanée (IWL), ligne de végétation stable des dunes (StDVL), niveau de basse mer (LWL) et niveau moyen de basse mer (MLW).

Source : adaptée de Apostolopoulos et Nikolakopoulos (2021). (CC BY).

1.2.2.2 Approches basées sur l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (*machine learning*, ML) se divise en deux grandes catégories : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé (McAllister *et al.* 2022). Les méthodes supervisées nécessitent des données d'entraînement étiquetées afin d'établir des relations entre les entrées et les sorties (Tsiakos et Chalkias 2023), tandis que les approches non supervisées regroupent les pixels en classes selon leurs similarités (Zhang 2010). L'apprentissage profond (*Deep Learning*, DL) constitue une sous-catégorie du ML. Il repose sur des réseaux neuronaux artificiels comportant de nombreuses couches cachées, capables de modéliser des représentations complexes des données (Heaton 2018).

Durant la dernière décennie, l'usage des classificateurs non supervisés tels qu'ISODATA pour la cartographie de la ligne de côte, ainsi que l'extraction manuelle, a fortement diminué. En parallèle, les méthodes d'apprentissage supervisées comme le *Support Vector Machine* (SVM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont de plus en plus employées (McAllister *et al.* 2022), favorisées par le développement puissantes d'infrastructures de traitement et la démocratisation de leur utilisation en lien avec la baisse de leur coût (Kattenborn *et al.* 2021). Les réseaux de neurones convolutifs (CNNs) sont aujourd'hui considérés comme la référence en matière de segmentation d'images (Sultana *et al.* 2020).

En ce qui concerne les approches de classification supervisée, la majorité des travaux s'appuient sur la classification des valeurs spectrales des pixels des images satellites pour segmenter les différentes composantes (e.g., Sekar *et al.* 2022; Çelik *et al.* 2022). Toutefois, certaines études adoptent une approche basée sur les objets (OBIA), qui comprend deux étapes principales : la segmentation de l'image en objets homogènes, suivie de l'extraction des informations spectrales, texturales et morphologiques de ces objets.(Ge *et al.* 2014; Abd Manaf *et al.* 2018; Bengoufa *et al.* 2021; Boussetta *et al.* 2023), ce qui permet de disposer d'un ensemble plus riche de caractéristiques pour chaque objet, contrairement à la méthode basée sur les pixels, qui exploite uniquement l'information spectrale de chaque pixel.

Grâce à leur précision, le ML et le DL présentent un potentiel considérable pour la cartographie globale du littoral (McAllister *et al.* 2022; Xiong *et al.* 2023). Les architectures de DL, grâce à leur capacité d'intégrer l'information contextuelle, offrent toutefois des perspectives prometteuses pour la segmentation terre-eau et l'extraction des lignes de rivage (Tsiakos et Chalkias 2023; Khurram *et al.* 2025). Néanmoins, concevoir un modèle unique capable de détecter avec fiabilité la morphologie du trait de côte à partir d'images satellites dans tous les contextes demeure un défi en raison de la diversité des environnements côtiers (Seale *et al.* 2022).

Les caractéristiques spectrales des littoraux varient fortement selon leur nature, ce qui constitue un défi majeur pour les classificateurs d'apprentissage automatique (Muslim *et al.* 2019). Sur les côtes limoneuses ou sableuses, la transition terre-eau est souvent difficile à distinguer en raison de la pente douce et de la similarité spectrale entre les surfaces humides

et submergées. À l'inverse, les côtes artificielles ou rocheuses présentent généralement un contraste plus marqué, facilitant la segmentation (Ge *et al.* 2014). Toutefois, les environnements rocheux génèrent fréquemment des zones d'ombre liées à la topographie abrupte, ce qui peut entraîner des erreurs de classification (Choung et Jo 2017).

Les CNNs offrent une meilleure aptitude à capturer la complexité géomorphologique des côtes que les approches statistiques traditionnelles, ce qui en fait des outils particulièrement adaptés à l'analyse des dynamiques littorales. En effet, parmi les modèles les plus performants de DL, les variantes des architectures de segmentation sémantique de type U-Net sont les modèles les plus utilisés pour l'extraction des lignes côtières (Khurram *et al.* 2025) en vue de leur capacité à séparer avec précision les classes terre-eau même dans des environnements où la limite littorale est difficile à discriminer. Ainsi, Dang *et al.* (2022) ont évalué les performances de U-Net ainsi que de certaines de ses variantes (U-Net3+, U2Net et DexiNet) pour la cartographie de la ligne de côte. Les résultats ont montré que l'architecture U-Net de base surpasse les autres variantes testées. D'autres études ont exploré des architectures hybrides combinant CNNs à d'autres méthodes. Gomez-de la Peña *et al.* (2023) ont combiné un modèle de DL avec des réseaux à mémoire à long terme (*Long Short-Term Memory*, LSTM) pour la prévision des changements littoraux à partir de séries temporelles, démontrant un potentiel prometteur pour améliorer la précision des prévisions et la compréhension des tendances interannuelles. Quant à (Heidler *et al.* 2021), ils ont combiné un modèle d'apprentissage profond avec une méthode de détection de contours pour optimiser l'identification des contours littoraux dans des configurations difficiles. Les résultats la méthode proposée dans cette dernière recherche surpassent les autres algorithmes

et architectures de DL, avec une précision globale de 92 %, contre 89,2 % pour U-Net, 87,3 % pour DeepU-Net et 89,2 % pour RDU-Net.

De leur côté, Boussetta *et al.* (2023) ont comparé deux algorithmes ; Random Forest (RF) et CNNs, selon les approches basée-pixel (PBIA) et basée-objet (OBIA) sur des images de moyenne résolution spatiale Sentinel-2 et Landsat 5 sur une côte sableuse. Les résultats montrent que la combinaison CNN-OBIA est la moins performante (précision globale = 67 %), tandis que la méthode RF-OBIA obtient la meilleure précision (précision globale = 95 %). Cependant, (Bengoufa *et al.* 2023), ont observé des résultats inverses, indiquant que le CNNs surpasse le RF pour la détection de la ligne des hautes eaux dans des côte sableuses et à faible falaise au Méditerranée en utilisant des données d'imageries de haute résolution spatiale de Pléiades (2 m).

1.3 Analyse spatio-temporelle des changements de la ligne de côte

L'analyse spatio-temporelle des variations du trait de côte consiste à étudier la manière dont la position du littoral évolue au fil du temps en s'appuyant sur des séries d'observations acquises à différentes dates. Cette démarche mobilise des données issues de la télédétection et des systèmes d'information géographique pour reconstruire l'histoire des déplacements du rivage. Elle permet ainsi de mettre en évidence les tendances dominantes d'érosion ou d'accrétion, de quantifier l'ampleur des changements et d'apprécier leur dynamique selon les échelles spatiales et temporelles considérées.

1.3.1 Approches multi-temporelles en télédétection

Les analyses multi-temporelles s'appuient sur l'utilisation de séries d'images acquises à différentes périodes, qu'il s'agisse de données satellitaires ou aériennes, afin de

reconstituer l'évolution successive de la position du trait de côte. Ce type d'approche nécessite des archives d'observation étendues dans le temps. Les programmes satellitaires offrant une longue continuité, comme Landsat, sont particulièrement pertinents à cet égard : leur régularité d'acquisition et leur couverture temporelle de plusieurs décennies permettent de documenter de manière fiable les transformations du littoral et d'en suivre les tendances sur le long terme (Luijendijk *et al.* 2018; Vos *et al.* 2019).

L'exploitation de séries d'images à haute résolution temporelle permet d'atténuer l'effet des fluctuations ponctuelles liées aux marées, aux conditions météorologiques ou aux événements extrêmes. En multipliant les observations dans le temps, il devient possible d'isoler les tendances d'évolution durables du littoral et d'obtenir une lecture plus fiable des dynamiques côtières. Pour garantir la comparabilité des données issues de capteurs différents, des techniques de normalisation inter-capteurs sont couramment mises en œuvre. Elles visent à harmoniser les caractéristiques spatiales et spectrales des images et à réduire les biais susceptibles d'affecter l'analyse multi-source (Almonacid-Caballer *et al.* 2016; Bishop-Taylor *et al.* 2021).

1.3.2 Calcul des taux de variation de la ligne de côte

L'évaluation quantitative des dynamiques côtières repose sur un ensemble de méthodes statistiques (Table 1) permettant d'estimer les vitesses d'érosion ou d'accrétion à partir de séries temporelles de positions du trait de côte (Himmelstoss *et al.* 2021). Ces approches se distinguent par leur niveau de complexité, la quantité de données requises, leur sensibilité aux incertitudes de positionnement et leur capacité à représenter la variabilité temporelle des changements littoraux (Dolan *et al.* 1991).

L'une des méthodes les plus couramment mobilisées lorsque les données sont limitées est le taux de variation entre deux dates (End Point Rate – EPR). Cette approche consiste à mesurer le déplacement du trait de côte entre la première et la dernière observation disponibles, puis à rapporter cette distance à la durée correspondante. Bien que simple d'utilisation et peu exigeante en données, elle ne tient pas compte des fluctuations intermédiaires, ce qui peut conduire à une interprétation incomplète ou biaisée des dynamiques lorsque les évolutions sont irrégulières ou non linéaires (Crowell *et al.* 1997; Himmelstoss *et al.* 2021).

Pour pallier cette limite, l'Average of End-Point Rates (AER) propose de calculer plusieurs EPR sur différentes périodes, puis d'en établir la moyenne. Cette méthode permet d'obtenir des estimations plus proches de celles issues d'approches robustes à long terme. Toutefois, elle demeure sensible au choix des intervalles temporels et tend à amplifier les variations à court terme (Jackson 2004).

La régression linéaire (Linear Regression Rate – LRR) constitue l'une des techniques les plus fiables pour analyser les tendances de long terme, car elle exploite l'ensemble des positions disponibles du trait de côte (Oyedotun 2014). Elle est notamment intégrée dans des outils spécialisés comme le Digital Shoreline Analysis System (DSAS). Malgré sa robustesse, cette méthode peut être influencée par les valeurs aberrantes et sous-estimer les variations lorsque les dynamiques côtières présentent des comportements non linéaires (Dolan *et al.* 1991).

Afin de limiter l'impact des valeurs extrêmes, la méthode du Jackknife Rate (JKR) (Efron 1982) applique un ré-échantillonnage statistique permettant d'obtenir des estimations

plus stables que celles issues de la LRR. Cette approche nécessite toutefois un nombre important de traits de côte et implique des calculs plus complexes, ce qui restreint son utilisation dans les contextes où les données sont peu nombreuses (Dolan *et al.* 1991).

Certaines méthodes, comme l’Average of Rates (AOR), cherchent à intégrer explicitement les incertitudes de positionnement dans le calcul des taux. En pondérant les observations selon leur précision, elles permettent de mieux tenir compte des erreurs de mesure. Cependant, l’absence de norme concernant la durée minimale entre deux traits de côte peut entraîner une forte variabilité des résultats, rendant cette méthode moins stable que l’EPR ou la LRR (Foster et Savage 1989; Dolan *et al.* 1991).

Des indicateurs complémentaires, tels que l’écart type des taux (Standard Deviation of Rates – SOR) ou la variance des taux (VOR), ne fournissent pas directement des vitesses d’évolution, mais permettent d’évaluer la variabilité spatiale et temporelle des dynamiques littorales. Ils constituent des outils précieux pour identifier les secteurs stables ou instables d’un littoral (Thieler *et al.* 2003).

D’autres approches, comme le changement moyen par zone (Average Zone Change – AZC) ou le taux moyen par zone (Average Zone Rate – AZR), proposent une analyse agrégée en regroupant les variations du trait de côte par segments homogènes. Ces méthodes facilitent l’interprétation régionale et la communication des résultats auprès des gestionnaires, mais leur efficacité dépend fortement de la manière dont les zones sont délimitées. De plus, la position de ces zones peut évoluer dans le temps, ce qui limite leur capacité à capturer les variations locales fines (Jackson 2004).

Tableau 1: Synthèse des avantages et inconvénients des métriques d'évolution.

Sources : Dolan et al. (1991); Jackson (2004); Himmelstoss et al. (2021a).

Métrique	Unité	Définition	Méthode de calcul
EPR	m/an	Taux de variation du trait de côte calculé entre deux dates extrêmes.	$EPR = \frac{D_{récent} - D_{ancien}}{T_{récent} - T_{ancien}}$ D représente la distance de l'intersection du trait de côte le long d'un transect par rapport à une ligne de base, et T représente les dates
AER	m/an	Moyenne des taux de variation calculés entre plusieurs paires de dates.	Moyenne arithmétique des EPR calculés entre différentes périodes.
LRR	m/an	Taux de variation estimé par régression linéaire en utilisant toutes les positions du trait de côte disponibles.	Pente de la droite de régression ajustée entre la position du trait de côte et le temps.
VOR	m/an	Taux de variation prenant en compte la direction et l'amplitude du déplacement du trait de côte.	Calcul vectoriel basé sur le déplacement spatial du trait de côte entre différentes dates.
AZR	m/an	Taux moyen de variation calculé sur un ensemble de transects regroupés par zone.	Moyenne des taux (ex. EPR ou LRR) calculés pour tous les transects d'une zone donnée.
NSM	m	Distance totale de déplacement du trait de côte entre deux dates.	$NSM = D_{récent} - D_{ancien}$

1.3.3 Incertitudes, sources d'erreur et validation des résultats

L'analyse spatio-temporelle de l'évolution du trait de côte comporte un ensemble de sources d'incertitude susceptibles d'influencer la fiabilité des résultats. Parmi les facteurs les plus courants figurent les erreurs liées au géoréférencement des images, les variations de résolution entre capteurs, les différences de niveau de marée au moment des acquisitions,

ainsi que les imprécisions associées aux méthodes d'extraction de la ligne de côte (Yadav *et al.* 2017). Pour intégrer ces incertitudes dans les analyses, certains outils intègrent des mécanismes de propagation des erreurs. C'est notamment le cas de DSAS, qui calcule des intervalles de confiance associés au taux de changement obtenu (Himmelstoss *et al.* 2021).

La validation des résultats repose généralement sur la comparaison avec des données indépendantes considérées comme plus précises. Parmi celles-ci figurent les mesures GNSS (Paravolidakis *et al.* 2018; Pardo-Pascual *et al.* 2018; Hastuti *et al.* 2024) ou les lignes de côte issues de la photo-interprétation (Salim *et al.* 2018; Parente *et al.* 2024). Dans le cas des méthodes fondées sur l'intelligence artificielle, qu'il s'agisse d'apprentissage automatique ou d'apprentissage profond, la validation repose le plus souvent sur des métriques de performance quantitatives, utilisées pour mesurer la qualité de la détection ou de la segmentation (Feng *et al.* 2024; Prokop *et al.* 2024).

1.4 Revue des outils automatiques de cartographie diachronique et l'analyse de changement de la ligne de côte

La délimitation précise de la ligne de côte et l'analyse de ses variations temporelles constituent des enjeux majeurs dans les domaines de la gestion littorale, de la planification territoriale et de la résilience face aux risques climatiques. L'élévation du niveau de la mer, l'érosion côtière et les événements extrêmes liés au changement climatique accentuent la nécessité d'outils performants pour le suivi spatio-temporel des zones littorales (Wahl *et al.* 2018).

Dans ce contexte, de nombreux outils automatiques et semi-automatiques ont été développés au cours des dernières décennies afin de répondre aux besoins croissants de

cartographie automatique de la ligne de côte et d'analyse de son évolution spatio-temporelle. Cette revue de littérature propose une synthèse des principaux outils existants et une analyse de leurs fonctionnalités principales, en distinguant ceux dédiés à la délimitation de la ligne de côte, ceux axés sur l'analyse des changements côtiers, ainsi que les approches intégrant ces deux dimensions.

1.4.1 Distribution temporelle et spatiale des outils développés

Au total, nous avons identifié 25 outils automatisés (Annexe I) dédiés à l'extraction de la ligne de côte et/ou à l'analyse de ses évolutions. En plus, nous avons intégré l'outil *pyShore* spécifique à la classification des structures artificielles de protection côtière (Lv *et al.* 2023). La Figure 4 illustre la répartition des outils développés par année. On y observe des fluctuations interannuelles, mais une tendance générale à la hausse au fil du temps. Le premier outil recensé dans notre étude remonte à 1992 : il s'agit du Digital Shoreline Analysis System (DSAS), développé pour l'analyse des changements côtiers (Danforth et Thieler 1992).

La répartition géographique des sites d'application initiaux des outils recensés met en évidence une forte concentration dans les zones côtières d'Amérique du Nord, d'Australie, et d'Europe de l'Ouest reflétant à la fois la disponibilité des données et l'intérêt scientifique et institutionnel porté à la gestion du littoral dans ces régions. L'Asie et l'Afrique apparaissent en revanche beaucoup moins représentées, ce qui traduit un déséquilibre dans la distribution des recherches (aucun outil pour l'Afrique et 1 outil pour l'Asie). La Figure 5 illustre cette distribution spatiale à travers le monde, en positionnant chaque outil selon le site de sa première mise en œuvre. Il est à noter que le *ShorelineMonitor* est un outil qui a été conçu et

appliqué à l'échelle mondiale (Luijendijk *et al.* 2018), démontrant une ambition de généralisation au-delà des contextes locaux. À l'inverse, l'outil CoastSeg (Fitzpatrick *et al.* 2024) est un outil qui n'a pas encore fait l'objet de validations ou d'applications pratiques documentées dans la littérature scientifique.

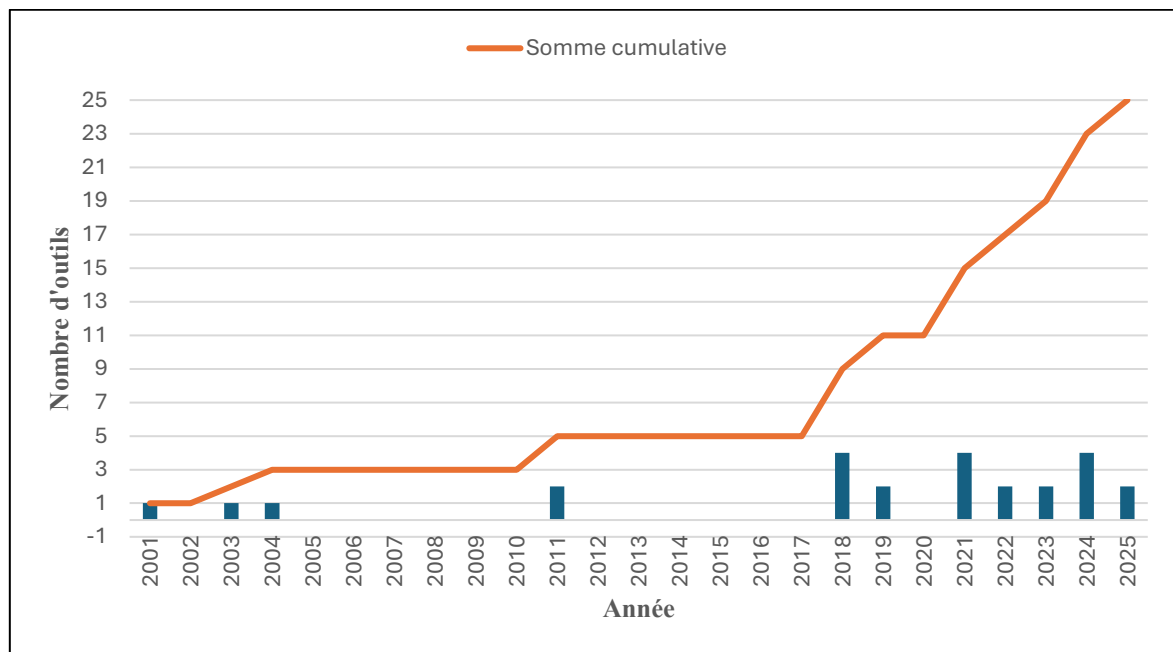


Figure 4: Nombre d'outils automatiques développés par année.

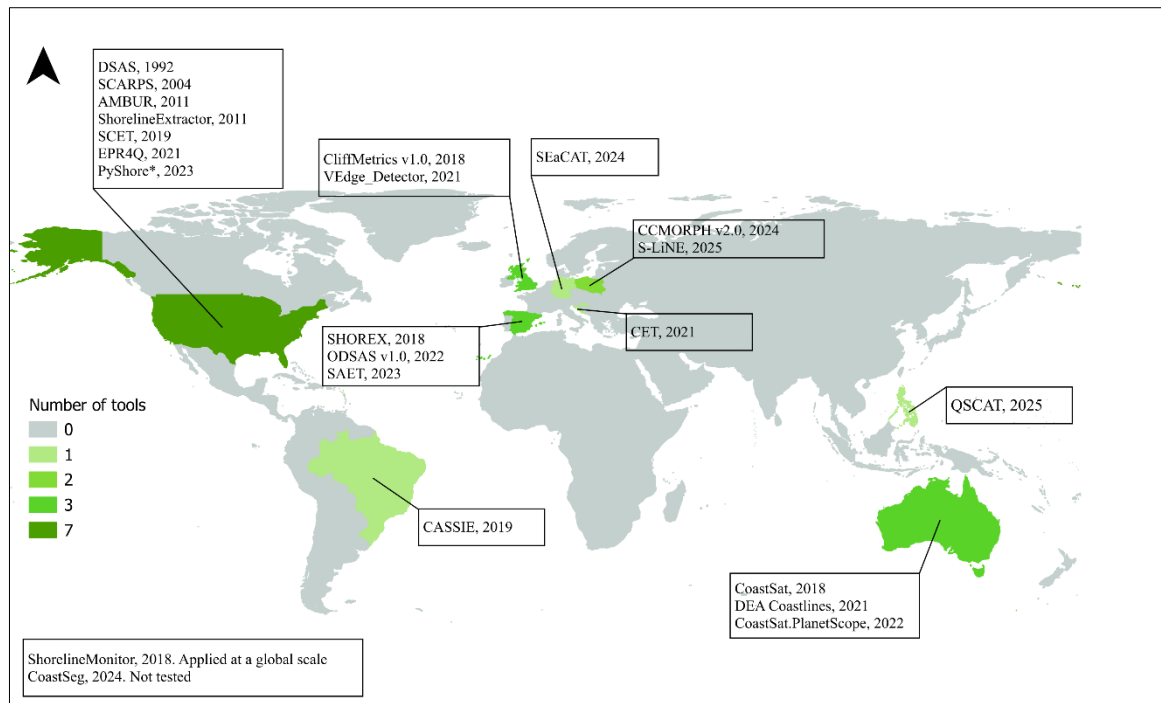


Figure 5: Distribution spatiale des outils automatiques développés.

1.4.2 Usages et fonctionnalités des outils

Les deux principales fonctionnalités examinées dans cette revue de littérature concernent la délimitation de la ligne de côte et l'analyse des changements spatio-temporels. Parmi les 25 outils automatisés recensés, 7 (28 %) sont dédiés exclusivement à l'extraction automatique du trait de côte, tandis que 7 autres se concentrent sur l'analyse des changements à partir de lignes de côte fournies par l'utilisateur. Dix outils (40%) combinent ces deux fonctions, offrant ainsi une approche intégrée allant de la délimitation à l'évaluation des dynamiques côtières. Enfin, un outil supplémentaire a été identifié, spécifiquement orienté vers la classification des structures de protection artificielles comme les enrochements, murs et digues (Figure 6).

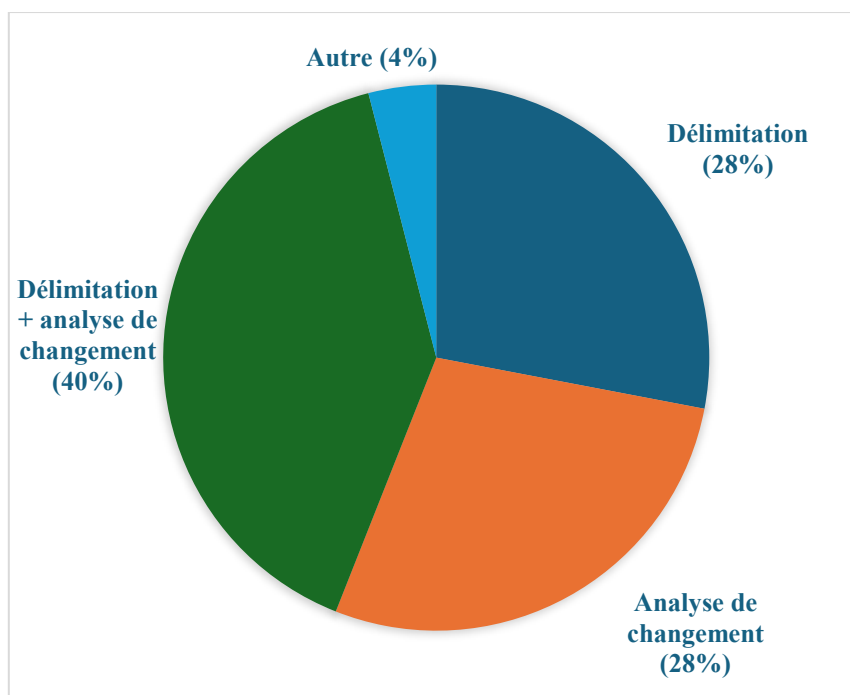


Figure 6: Fonctionnalités principales des outils analysés.

1.4.3 Techniques et méthodes adoptées par les outils

1.4.3.1 Cartographie de la ligne de côte/rivage

L'analyse des méthodes adoptées par les outils automatiques de cartographie côtière révèle une nette dominance des approches reposant sur l'association des indices spectraux et du seuillage, qui constituent la catégorie la plus représentée avec six outils recensés. Cette prépondérance s'explique principalement par la facilité d'implémentation de ces méthodes ainsi que par leur faible exigence en termes de coûts computationnels. Les techniques de segmentation fondées sur les algorithmes d'apprentissage profond occupent la seconde position, avec cinq outils identifiés, traduisant un intérêt croissant pour des approches plus avancées. En revanche, les méthodes de seuillage simple et celles basées sur les profils topographiques sont moins fréquentes, chacune étant représentée par deux outils. Les autres

approches, incluant le clustering, la classification non supervisée, la détection de contours et les méthodes d'intersection, apparaissent de manière plus marginale (Figure 7).

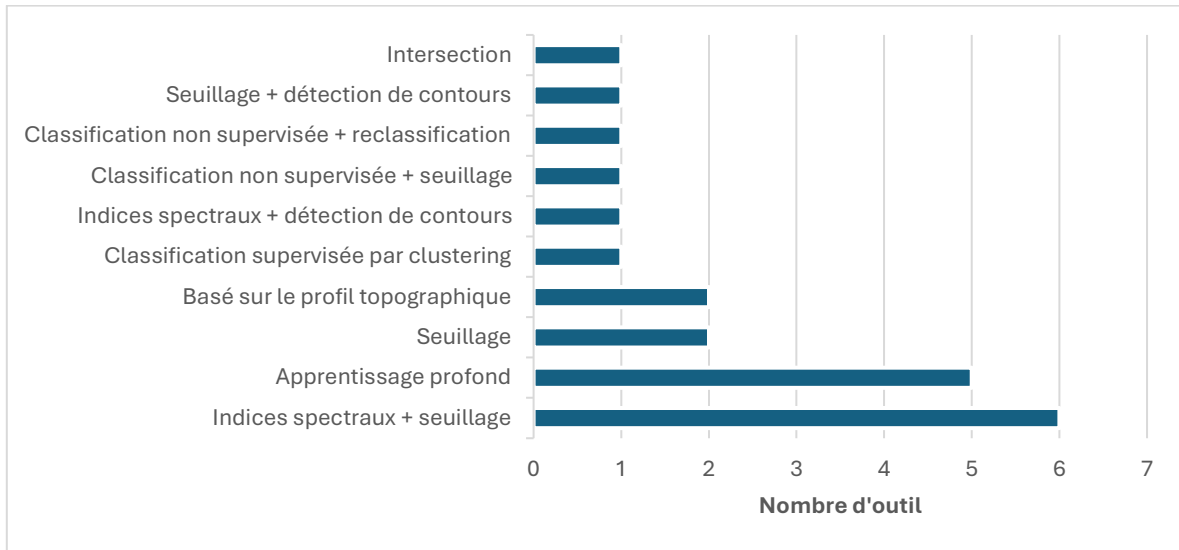


Figure 7: Méthodes d'extraction de la ligne de côte utilisées dans les outils automatiques.

L'analyse des indicateurs utilisés pour définir la ligne de côte montre une forte dominance de la limite terre-eau, qui constitue de loin le critère le plus fréquemment adopté (Figure 8). Ce choix s'explique par sa facilité de détection à partir d'images optiques et par sa pertinence pour les approches basées sur les indices spectraux. Les indices spectraux, lorsqu'ils sont associés à des seuils empiriques ou automatiques, permettent une séparation efficace entre les surfaces émergées et immergées, ce qui en fait une solution largement adoptée dans les contextes de suivi à grande échelle.

Les outils *CCMORPH* (Terefenko *et al.* 2024), *CliffMetrics* (Payo *et al.* 2018) et *CliffDelineaTool* (Swirad et Young 2022), exclusifs aux côtes à falaise rocheuse, utilisent la base et le sommet de la falaise comme indicateurs de côte. D'autres indicateurs ne sont implémentés qu'une seule fois dans les outils, tels que la limite de la végétation utilisée dans

VEdge_Detector (Rogers *et al.* 2021), la combinaison de la limite de la végétation avec la ligne humide/sèche dans *BeachTool*, le niveau moyen des hautes eaux printanières (MHWS) dans *PyShoreVolume* (James *et al.* 2024), ainsi que la combinaison de la ligne humide-sèche et de l'interface eau-terre dans *S-LiNE* (Śledziowski *et al.* 2025).

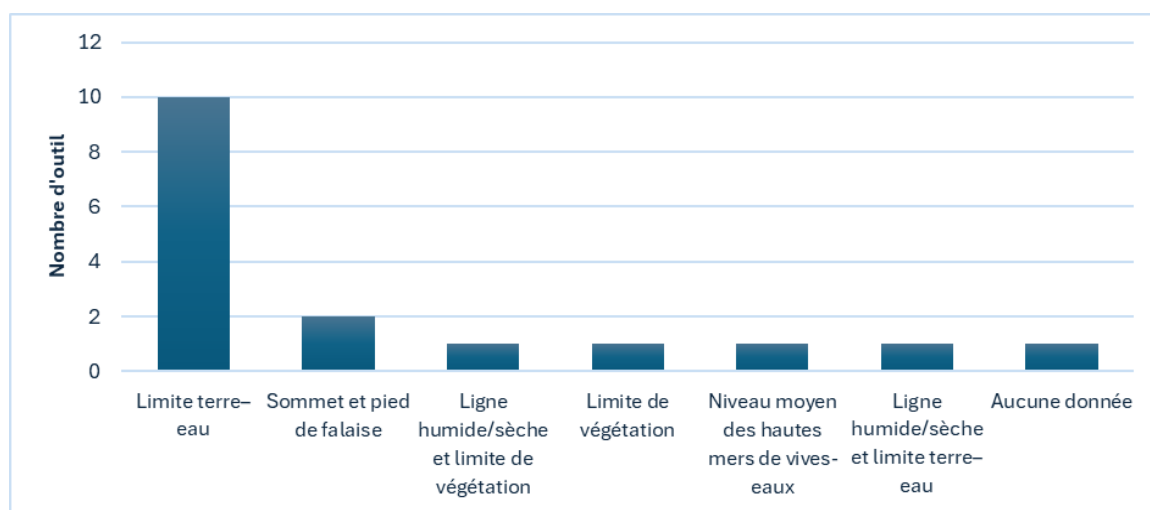


Figure 8: Nombre d'utilisation des indicateurs de la ligne de côte par les outils.

1.4.3.2 Analyse de changement de ligne de côte/rivage

Parmi les outils automatiques développés pour l'analyse des changements du trait de côte, la méthode des transects demeure la plus largement utilisée, avec 14 outils recensés reposant sur ce principe (Figure 9). Cette approche consiste à générer, partir d'une ligne de base, des lignes perpendiculaires au littoral à intervalles réguliers, souvent fixé par l'utilisateur, permettant de mesurer les déplacements du trait de côte au fil du temps. Sa popularité s'explique par sa simplicité de mise en œuvre et sa capacité à produire plusieurs indicateurs statistiques de changement.

Le principe de cette méthode repose sur l'idée que les échantillons prélevés le long de ces transects, à intervalles réguliers, sont représentatifs de la dynamique côtière (Khallaghi et Pontius Jr 2022). Toutefois, cette approche présente plusieurs limites, notamment une forte dépendance à l'orientation de la ligne de base et des transects. En effet, pour garantir la validité des mesures, la ligne de base doit suivre la tendance générale du littoral, c'est-à-dire être approximativement parallèle à celui-ci (Himmelstoss *et al.* 2021). L'utilisation d'une ligne unique pour des côtes hétérogènes peut conduire à des représentations inexactes, en particulier lorsque plusieurs segments de littoral sont fusionnés dans une même analyse (Khallaghi et Pontius Jr 2022). Ainsi, la définition de la ligne de base constitue un paramètre fondamental dans les études de changements côtiers (Warnasuriya 2022).

Pour pallier cette contrainte, Warnasuriya *et al.* (2020) suggèrent de segmenter le littoral en zones homogènes et d'adapter les lignes de base à la morphologie spécifique de chaque plage. La forme de cette ligne influence directement l'orientation des transects qui en découlent, ce qui peut affecter les calculs de variation du trait de côte (Jackson *et al.* 2012).

Un autre défi technique réside dans la géométrie des transects eux-mêmes. Dans les zones littorales fortement sinueuses, certains transects peuvent ne pas croiser le trait de côte ou présenter des auto-intersections. Ces anomalies nécessitent une correction manuelle ou l'application de techniques spécifiques. Par exemple, le logiciel *DSAS* intègre une fonction de lissage (*Smoothing Distance*) pour limiter les intersections dans les zones courbes (Himmelstoss *et al.* 2021). De son côté, *AMBUR* propose une solution basée sur des transects rapprochés, générés à partir de deux lignes de base opposées, ce qui permet de mieux gérer les côtes très irrégulières (Jackson *et al.* 2012). Cependant, modifier la direction de projection

des transects peut engendrer des effets indésirables, tels que la multiplication des points d'intersection ou l'apparition de distances de changement arbitraires le long du littoral (Khallaghi et Pontius Jr 2022). Lorsque plusieurs intersections sont détectées sur un même transect, l'utilisateur doit choisir entre le point le plus en retrait ou celui le plus avancé vers la mer, une décision qui peut influencer significativement le calcul du taux de changement associé (Fletcher *et al.* 2012).

En complément, l'outil *Beachtool* (Hoeke *et al.* 2001) adopte une approche spatiale reposant sur la comparaison des surfaces de polygones délimitées par la limite de végétation et la frontière humide/sèche à différentes dates. Cette méthode permet d'évaluer les variations de surface, traduisant ainsi les gains ou pertes spatiaux du littoral. L'un de ses principaux atouts réside dans son indépendance vis-à-vis de la géométrie côtière : la courbure du rivage n'influence pas le calcul des superficies. De plus, elle s'affranchit de toute stratégie d'échantillonnage, évitant ainsi les choix subjectifs inhérents à la méthode des transects (Khallaghi et Pontius Jr 2022). Cependant, ce dernier avantage peut même devenir une limite lorsqu'il s'agit de projeter l'évolution future du trait de côte. En effet, la méthode génère un taux de changement global, uniforme pour l'ensemble de la zone étudiée, ce qui peut masquer les dynamiques locales. Par ailleurs, elle requiert des polygones continues pour fonctionner correctement. Toute discontinuité dans le tracé du littoral doit être comblée, soit manuellement, soit à l'aide d'algorithmes de reconstruction, ce qui peut introduire des incertitudes supplémentaires dans l'analyse (Khallaghi et Pontius Jr 2022).

L'outil *SAET* adopte une approche géométrique directe, fondée sur la mesure de la distance la plus proche entre des points distribués le long des deux lignes de côtes à dates

différentes (Palomar-Vázquez *et al.* 2023). Cette méthode se distingue par sa simplicité et sa relative indépendance vis-à-vis de la forme du littoral. Toutefois, en générant un taux de variation uniforme sur l'ensemble du linéaire côtier, elle tend à lisser les dynamiques locales et peut ainsi masquer les zones spécifiques d'érosion ou d'accrétion.

Enfin, les outils *CliffDelineaTool*, *CliffMetrics* et *CCMORPH* se distinguent par leurs approches fondées sur l'analyse des profils topographiques pour étudier l'évolution des falaises littorales en exploitant des données altimétriques de haute résolution, telles que les modèles numériques de terrain (MNT) et d'élévation (MNE). Ces outils extraient des profils perpendiculaires au rivage à partir desquels ils calculent des indicateurs géomorphologiques clés. Leur méthodologie permet de détecter automatiquement la base et le sommet des falaises, offrant ainsi une délimitation des ruptures morphologiques. Cette approche facilite l'identification des changements verticaux, tels que les variations de pente, les effondrements ou les glissements de terrain, et constitue un atout majeur pour le suivi des dynamiques d'érosion des falaises.

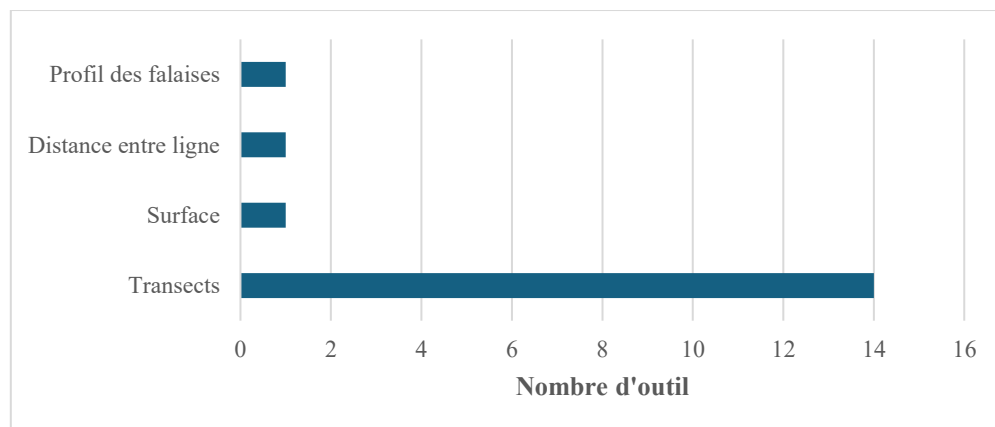


Figure 9: Méthode d'analyse des changements spatio-temporels des lignes de côtes par les outils automatiques.

1.4.4 Limites et lacunes des outils existants

Plusieurs outils d'analyse de l'évolution de la ligne de côte, tels que DSAS, AMBUR et EPR4Q (Terres de Lima *et al.* 2021), présentent des limites communes liées à la définition de la ligne de base et à la génération des transects. Dans ces approches, la géométrie de la ligne de base conditionne directement l'orientation et la position des transects, ce qui peut induire des biais significatifs dans les secteurs où la morphologie côtière est irrégulière ou fortement courbée. Ces outils supposent implicitement une évolution perpendiculaire de la ligne de côte, hypothèse qui devient rapidement invalide dans les environnements dynamiques ou complexes, limitant ainsi la robustesse des taux d'érosion ou d'accrétion estimés.

Une autre catégorie de limites concerne la dépendance aux environnements logiciels et aux plateformes externes. Des outils comme *DSAS* et *ODSAS v1.0* (Gómez-Pazo *et al.* 2022) nécessitent l'utilisation d'environnements SIG spécifiques, notamment ArcGIS ou QGIS, ce qui peut restreindre leur accessibilité en raison de contraintes de licences ou de compétences techniques. Par ailleurs, des outils basés sur des services infonuagiques, tels que *CoastSat* et *CASSIE* (Almeida *et al.* 2021), impliquent la disposition préalable d'un compte utilisateur et l'accès à des plateformes en ligne (par exemple *Google Earth Engine*), posant des enjeux en termes de reproductibilité, de pérennité des services et de contraintes institutionnelles.

Les limites liées à la qualité géométrique et à la correction des données d'entrée sont également récurrentes. Par exemple, *CoastSat* n'applique pas de correction géométrique automatique ni de co-registation des images multi-temporelles, ce qui peut introduire des

décalages spatiaux entre les lignes de côte extraites à différentes dates. De même, des outils comme *CET* (Domazetović *et al.* 2021) ou *BeachTools* génèrent des résultats qui nécessitent souvent une validation ou une correction manuelle, réduisant ainsi le degré d'automatisation et augmentant le temps de traitement.

Des contraintes géographiques et environnementales restreignent également l'applicabilité de plusieurs outils. Par exemple *Digital Earth Australia Coastlines* (Bishop-Taylor *et al.* 2021) est limité au territoire australien, ce qui empêche leur transposition à d'autres contextes côtiers. De plus, des outils spécialisés tels que *CliffDelineaTool*, *CliffMetrics* et *CCMORPH* sont exclusivement adaptés aux côtes à falaises rocheuses, rendant leur utilisation inapplicable pour les plages sableuses, les marais maritimes ou les côtes basses végétalisées.

Enfin, la prise en compte insuffisante de l'incertitude constitue une limite méthodologique importante. Des outils comme *SEaCAT* (Schütt *et al.* 2024) ne fournissent pas explicitement l'erreur horizontale associée aux lignes de côte extraites, ce qui complique l'évaluation de la fiabilité des résultats. Cette lacune est particulièrement problématique pour les analyses multi-temporelles, où l'accumulation des incertitudes peut influencer de manière significative l'interprétation des tendances d'érosion ou d'accrétion.

1.5 Synthèse critique de l'état de l'art

1.5.1 Principales avancées scientifiques

Au cours des dernières années, l'étude des dynamiques littorales a connu un essor marqué grâce à l'évolution des techniques de traitement des données issues de la télédétection et à l'intégration croissante des approches d'intelligence artificielle. Les méthodes classiques

de télédétection utilisées pour l'extraction du trait de côte, reposant sur l'utilisation d'indices spectraux ou sur des procédures statistiques telles que le seuillage ou les classifications supervisées et non supervisées, ont longtemps constitué la base des analyses à large échelle. Elles ont permis d'établir des protocoles pour documenter l'évolution temporelle du littoral et ont servi de référence pour les travaux plus récents (Vos *et al.* 2019).

L'un des progrès les plus marquants de ces dernières années concerne l'utilisation des approches d'apprentissage profond dans l'extraction et la modélisation du trait de côte à partir des données d'imagerie. Ces méthodes mobilisent des CNNs ainsi que des architectures hybrides capables d'identifier automatiquement des motifs complexes dans l'imagerie (Khurram *et al.* 2025).

Même si les méthodes fondées sur l'apprentissage profond ont montré une importante capacité à améliorer la détection automatique du trait de côte, leur utilisation demeure soumise à plusieurs contraintes qui en limitent l'adoption dans des contextes opérationnels. Ces modèles exigent en effet des volumes importants de données annotées pour être entraînés de manière efficace et produire des résultats fiables et généralisables (Zhu *et al.* 2017; Ma *et al.* 2019). Or, les jeux de données de référence disponibles restent souvent hétérogènes, incomplets ou insuffisamment annotés, en particulier lorsqu'il s'agit de représenter la diversité des environnements côtiers à l'échelle locale ou régionale.

Cette limite est particulièrement sensible dans les contextes de gestion côtière appliquée, comme celui des Comités ZIP du Saint-Laurent. Ces organisations ne disposent pas toujours des ressources humaines, techniques ou financières nécessaires pour constituer de vastes bases d'apprentissage, ni pour assurer l'entraînement, l'optimisation et la mise à

jour continue de modèles de DL. Dans ces conditions, l'intégration opérationnelle de ces approches demeure complexe, malgré leur potentiel scientifique élevé.

Les méthodes d'apprentissage profond présentent également des contraintes importantes liées à leurs besoins computationnels. Leur entraînement et leur exécution requièrent des ressources matérielles puissantes ainsi que des temps de calcul élevés, ce qui limite leur déploiement dans des contextes où l'accès à des infrastructures performantes est restreint (Zhu *et al.* 2017; Khurram *et al.* 2025). Ces exigences techniques s'accordent difficilement avec les impératifs de transférabilité et d'usage opérationnel des outils par les gestionnaires côtiers, pour qui la simplicité d'utilisation, la robustesse des résultats et la reproductibilité des traitements constituent des critères déterminants.

Dans cette perspective, l'orientation méthodologique retenue dans ce mémoire privilégie des approches plus légères et plus transparentes, telles que les méthodes de machine learning classique et les techniques de seuillage automatique. Ces outils nécessitent moins de données annotées contrairement aux modèles de DL qui nécessitent une quantité importante de données d'entraînement. Les méthodes employées dans le cas de la présente recherche, reposent sur des principes algorithmiques plus explicites et s'intègrent aisément dans des chaînes de traitement fondées sur des données et logiciels en libre accès (*open source*). Ils offrent ainsi un équilibre pertinent entre précision, interprétabilité et faisabilité opérationnelle, tout en répondant mieux aux réalités techniques et organisationnelles des comités de gestion côtière. Le choix de ne pas recourir au DL ne constitue donc pas une limite de l'étude, mais un positionnement méthodologique cohérent avec les objectifs de soutien à la décision et de transfert vers les utilisateurs finaux.

1.5.2 Limites, défis et lacunes des approches existantes

Malgré les avancées notables dans le suivi spatio-temporel de la ligne de côte par télédétection, cette revue littérature a permis d'identifier plusieurs limites et lacunes, sur le plan conceptuel, méthodologique et opérationnel.

Un premier défi important semble concerner le choix de l'indicateur du trait de côte. La majorité des études recensées s'appuient sur la limite eau-terre (Vos *et al.* 2019; Dang *et al.* 2022; Palomar-Vázquez *et al.* 2023; Fitzpatrick *et al.* 2024; Marks et Potter 2024), généralement représentée par la ligne d'eau instantanée, en raison de sa visibilité spectrale et sa détection facile à partir des images satellitaires (Xu 2018). Toutefois, cet indicateur est fortement dépendant des conditions hydrodynamiques au moment de l'acquisition, notamment du niveau de marée, de l'état de la houle et des conditions météorologiques (Boak et Turner 2005; McAllister *et al.* 2022). Ainsi, cet indicateur ne peut pas être considéré comme un proxy géomorphologique fiable pour l'ensemble des types de côtes, en particulier ceux soumis à une forte variabilité de marée, où la position de la ligne d'eau peut fluctuer significativement à court terme sans refléter un changement morphologique réel (Boak et Turner 2005). Pour obtenir une représentation plus fidèle de la position du rivage, il est donc nécessaire d'appliquer une correction de marée permettant de neutraliser l'effet des fluctuations du niveau marin. Une telle correction nécessite des données locales sur les marées et la pente du rivage. Or, ces informations ne sont pas toujours disponibles localement, ce qui limite la précision avec laquelle il est possible de quantifier les changements littoraux. Les modèles globaux de marée peuvent constituer une alternative, mais leur résolution et leur exactitude restent insuffisantes dans de nombreux environnements

côtiers complexes (Gregg *et al.* 2024). De plus, ces prédictions globales ne prennent pas en compte les anomalies locales de marée, introduisant ainsi une source supplémentaire d'incertitude (Vos *et al.* 2019).

Cette limite conceptuelle se prolonge vers les outils automatisés de cartographie du trait de côte actuellement disponibles. La majorité de ces systèmes s'appuie sur l'identification automatique de la frontière eau-terre, généralement à partir d'indices spectraux dédiés à la détection de l'eau, tels que le NDWI ou le MNDWI, ou encore via des méthodes de classification supervisée ou non supervisée. Toutefois, ces méthodes deviennent moins pertinentes dans les environnements littoraux végétalisés, où la limite de végétation constitue un indicateur parfois plus fiable pour la délimitation de la ligne de côte.

Un second défi important réside dans la transférabilité et l'opérationnalité des méthodes proposées, notamment dans un contexte de gestion côtière locale. De nombreuses approches reposent sur des données à haute résolution spatiale, dont l'acquisition et le traitement représentent des coûts importants, et des algorithmes complexes ou des environnements de calcul exigeants en ressources matérielles. Or, les comités locaux de gestion côtière, tels que les Comités ZIP œuvrant sur le fleuve Saint-Laurent, ne disposent pas toujours d'infrastructures informatiques à haute performance ni de compétences techniques spécialisées pour mettre en œuvre des chaînes de traitement lourdes ou peu documentées.

Ces limites soulignent la nécessité de l'utilisation de données en libre accès (*open-source*) et de méthodes simples, robustes et reproductibles adaptées aux spécificités géomorphologiques des environnements côtiers étudiés. Elles soulignent également la

nécessité de développer des outils automatisés conçus dès leur origine pour être accessibles, transférables et directement utilisables dans un contexte de gestion côtière opérationnelle.

1.5.3 Positionnement et originalité du présent mémoire

Ce mémoire s'inscrit dans un projet de recherche visant le développement d'outils d'aide à la décision pour les acteurs de la gestion côtière, notamment les Comités ZIP, qui constituent les principales unités de concertation et de gestion intégrée des territoires côtiers du Saint-Laurent. Ces organismes jouent un rôle clé dans la planification, la protection et la valorisation des milieux littoraux, et expriment un besoin croissant d'outils opérationnels permettant de suivre l'évolution du trait de côte de manière régulière, objective et reproductible.

Dans cette optique, le mémoire privilégie l'utilisation de données gratuites et librement accessibles, telles que les images satellitaires Sentinel-2, ainsi que de logiciels et outils, notamment au niveau des environnements SIG et des algorithmes de traitement d'images automatisés. Ce choix méthodologique répond à un double objectif : garantir la transférabilité des approches proposées vers les acteurs de terrain, et assurer la pérennité de l'outil développé dans un contexte de ressources financières et techniques souvent limitées.

L'originalité de ce travail repose sur l'élaboration de méthodologies de cartographie du trait de côte spécifiquement adaptées à trois des grands types de côtes (marais maritimes, côtes à accumulation granulaire et côtes rocheuses). Ce projet se distingue également par l'intégration de données LiDAR, notamment le modèle de hauteur de canopée, dans le processus de cartographie de la ligne de côte des marais maritimes, permettant d'améliorer la distinction entre le schorre supérieur et l'arrière côte.

À cela s'ajoute la conception d'un outil automatisé permettant la cartographie diachronique du littoral basé sur la limite de végétation comme indicateur du trait de côte, un choix qui réduit l'influence des conditions hydrodynamiques instantanées et s'avère particulièrement pertinent dans les environnements où la végétation constitue un marqueur stable. Cette orientation répond à une lacune identifiée dans la littérature, où les indicateurs alternatifs restent peu intégrés dans les outils opérationnels. L'ensemble constitue ainsi une contribution pertinente au suivi spatio-temporel des littoraux végétalisés du Saint-Laurent et un appui concret aux besoins des gestionnaires côtiers.

CHAPITRE 2

EXPLOITATION DES INDICES SPECTRAUX ET DES DONNÉES LIDARS POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA LIGNE DE CÔTE DES MARAIS MARITIMES

Résumé

Essentiels à la biodiversité et à la protection du littoral, mais vulnérables aux changements climatiques, les marais maritimes couvrent de vastes zones au Québec, rendant leur cartographie directe sur le terrain impraticable à grande échelle. La télédétection s'impose comme une alternative adaptée, bien que la transition progressive vers l'arrière-côte complique la délimitation précise de ces milieux.

Cette étude propose une méthode de cartographie de la ligne de côte des marais maritimes basée sur une image Sentinel-2 (10 m de résolution), à partir de laquelle 70 indices spectraux ont été générés. Une sélection de ces indices a ensuite été effectuée à l'aide du calcul d'un facteur d'inflation de la variance (*variance inflation factor*, VIF) séquentiel avec un seuil de 5 pour limiter la redondance d'information. Cette étape a permis de sélectionner huit indices. En complément, la pente de canopée, calculée à partir d'un Modèle de Hauteur de Canopée (MHC), a été filtrée par médiane à différentes échelles spatiales pour réduire l'effet des arbres isolés. Chaque combinaison d'indices spectraux sélectionnés à la suite du calcul de VIF et de pente filtrée a été soumise à une classification *Random Forest* afin d'identifier la combinaison optimale pour détecter la limite entre le schorre supérieur et

l'arrière-côte. Les performances ont été validées par deux mesures (l'écart absolu moyen (*mean absolute deviation*, MAD)) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (*root mean square error*, RMSE) calculées en comparant les résultats aux lignes de référence manuellement extraites d'orthophotographies à 20 cm de résolution. L'intégration de la pente de canopée aux indices spectraux a permis d'atteindre une précision maximale avec une fenêtre de 13×13 pixels (distance d'analyse de 13 m par 13 m), produisant un MAD de 7,31 m et une RMSE de 10,52 m. Cette amélioration, due à l'agrégation spatiale, témoigne de la capacité de la méthode à atténuer le bruit local.

Par sa simplicité, sa reproductibilité et son efficacité comparable à d'autres approches plus complexes, cette méthode reposant sur un nombre limité de variables (huit indices) et des données ouvertes constitue une alternative robuste et transférable pour la cartographie côtière à large échelle.

2.1 Introduction

Les zones humides littorales sont parmi les écosystèmes côtiers les plus fragiles et revêtent une importance cruciale sur les plans écologique et socio-économique. Les marais maritimes sont l'un des écosystèmes importants des milieux côtiers et sont à la fois dynamiques et riches en productivité biologique et fournissent des services écosystémiques importants. Par exemple, ils interviennent dans la régulation climatique en stockant le CO₂ atmosphérique, freinent l'érosion côtière et les dommages liés aux phénomènes naturels en amortissant la puissance des vagues, et favorisent le maintien de la biodiversité en offrant des habitats privilégiés pour diverses espèces aquatiques et d'oiseaux migrateurs (Chmura *et al.* 2003; Barbier *et al.* 2011; Greenan *et al.* 2019; Stewart-Sinclair *et al.* 2020). Par ailleurs, ils constituent une ressource vitale pour les activités économiques et le patrimoine culturel des communautés établies le long des côtes (Lemmen *et al.* 2016).

Au Québec, les milieux humides couvrent environ 180000 km², soit près de 11 % de la superficie provinciale (MELCCFP 2019). À l'échelle des côtes atlantiques, incluant l'estuaire et le golfe du Saint-Laurent, les marais côtiers représentent quant à eux près de 484 km de côte et une superficie d'environ 522 km² (Rabinowitz et Andrews 2022). La stabilité de ces écosystèmes face aux changements climatiques dépend d'un ensemble de facteurs interdépendants, notamment les variations du niveau marin, les modifications de la salinité, ainsi que la disponibilité et le transport des sédiments (Lemmen *et al.* 2016). Ces paramètres conditionnent leur capacité d'adaptation, que ce soit par migration verticale, expansion latérale ou, au contraire, par régression lorsque les conditions environnementales deviennent défavorables.

Dans ce contexte, l'étude et le suivi de la configuration spatiale des marais maritimes représentent un enjeu crucial. Les méthodes traditionnelles de cartographie et de suivi, telles que l'exploitation des images satellites Landsat (ex: McCarthy *et al.* 2005) présentent plusieurs limites techniques. Entre autres, leur résolution spatiale relativement faible rend difficile la discrimination fine des types de végétation (Adam *et al.* 2010). Par ailleurs, les données de très haute résolution spatiale, comme les images aériennes, offrent un niveau de détail supérieur, mais se révèlent peu adaptées au suivi des milieux humides en raison de leur faible résolution temporelle, qui limite la fréquence d'acquisition nécessaire pour capturer la dynamique rapide de ces écosystèmes (Adam *et al.* 2010). De même, les levés de terrain, bien que précis, sont contraignants en termes de temps, de coûts et d'accessibilité, notamment dans des milieux isolés ou difficilement praticables (Adeli *et al.* 2020).

Les indices de végétation (IV) dérivés de données de télédétection sont largement utilisés pour diverses applications, telles que le suivi de la dynamique végétale dans les prairies et steppes (Shevyrnogov *et al.* 2024), l'estimation de la biomasse (Curcio *et al.* 2024) ou la classification des types de couvert végétal (Hao *et al.* 2022; Xu *et al.* 2025). Ils permettent une lecture fine des états et évolutions du couvert végétal (Xue et Su 2017), à condition toutefois d'adapter leur utilisation aux spécificités écologiques des milieux étudiés, comme celles des zones humides, dont la composition floristique diffère considérablement de celle d'autres types de milieux (Adam *et al.* 2010).

Ces dernières années, l'essor des approches multicapteurs a ouvert de nouvelles perspectives pour améliorer la cartographie des marais. Par exemple, Yi *et al.* (2024) ont combiné des données Landsat 5/7/8 (30 m de résolution) et Sentinel-2 (10 m de résolution)

sur Google Earth Engine avec l'indice NDVI et un classificateur *Random Forest* pour différencier les signatures phénologiques des espèces végétales dans les marais du Jiangsu, en Chine. D'autres travaux ont exploré la complémentarité entre l'imagerie optique (Sentinel-2, Landsat 8) et radar (Sentinel-1), bien que cette combinaison n'ait pas toujours permis une amélioration systématique des résultats (Stückemann et Waske 2022). Par ailleurs, l'exploitation de séries temporelles à partir de capteurs comme MODIS, AVHRR ou Landsat a permis de reconstituer les dynamiques du couvert végétal sur de longues périodes (Albarakat et Lakshmi 2019).

Certaines études s'appuient également sur des données à très haute résolution pour analyser l'évolution des marais maritimes. Par exemple, Campbell et Wang (2020) ont analysé l'évolution des marais maritimes entre 1962 et 2016 sur une île-barrière de l'État de Virginie, aux États-Unis, en utilisant des images satellitaires à très haute résolution (WorldView-2 à 0.5 m de résolution), des photographies aériennes ainsi que des images Sentinel-2. Leur évaluation des dynamiques spatio-temporelles s'est appuyée sur une classification orientée-objet des cartes d'occupation du sol. De manière similaire, Watson *et al.* (2017) ont retracé les variations des marais du sud de la ville de Providence (États-Unis) en comparant, par photo-interprétation, des photographies aériennes historiques (de 1972 et 2011), tandis que Schepers *et al.* (2017) ont eu recours à une classification supervisée et à la numérisation manuelle pour cartographier les marais de l'État du Maryland (États-Unis) à partir d'images aériennes d'une résolution variant de 30 à 155 cm.

Dans cette optique, l'objectif principal de ce chapitre est de développer une méthodologie de détection de la ligne de côte, adaptée à l'environnement côtier de type

marais maritime, permettant sa cartographie. Cette méthodologie propose une approche automatisée combinant le traitement d'images multisources et des algorithmes d'apprentissage automatique. Elle vise à concevoir une méthodologie robuste pour extraire avec précision les limites des marais maritimes sur de grands territoires, tout en réduisant la dépendance aux méthodes manuelles. Une telle délimitation est indispensable pour permettre un suivi spatio-temporel rigoureux de ces écosystèmes sensibles, et ainsi mieux comprendre leur évolution face aux pressions climatiques et anthropiques.

2.2 Matériels et méthodes

2.2.1 Site d'étude

Le marais maritime de la Pointe-aux-Outardes, localisé au sud de la ville de Baie-Comeau (Fig. 10), d'une superficie d'environ 6 km², constitue le quatrième plus vaste marais maritime du Québec. Cet écosystème littoral abrite une grande diversité biologique, tant végétale qu'animale, et joue un rôle écologique important dans la région (Desrochers *et al.* 2022).

Situé à l'embouchure de la rivière aux Outardes, ce marais est directement influencé par la dynamique des marées de l'estuaire du Saint-Laurent. Ce dernier connaît des marées de type semi-diurne (*i.e.*, avec deux cycles de marée complets par jour) (Drapeau 1992) qui engendrent des variations continues du niveau d'eau. Ces fluctuations, combinées à la géomorphologie de l'embouchure de la rivière aux Outardes, créent un gradient de salinité marqué de l'aval vers l'amont, influençant la structure et la composition des communautés végétales (Desrochers *et al.* 2022).

La richesse écologique du site est accentuée par la présence d’une mosaïque d’habitats adjacents qui favorise la diversité floristique. Un inventaire floristique réalisé à l’été 2020 par le Comité ZIP de la Rive Nord de l’Estuaire, a recensé pas moins de 337 espèces végétales, témoignant de la complexité et de la productivité biologique du milieu (Desrochers *et al.* 2022).

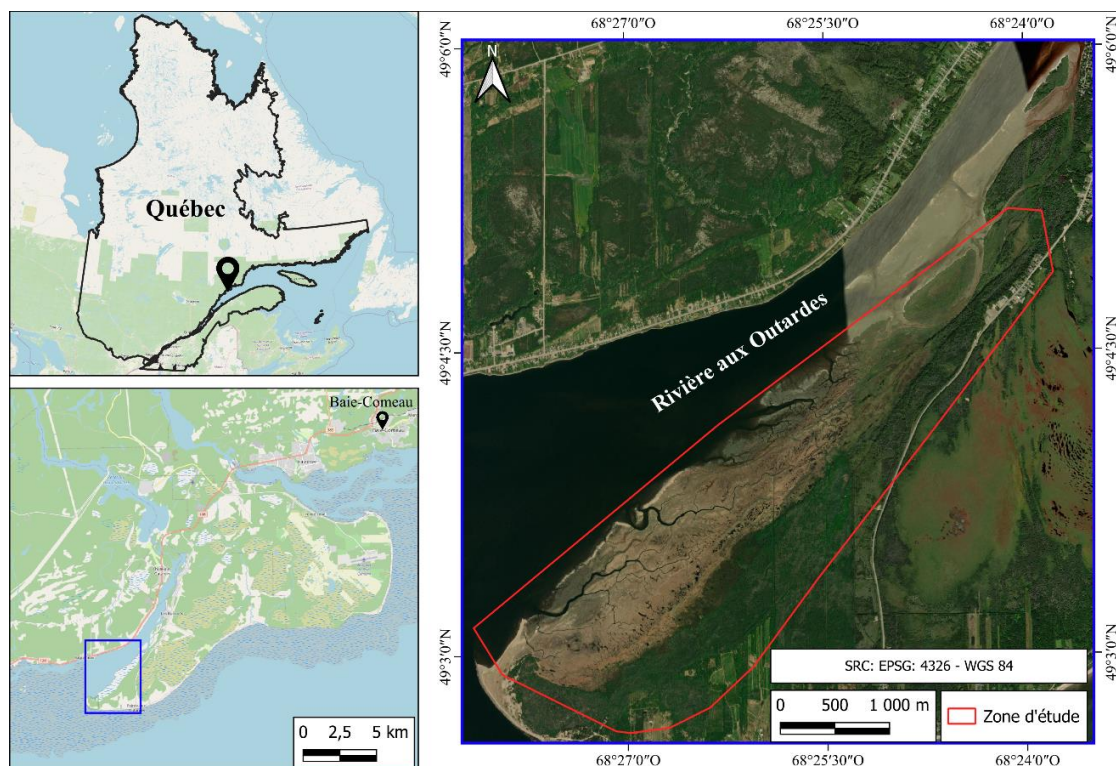


Figure 10: Carte de localisation du marais maritime de Pointe-aux-Outardes.

2.2.2 Sources de données

2.2.2.1 Sentinel-2

Pour cette étude, les données du satellite Sentinel-2 niveau L2A ont été sélectionnées et téléchargées depuis le Sentinel Scientific Data Hub (Agence Spatiale Européenne 2015). L'image utilisée date du 11 mai 2024 (tuile ID : T19UEQ, heure d'acquisition (UTC): 15h38min09s) et les caractéristiques des bandes utilisées sont présentées dans le Tableau 2.

Comme le montre le Tableau 1, les bandes Sentinel-2 présentent des résolutions spatiales différentes. Afin d'homogénéiser la résolution des indices calculés, les bandes de 20 m ont été rééchantillonnées à 10 m. Cette opération a été réalisée à l'aide du plugin Sen2Res (Agence Spatial Européenne 2018). Cette opération a été effectuée via le logiciel de traitement d'image SNAP, également mis à disposition par l'ESA.

Tableau 2: Bandes d'images Sentinel-2 utilisées et leurs caractéristiques.

Source : Agence Spatiale Européenne (2015).

Bandes	Longueur d'onde centrale (µm)	Résolution spatiale (m)
Bande 2 – Blue	0.490	10
Bande 3 – Vert	0.560	10
Bande 4 – Rouge	0.665	10
Bande 5 – Red Edge	0.705	20
Bande 6 – Red Edge	0.740	20
Bande 7 – Red Edge	0.783	20
Bande 8 – PIR	0.842	10
Bande 8A – Red Edge	0.865	20
Bande 12 – MIR	2.190	20

2.2.2.2 Imagerie aérienne

L'imagerie aérienne de l'Inventaire écoforestier du Québec méridional (IEQM) est constituée d'une série d'orthophotographies acquises par survols aériens. Ces images, assemblées en mosaïques, couvrent la quasi-totalité du territoire situé au sud du 52e parallèle et sont produites afin de répondre aux besoins spécifiques de l'IEQM. Ces données sont

disponibles gratuitement via la plateforme Forêt ouverte (<https://www.foretouverte.gouv.qc.ca/>). L'orthophotographie utilisée dans cette étude date du 1er juin 2024, a une résolution de 20 cm (Ministère des ressources naturelles et forêts 2024), et a servi pour produire les données de validation.

2.2.2.3 Produit LiDAR

Dans cette étude, nous avons utilisé un modèle de hauteur de canopée dérivé des données LiDAR qui date de juin 2023. Ce produit est disponible gratuitement via la plateforme Forêt Ouvertes (<https://www.foretouverte.gouv.qc.ca/>) avec une résolution spatiale de 1 m (Ministère des ressources naturelles et forêts 2022).

2.2.3 Méthodologie

Comme illustré dans la Figure 11, la méthodologie suivie est divisée en huit étapes

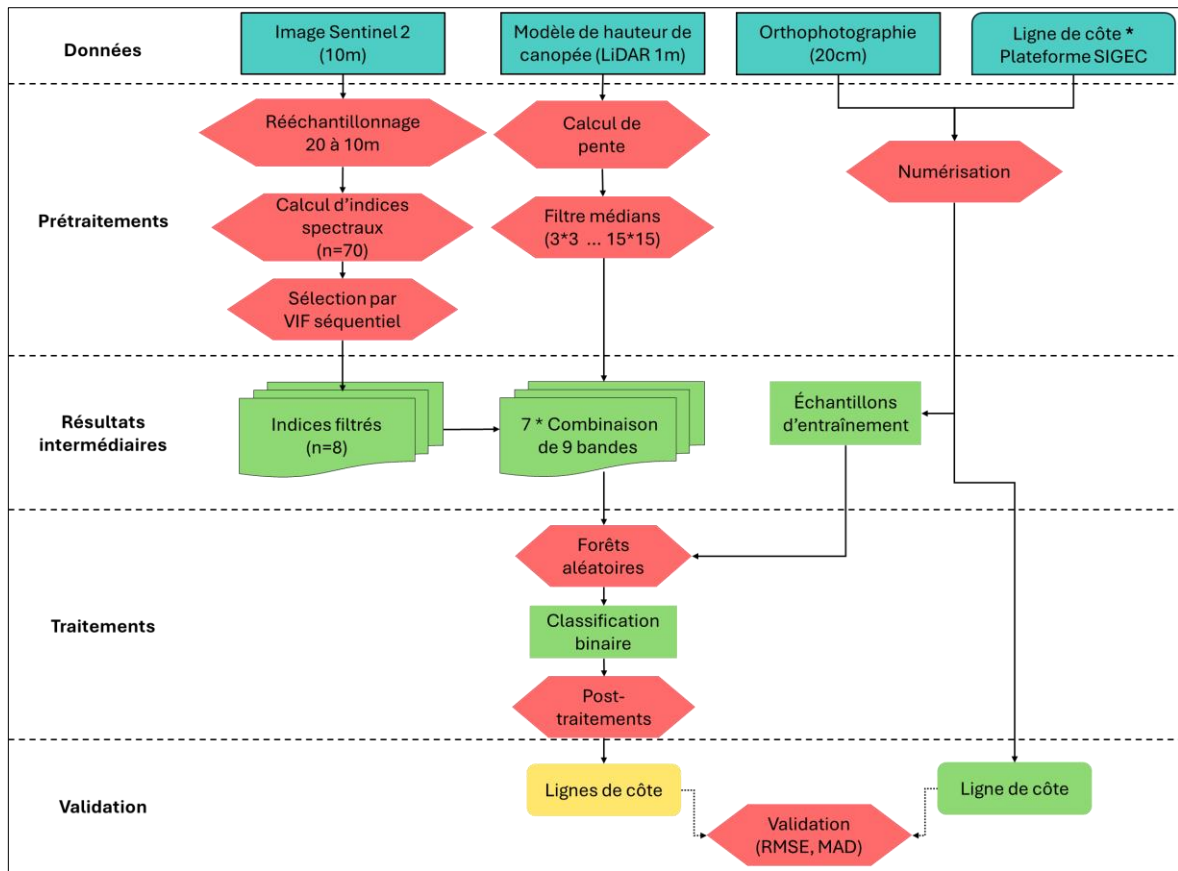


Figure 11: méthodologie globale de l'étude. * la ligne de côte de la plateforme de SIGEC a uniquement servi comme un support visuel pour la numérisation.

Calcul des indices spectraux à partir des images Sentinel-2

La première phase de la méthodologie a consisté à dériver une large gamme d'indices spectraux ($n = 70$) à partir des bandes multispectrales des images Sentinel-2. Ces indices regroupent des indices de végétation, d'eau et d'humidité, afin de couvrir un large éventail de réponses spectrales caractéristiques des milieux côtiers. En effet, ces indices permettent de mettre en évidence la végétation, l'humidité des sols et les surfaces d'eau. Ils permettent ainsi de différencier efficacement les principales composantes du paysage littoral. Le choix de tester un nombre élevé d'indices visait à explorer de manière exhaustive leur potentiel

discriminant vis-à-vis de la limite de végétation, utilisée comme proxy de la ligne de côte. Cette approche exploratoire a permis d'identifier les indices les plus pertinents, tout en évitant un biais lié à une sélection a priori restreinte d'indices. Une liste des indices et de leurs caractéristiques est fournie dans l'Annexe II.

Réduction de la redondance des indices spectraux par le VIF

Afin de limiter la redondance et les effets de multicollinéarité entre les 70 indices spectraux, une analyse du facteur d'inflation de la variance (*Variance Inflation Factor*, VIF) a été appliquée (Snee 1983). Le VIF est calculé en réalisant, pour chaque variable, une régression où celle-ci est considérée comme variable dépendante, tandis que l'ensemble des autres variables sert de prédicteurs. Cette approche permet d'estimer le degré de redondance de la variable au sein du jeu de données. Ainsi, une valeur élevée du VIF indique que la variable est fortement expliquée par les autres variables, ce qui traduit une forte colinéarité. Cette étape permet non seulement d'identifier les indices fortement corrélés entre eux, mais aussi d'optimiser les ressources de calcul et l'espace de stockage requis. Le VIF constitue en effet un indicateur couramment utilisé pour quantifier la redondance entre variables explicatives. Selon Kutner *et al.* (2004), un VIF dépassant 10 témoigne d'un problème majeur de colinéarité, mais d'autres ont aussi interprété des valeurs supérieures à 5 comme révélatrices d'une corrélation élevée. Dans cette perspective, seuls les indices présentant un VIF inférieur à 5 ont été conservés, de manière à minimiser les interactions indésirables entre variables. Cette sélection constitue une étape clé pour renforcer la stabilité et la performance du modèle d'apprentissage automatique (Lecours *et al.* 2017).

Extraction des indices topographiques à partir des modèles altimétriques

En complément des indices spectraux, une information topographique a été dérivée à partir d'un Modèle de Hauteur de Canopée (MHC), plus précisément la pente de canopée, afin d'enrichir l'analyse. Ce choix méthodologique repose sur les caractéristiques particulières du marais de Pointe-aux-Outardes, où l'arrière-côte est dominée par une forêt dense. Cette configuration a conduit à formuler l'hypothèse que la structure verticale de la végétation et notamment la transition nette entre la forêt et le marais pouvaient constituer un indicateur pertinent pour la délimitation de la ligne de côte. Contrairement au MNT, qui représente uniquement la topographie du sol, la pente de MHC permet de saisir les variations de hauteur du couvert végétal et, par conséquent, de détecter les ruptures topographiques associées à cette transition (Figure 12).

La pente du MHC a été calculée dans QGIS à l'aide des fonctions de base de GDAL, puis lissée au moyen de filtres médians appliqués à différentes fenêtres focales (3x3 pixels à 15x15 pixels, par pas de 2). Cette démarche visait à évaluer l'influence de la taille de la fenêtre de lissage sur la précision de l'extraction de la ligne de côte, notamment dans un contexte où un important décalage de résolution existe entre les indices spectraux (10 m) et l'indice topographique (1 m). Cette différence d'échelle spatiale est susceptible d'introduire du bruit dans les modèles et de nuire à la cohérence des prédicteurs.

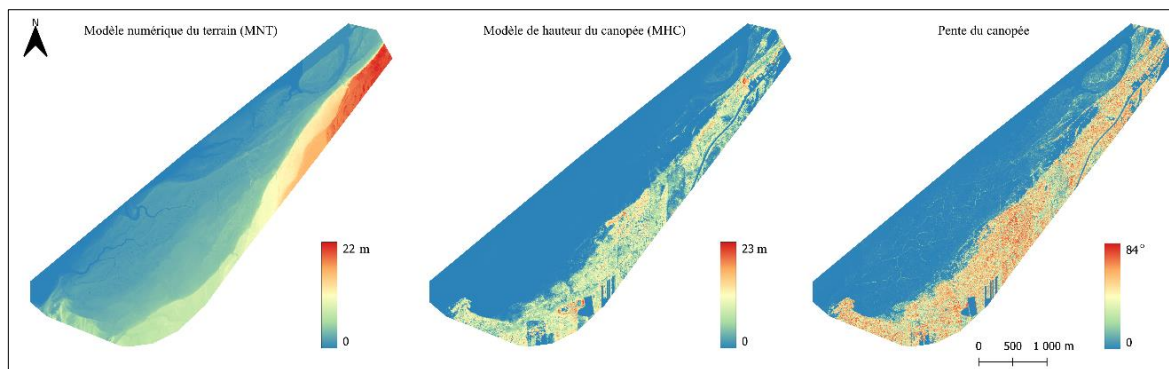


Figure 12: Représentation spatiale du relief, de la hauteur de la canopée et de sa pente.

Fusion des indices spectraux filtrés et des indices topographiques

Les indices spectraux retenus après le filtrage basé sur le VIF ainsi que les sept versions multi-échelles de l'indice topographique ont été intégrés au sein d'une même base de données. La procédure de fusion a été réalisée de manière itérative, en combinant à chaque fois l'ensemble des indices spectraux avec une seule version lissée de la pente de la canopée. Cette approche a conduit à la constitution de sept ensembles de données distincts, cohérents et non redondants, composés de variables explicatives intégrant à la fois des informations spectrales et morphologiques. Une telle combinaison est essentielle pour améliorer la classification des milieux côtiers complexes.

Délimitation de la ligne de côte de référence et préparation des échantillons d'entraînement

Une ligne de côte de référence a été numérisée manuellement sur la base de l'orthophotographie à très haute résolution (20 cm) et à l'aide de la ligne indicative disponible sur la plateforme SIGEC (LDGIZC 2017). Cette ligne de référence a servi à la fois pour la validation du modèle et pour le prélèvement des échantillons d'entraînement. Les points

d'entraînement ont été sélectionnés visuellement sur l'image aérienne pour les deux classes ciblées : le schorre supérieur et l'arrière-côte. La distinction entre ces deux zones est particulièrement nette, l'arrière-côte étant dominée par une végétation arborée dense, tandis que le schorre supérieur se caractérise par une végétation basse et homogène. Cette différence marquée de structure végétale facilite la délimitation visuelle des classes lors de la sélection des échantillons.

Entraînement et évaluation du modèle *Random Forest*

Le modèle Random Forest a été utilisé pour classifier les données fusionnées. Ce modèle est particulièrement adapté aux jeux de données présentant une forte hétérogénéité et un grand nombre de bandes spectrales, comme c'est le cas dans cette étude. Différents modèles ont été testés : un modèle utilisant tous les indices spectraux, un modèle combinant tous les indices spectraux avec la MHC, un modèle basé sur la sélection d'indices ainsi que sept modèles à neuf variables combinant la sélection d'indices et le MHC lissé à différentes distances d'analyses. Tester les modèles à 70 et 71 variables était pertinent, car *Random Forest* est réputé pour bien gérer les variables corrélées (Salman et al. 2024). Après avoir testé plusieurs valeurs de nombre d'arbre de l'algorithme RF, le nombre 200 semble être le compromis permettant d'assurer une bonne stabilité des prédictions tout en maintenant des temps de calcul raisonnables. L'importance des variables explicatives a été évaluée afin d'identifier les indices et caractéristiques contribuant le plus à la classification et d'éclairer le choix des variables pour les modèles optimisés.

Post-traitement et extraction de la ligne de côte

Les résultats bruts de la classification ont ensuite été post-traités afin d'extraire une ligne de côte continue et homogène. Cette étape a été implémentée sous forme d'un modèle dans QGIS. La chaîne de traitement comprend des opérations de nettoyage de la classification (filtrage spatial, agrégation de pixels) et de vectorisation du contour entre les deux classes (schorre supérieur et arrière-côte), ainsi que le découpage par rapport à une zone entourant la côte pour garder uniquement la ligne de côte.

Évaluation de la précision spatiale de la ligne de côte cartographiée

Pour valider les lignes de côte extraites automatiquement, 13 540 points ont d'abord été générés le long de chaque ligne, avec un espacement régulier de 1 m. Pour chacun des points issus de la ligne extraite, le point correspondant le plus proche sur la ligne de référence a été déterminé au moyen d'une recherche de plus proche voisin géométrique (*nearest point*). La distance euclidienne entre chaque paire de points a ensuite été calculée, constituant un ensemble de mesures d'écart local entre les deux lignes. Ces distances ont finalement été utilisées pour calculer deux mesures globales d'erreur, l'écart absolu moyen (*Mean Absolute Distance*, MAD) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Square Error*, RMSE), permettant d'évaluer la précision de l'extraction de la ligne de côte et de quantifier les marges d'erreur liées au choix du traitement.

2.3 Résultats

2.3.1 Sélection des indices spectraux

La méthode de sélection par le VIF séquentiel avec un seuil de 5 a permis de réduire l'ensemble initial de 70 indices spectraux à un sous-groupe optimal de huit indices, à savoir le *Green Chlorophyll Index* (GCI), *Green Leaf Index* (GLI), *Enhanced Vegetation Index* (EVI), *Modified Red-Edge NDVI* (MRENDVI), *Normalized Difference Index* (NDI), *Modified Red Edge Simple Ratio* (MRESR) et *WorldView Vegetation Index 3* (WV-VI3). La Figure 13 illustre leur distribution spatiale sur l'ensemble de la zone d'étude. Bien que ces indices soient caractérisés par des plages de valeurs distinctes, certains d'entre eux, notamment l'EVI, le MRENDVI et le GVIe montrent une réponse spectrale plus marquée à la transition entre les milieux de l'arrière-côte et du schorre supérieur. Cette sensibilité aux changements de structure et de densité de la végétation met en évidence leur potentiel pour la discrimination de ces unités paysagères et, par conséquent, pour l'identification de la zone de transition correspondant à la ligne de côte.

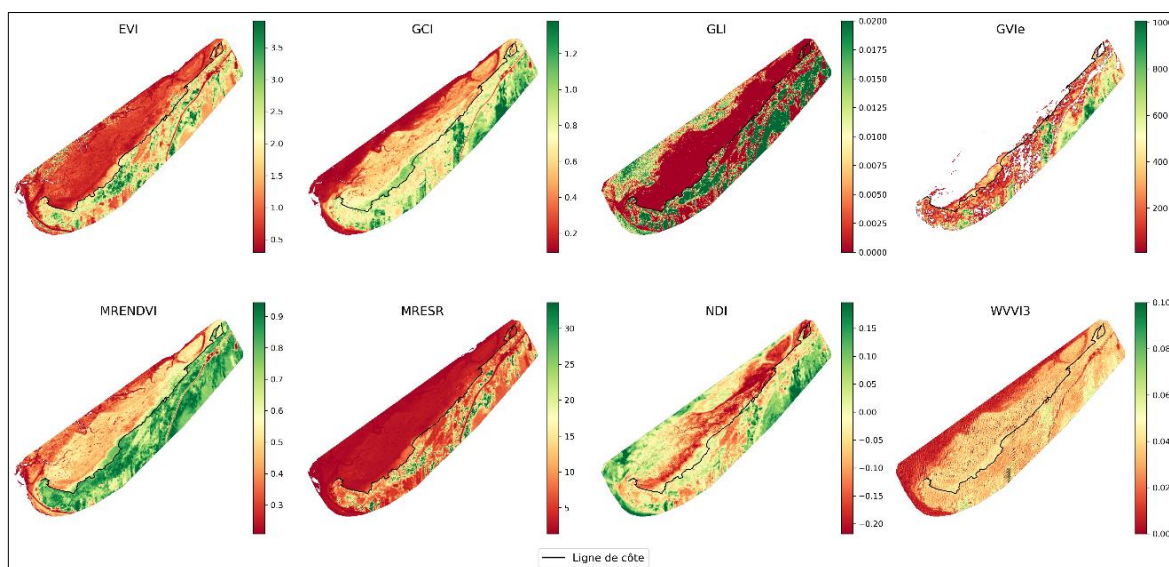


Figure 13: Les indices spectraux retenus après l'application du VIF séquentiel. La ligne noire représente la ligne de côte de référence, tracée à partir d'une orthophotographie aérienne de 20cm de résolution.

2.3.2 Impact de la pente de canopée sur la précision de la ligne de côte

Le Tableau 3 présente une comparaison des performances de différentes configurations d'estimation, en fonction des variables utilisées et de la taille des fenêtres spatiales. Deux indicateurs d'évaluation sont pris en compte : le MAD et le RMSE, tous deux exprimés en mètres.

Dans un premier temps, l'utilisation brute des 70 indices spectraux donne lieu à des erreurs de 12,39 m pour le MAD et de 19,04 m pour le RMSE. Toutefois, lorsque ces variables sont réduites à 8 par sélection à base de VIF séquentiel, les performances se dégradent, avec une hausse du RMSE à 22,85 m, traduisant une perte notable d'information.

L'ajout de la pente extraite du Modèle de Hauteur de Canopée (MHC) améliore significativement les résultats. La combinaison des indices sélectionnés avec la pente MHC

(totalisant 9 variables) permet d'optimiser davantage les performances. Selon la taille de la fenêtre spatiale utilisée, les résultats varient légèrement, mais c'est avec une fenêtre de 13×13 pixels que les meilleures précisions sont obtenues (Tableau 3). L'erreur atteint alors son minimum avec un MAD de 7,31 m et un RMSE de 10,52 m. Ces résultats mettent en évidence l'effet bénéfique de l'agrégation spatiale, qui permet de lisser le bruit local et d'améliorer la précision des estimations.

Comme indiqué à la Section 2.2.3 (Étape 6) et étant donné la perte d'information associée à la réduction de 70 indices à seulement 8, nous avons également testé une configuration incluant l'ensemble des indices spectraux, combinés à la pente du MHC calculée avec la fenêtre optimale (13×13), soit un total de 71 variables en entrée du modèle. Cette configuration a produit une erreur MAD de 9,69 m et un RMSE de 13,72 m, démontrant que trop de variables peuvent causer du bruit dans l'analyse malgré les capacités de *Random Forest* à gérer de gros jeux de données avec de la corrélation. Dans tous les cas, l'ajout de la MHC améliore les détections.

Tableau 3: Comparaison des erreurs de position selon les jeux de variables utilisés.

Données utilisées	Nombre variables	de Fenêtre	MAD (m)	RMSE (m)
Indices spectraux	70	-	12.39	19.04
Indices filtrés par VIF	8	-	16.92	22.85
Indices + Pente MHC	71	13*13	9.69	13.72
		3*3	11.32	15.95
		5*5	9.15	12.68
		7*7	8.57	12.03
Indices filtrés + Pente MHC	9	9*9	8.86	12.31
		11*11	7.78	11.12
		13*13	7.31	10.52
		15*15	7.57	10.86

2.3.3 Importance des variables pour la classification

L'évaluation de l'importance des variables indépendantes (Figure 14) pour le modèle Random Forest le plus précis (voir Tableau 3), construit à partir de neuf variables, met en évidence les contributions relatives de chaque indicateur dans la cartographie des deux classes schorre supérieur et arrière-côte. On observe que la variable pente de la canopée domine largement avec une importance proche de 40%, ce qui suggère qu'elle joue un rôle déterminant dans la performance du modèle. À l'opposé, des indices comme NDI ou WVVI3 présentent des valeurs d'importance très faibles, indiquant une influence limitée. D'autres indices de végétation tels que MRENDVI, MRESR, ou GLI occupent des positions intermédiaires, témoignant d'une contribution moyenne. Cette hiérarchisation des variables

permet de mieux comprendre les facteurs les plus pertinents dans la cartographie de la ligne de côte, particulièrement lorsqu'un contraste marqué oppose les différents étages de végétation, tels que la végétation terrestre de l'arrière-côte et la végétation halophile du marais maritime, sujette aux submersions.

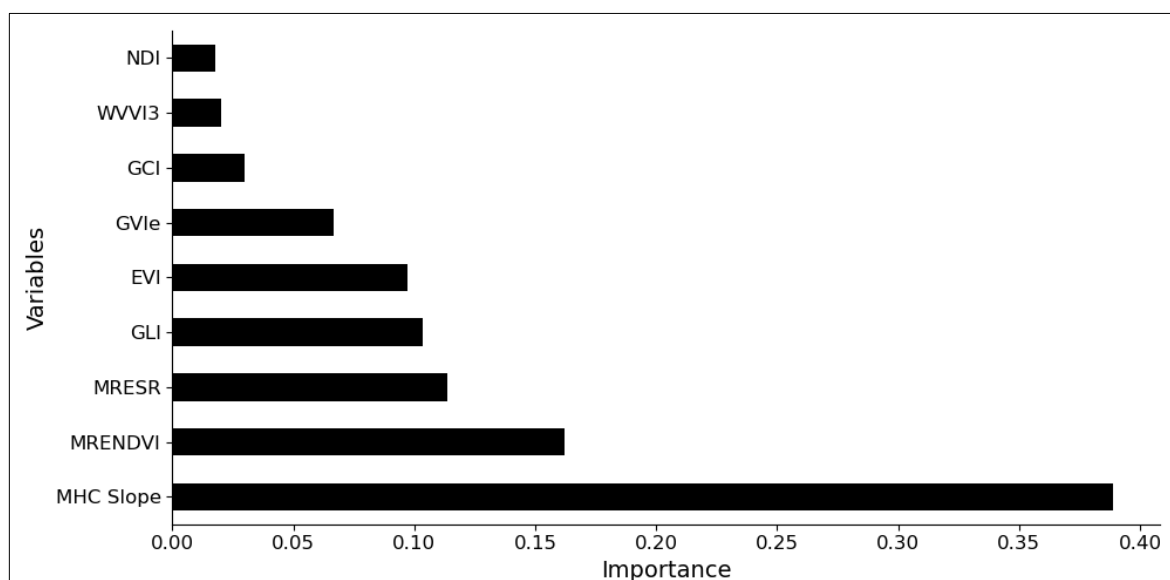


Figure 14: Importance des variables utilisées pour le classificateur RF.

2.3.4 Cartographie de la ligne de côte

La Figure 15 illustre la comparaison spatiale entre la ligne de côte de référence (en cyan), numérisée manuellement à partir d'une orthophotographie haute résolution (20 cm), et la ligne de côte cartographiée automatiquement (en bleu) à l'aide de la méthode produisant le meilleur résultat (Tableau 3).

Trois zones (encadrées en vert) ont été sélectionnées pour une visualisation détaillée (A, B et C). Ces cartouches mettent en évidence la précision spatiale obtenue dans les zones complexes, telles que les marais ou les zones de transition végétation terrestre et végétation

périodiquement submergée. La ligne cartographiée suit de manière fidèle la morphologie côtière observée sur l'image aérienne de très haute résolution spatiale, en particulier dans les secteurs à forte hétérogénéité.

La carte met en évidence la qualité du positionnement de la ligne extraite dans l'ensemble du secteur étudié, avec des écarts localisés minimes entre les deux lignes, confirmant la pertinence des variables utilisées et la robustesse du modèle d'apprentissage automatique.

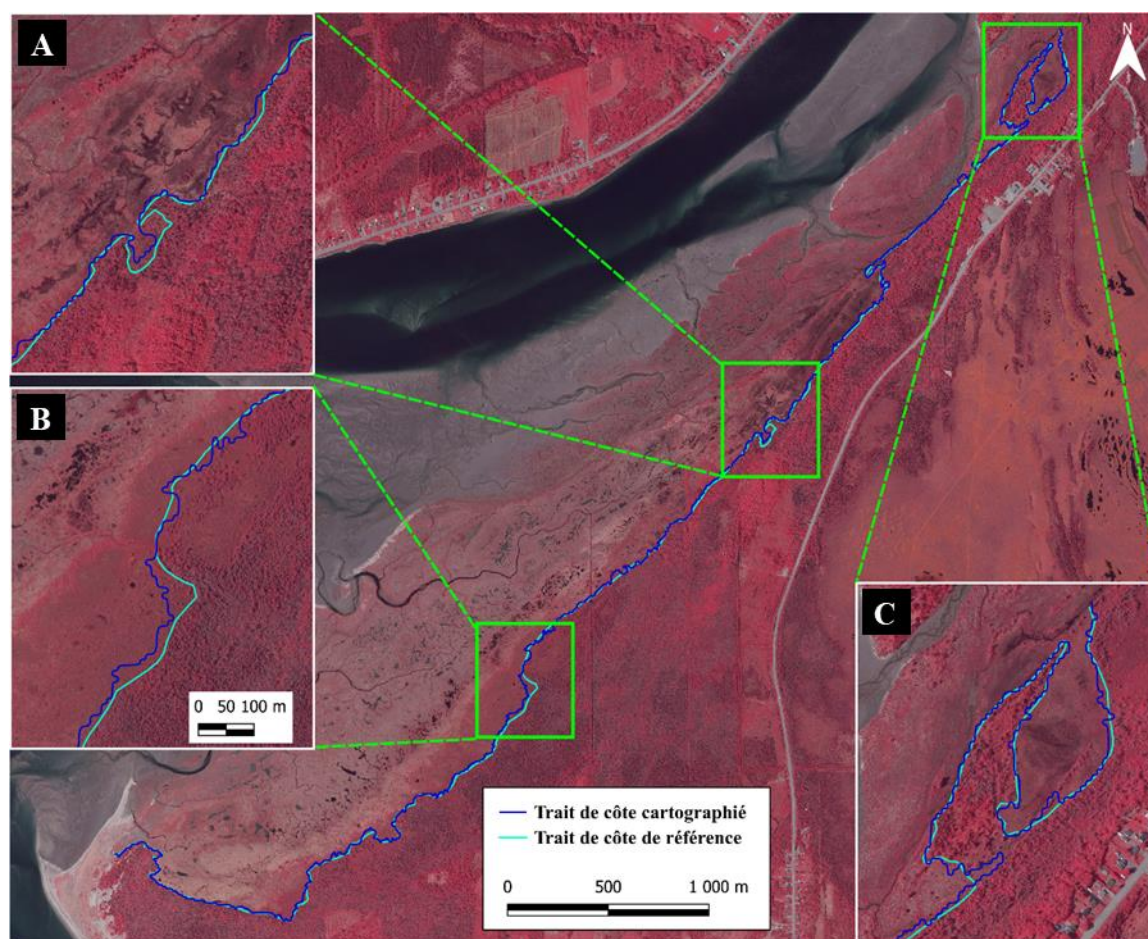


Figure 15: Comparaison spatiale entre la ligne de côte extraite et la ligne de référence, avec un accent (A, B et B) sur des zones présentant de forts écarts. Le fond correspond à la composition fausse couleur (NIR, R, B) de l'image aérienne.

2.4 Discussions

2.4.1 Choix de l'indicateur de la ligne de côte

Le choix de l'indicateur définissant la ligne de côte constitue une étape cruciale dans tout processus de cartographie côtière. De nombreuses études ont sélectionné une ligne correspondant à la limite instantanée de l'eau (*instantaneous water line*, IWL), généralement extraite à partir d'images satellitaires ou d'orthophotographies en fonction du contraste spectral entre les surfaces émergées et immergées (Çelik et Gazioğlu 2022; Panjaitan et Maulana 2024; Parente *et al.* 2024). Cette approche est largement adoptée en raison de sa simplicité et de la facilité de détection de cette interface. Toutefois, étant directement liée au niveau d'eau au moment de l'acquisition de l'image, la position de l'IWL dépend des conditions de marée et peut varier selon la pente du littoral, ce qui introduit une incertitude dans l'attribution d'une élévation de référence à la ligne de côte détectée.

Certaines recherches, comme celle de Yadav *et al.* (2018), ont adopté un autre indicateur : la ligne de haute mer, qui correspond à la limite maximale atteinte par l'eau lors de la marée haute. Toutefois, cet indicateur reste difficilement détectable à partir d'images à faible résolution spatiale ou temporelle (Boak et Turner 2005; Pardo-Pascual *et al.* 2018).

Dans cette étude, nous avons choisi un autre indicateur, plus cohérent avec la réalité géomorphologique des marais maritimes et en adéquation avec l'objectif de délimitation et de cartographie de la ligne de côte. La ligne de côte y est définie comme la transition entre le schorre supérieur (zone inondée occasionnellement) et l'arrière-côte (zone non inondée à végétation terrestre) (Figure 16). Cette approche permet de représenter non seulement une limite hydrologique, mais surtout une frontière structurelle et écologique de la zone côtière

(Houde-Poirier *et al.* 2018). À l'inverse, d'autres études ont retenu des indicateurs différents pour le suivi des milieux humides : Kuleli *et al.* (2011a) se basent sur la limite instantanée de l'eau pour la détection automatique de la ligne de rivage d'un milieu humide deltaïque contenant des marais, des marécages et des prairies humides. De leur côté, McLoughlin *et al.* (2015) exploitent la limite inférieure de la végétation, laquelle correspond à la transition entre la slikke et le schorre inférieur (Figure 16), pour l'estimation de l'érosion des bords des marais maritimes.

D'un point de vue méthodologique, cette définition présente deux avantages majeurs. Premièrement, elle stabilise spatialement la ligne de côte, la rendant moins sensible aux conditions temporaires (par exemple le niveau d'eau au moment de la prise de vue, présence d'algues ou de mousse flottante). Cette stabilité améliore la comparabilité des lignes extraites entre différentes dates d'observation et la rend particulièrement adaptée aux analyses diachroniques et au suivi spatio-temporel de l'évolution des côtes des marais maritimes. Deuxièmement, elle permet une meilleure intégration des variables topographiques dans la détection automatique, telles que la pente de canopée, qui devient ici un indicateur direct de la rupture morphologique.

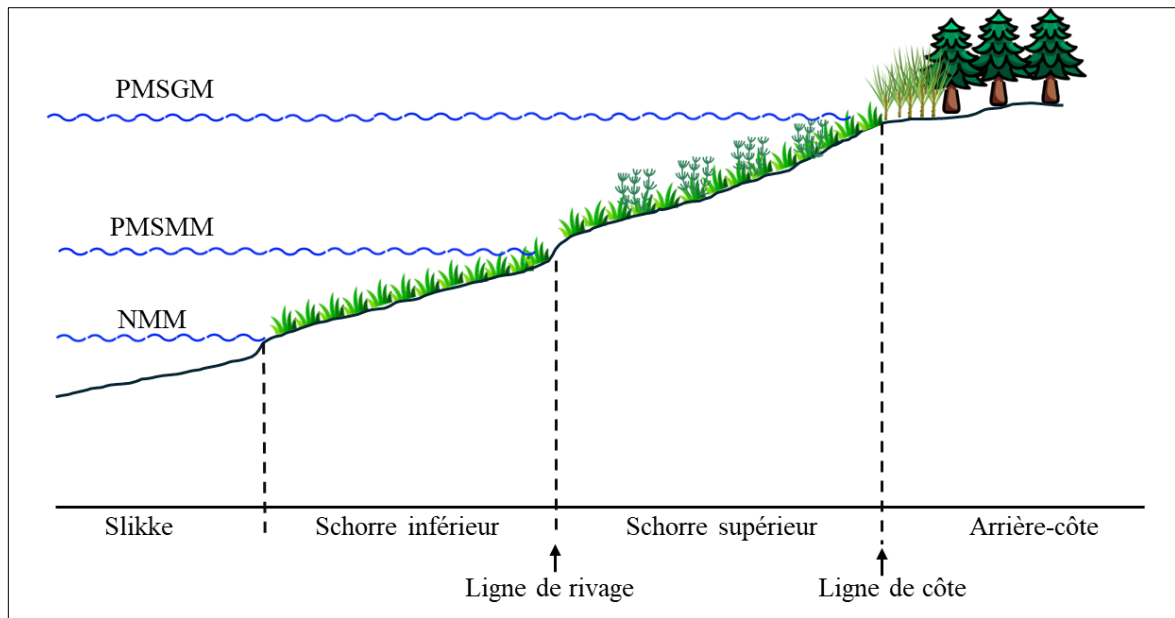


Figure 16: Profil transversal d'un marais maritime. NMM: Niveau moyen des mers, PMSMM: Pleine mer supérieure de marée moyenne, PMSGM: Pleine mer supérieure de grande marée.

Source : inspirée de (Desrochers et al. 2022).

2.4.2 Performances

Le RMSE minimal de 10,52 m obtenu avec l'utilisation de huit indices spectraux combinés à la pente de canopée avec un filtre médian d'une fenêtre de 13×13 pixels s'inscrit dans la gamme de performances rapportées dans les études récentes utilisant les données Sentinel-2. Par exemple, une étude de l'USGS rapporte que, pour des plages sableuses en milieu microtidal, les algorithmes appliqués aux images Sentinel-2 atteignent généralement des RMSE autour de 10 m, avec une augmentation notable des erreurs (jusqu'à plus de 20 m) dans les environnements macrotidaux (Vos *et al.* 2023). De même, Pardo-Pascual *et al.* (2024), rapportent des RMSE variant entre 3,7 et 13,5 m selon les types de littoraux analysés.

Il est toutefois important de souligner que certaines études ont obtenu des précisions nettement supérieures principalement grâce à l'utilisation de données à très haute résolution

ou à l'extraction de la ligne de rivage (et non pas la ligne de côte) avec d'autres indicateurs géomorphologiques. Farris *et al.* (2019), par exemple, ont atteint un RMSE de 0,43 m en proposant deux méthodes, dont l'une basée sur le sommet d'escarpement dérivé de données d'élévation fines et l'autre basée sur la limite inférieure de la végétation extraite d'images à très haute résolution spatiale de drone. À l'inverse, d'autres travaux ne rapportent pas explicitement la précision de leur ligne de côte (Kuleli *et al.* (2011a)), ce qui limite les comparaisons directes. Les études reposant sur la numérisation manuelle présentent quant à elles des marges d'erreur généralement plus faibles, souvent de l'ordre de 1,85 m (Baron *et al.* 2010) ou inférieures à 5 m (McLoughlin *et al.* 2015).

Dans notre cas, la précision plus modeste obtenue s'explique en partie par la nature même du trait analysé et le type de données utilisées. Contrairement aux environnements sableux où la limite entre l'eau et le sable est franche, la transition entre le schorre supérieur et arrière-côte dans un marais maritime est plus progressive et repose sur des variations subtiles de structure végétale. Ainsi, même si la précision numérique est moindre, la ligne extraite reflète plus fidèlement la réalité géomorphologique et écologique du milieu, ce qui constitue un avantage important pour la cartographie des marais côtiers et le suivi de leur évolution dans le temps.

2.4.3 Sélection des variables spectrales

Dans le cadre de l'apprentissage automatique, la sélection des variables explicatives constitue une étape déterminante pour optimiser les performances des modèles (Cheng 2024). Dans cette étude, l'ensemble initial comprenait 70 variables, un volume important et potentiellement redondant. Une procédure de sélection basée sur le VIF séquentiel, avec un

seuil fixé à 5, a été appliquée afin d'identifier un ensemble réduit d'indices spectraux informatifs et faiblement corrélés. À l'issue de ce filtrage, huit indices ont été retenus : GCI, GLI, EVI, MRENDVI, NDI, MRESR et WV-VI3. Leur combinaison offre une complémentarité spectrale notable, intégrant des informations issues des bandes visibles, du proche infrarouge et du red-edge.

À l'inverse, des indices largement utilisés tels que le NDVI ont été éliminés au cours du processus de sélection. Bien que le NDVI soit un indicateur largement validé de la vigueur de la végétation (Nogovitsyn *et al.* 2023; Mehmood *et al.* 2024; Ma *et al.* 2025), il est fortement corrélé à de nombreux autres indices dérivés des bandes rouge et proche infrarouge. Dans un contexte de sélection par VIF, cette redondance conduit naturellement à son exclusion, non pas en raison d'une faible pertinence biophysique, mais parce que son information est déjà capturée, voire enrichie, par d'autres indices. Par ailleurs, le NDVI est connu pour sa tendance à saturer dans les zones densément végétalisées (Huete *et al.* 2002), ce qui limite son utilité dans certains environnements, notamment les milieux côtiers à forte biomasse.

2.4.4 Apport de la pente de canopée

La pente du MHC a été lissée à l'aide de fenêtres de tailles croissantes (3×3, 5×5 ... jusqu'à 15×15 pixels). L'analyse des performances présentée au Tableau 3 montre une amélioration progressive de la précision à mesure que la taille du filtre augmente, avec un optimum atteint pour une fenêtre de 13×13 pixels (RMSE = 10,52 m). Au-delà de cette taille, notamment avec une fenêtre de 15×15, la précision diminue légèrement, suggérant un effet de surlissage. Ce résultat est cohérent avec la résolution spatiale des indices spectraux dérivés

des images Sentinel-2 (10 m). Il indique que les fenêtres de lissage dont l'emprise spatiale est proche de la taille de pixel des données spectrales tendent à fournir les meilleures performances.

L'intégration de la pente de canopée a permis de réduire significativement les erreurs de prédiction, faisant passer les valeurs du RMSE et du MAD de 22,9 m et 16,92 m à 10,52 m et 7,31 m respectivement, soit une diminution de plus de 50 % du RMSE. L'importance de cette variable altimétrique est d'ailleurs confirmée par l'analyse de l'importance des variables dans le modèle *Random Forest* (voir Figure 14).

Contrairement à l'étude de Yulmetova (2021), qui s'appuyait sur 18 variables provenant de Sentinel-1, Sentinel-2 et de données altimétriques pour générer des cartes binaires terre/eau avec une exactitude de 84 à 87 %, l'approche proposée démontre qu'un ensemble plus réduit de variables – soit huit indices spectraux et une unique variable de morphologie de la végétation – peut produire une précision intéressante.

Ce résultat est particulièrement significatif dans les environnements densément végétalisés où la ligne de côte est marquée par un fort contraste de hauteur de végétation, rendant l'interprétation difficile avec des méthodes purement multispectrales. De plus, cette méthodologie, plus simple à mettre en œuvre, constitue une solution à la fois efficace et facilement reproductible.

2.4.5 Perspectives et limites

Bien que les performances obtenues soient satisfaisantes, la comparaison avec d'autres approches révèle que l'utilisation d'images à très haute résolution (VHR) permettrait d'atteindre des précisions inférieures à 5 m (Pardo-Pascual *et al.* 2024). Par ailleurs,

l'application de réseaux de neurones convolutifs (CNN) a également démontré son efficacité pour produire des résultats plus précis (Heidler *et al.* 2021). Néanmoins, l'implémentation de RF est plus simple que celle des CNNs qui eux nécessitent énormément de données d'entraînement et dont l'exécution rapide nécessite d'infrastructures puissantes (Alzubaidi *et al.* 2021). En d'autres mots, nos résultats démontrent que la méthode proposée demeure parfaitement adaptée aux zones d'étude étendues, combinant l'accessibilité des données ouvertes, la simplicité de mise en œuvre et une précision suffisante pour la cartographie régionale de la ligne de côte. À long terme, l'intégration de données complémentaires, telles que des images radar ou des séries temporelles, ou encore des images à plus haute résolution spatiale, pourrait encore améliorer ces performances.

Cela dit, bien que la méthode ait permis d'atteindre une précision jugée satisfaisante pour la cartographie statique de la ligne de côte (RMSE minimal de 10,52 m, équivalent à près d'un seul pixel Sentinel-2), ce niveau reste insuffisant pour un suivi spatio-temporel fin des changements côtiers. En effet, dans les zones où la dynamique du trait de côte s'exprime à des échelles de quelques mètres par an, une telle marge d'erreur introduit une incertitude importante. Elle limite notamment la détection de phénomènes subtils comme l'accrétion ou l'érosion modérée à faible. Il serait pertinent dans le futur d'adapter la méthode avec des données satellitaires à plus haute résolution ou des relevés par drone pour permettre ce genre d'études.

2.5 Conclusion

Cette étude met en évidence le potentiel d'une approche optimisée, reposant sur un nombre réduit de variables dérivées de données ouvertes, pour la cartographie précise de la

ligne de côte dans des milieux complexes comme les marais maritimes à végétation dense. L'intégration d'indices spectraux sélectionnés par VIF combinés à la pente de canopée s'est révélée particulièrement efficace. En mobilisant un classificateur *Random Forest* et en tirant parti de l'agrégation spatiale, nous avons obtenu une réduction significative des erreurs (RMSE minimal de 10,52 m et MAD de 7.31), tout en maintenant une méthodologie simple et facilement reproductible.

Ces résultats mettent en évidence non seulement l'intérêt d'une démarche allégée en termes de données d'entrée, mais aussi l'importance de maintenir une sélection méthodologique rigoureuse des variables utilisées. Ils soulignent également l'importance d'adapter les indicateurs de délimitation aux particularités géomorphologiques propres aux marais côtiers. Bien que notre approche convienne à la production de cartes de référence à grande échelle géographique, elle montre ses limites pour le suivi fin des dynamiques côtières à court terme, ce qui ouvre la voie à des perspectives d'amélioration, notamment par l'intégration de données à plus haute résolution ou de séries temporelles multicapteurs.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE TRANSFÉRABLE POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA LIGNE DE CÔTE BASÉE SUR DES INDICES SPECTRAUX DE VÉGÉTATION

Résumé

Dans le cadre du suivi des zones côtières par imagerie satellitaire, la première étape cruciale consiste à identifier avec précision les contours du littoral ainsi que ses principales caractéristiques physiques et écologiques. Les méthodes d'extraction des littoraux basées sur les limites instantanées de l'eau sont très sensibles aux conditions de marée et à la turbidité. Cette étude propose une approche alternative utilisant les limites de la végétation comme indicateurs du littoral, spécifiquement adaptée aux caractéristiques écologiques de certains environnements côtiers du Saint-Laurent.

Nous avons évalué les performances de 40 indices spectraux dérivés des images satellites Sentinel-2 afin de distinguer les zones végétalisées des zones non végétalisées sur deux sites côtiers contrastés de la Côte-Nord, au Québec. La méthodologie comprenait l'amélioration de la résolution spatiale des bandes Sentinel-2 de 20 m à 10 m, le seuillage automatique à l'aide de la méthode d'Otsu, l'application de l'algorithme *marching squares* pour une résolution sub-pixel et la validation par rapport à des lignes de référence numérisées manuellement à partir d'orthophotographies à haute résolution (20 cm). Les résultats montrent que l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) s'est révélé comme l'indice le plus précis, avec des valeurs d'erreur quadratique moyenne (RMSE) de 9,01 m et

une distance absolue moyenne (MAD) de 6,88 m pour un site avec une flèche littorale, et de 5,59 m (RMSE) et 3,49 m (MAD) pour un site présentant différents environnements. D'autres indices de végétation, notamment *l'Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index* (OSAVI), *l'Infrared Percentage Vegetation Index* (IPVI), le *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) et le *Non-Linear Index* (NLI), ont également affiché de bonnes performances avec des valeurs de RMSE inférieures à 11,5 m. Sur la base de ces résultats, un processus entièrement automatisé fondé sur le NDVI a été implémenté sous forme d'une application Google Earth Engine, permettant la cartographie diachronique de la ligne de côte (Annexe IV).

L'approche basée sur la végétation s'est révélée robuste dans différents contextes géomorphologiques, particulièrement les tombolos, les côtes rocheuses et les terrasses de plage. Cette méthode automatisée offre une solution reproductible et accessible pour la surveillance côtière à grande échelle, apportant un soutien précieux aux stratégies de gestion durable du littoral et à la surveillance à long terme de l'érosion dans le contexte du changement environnemental mondial.

3.1 Introduction

L'érosion côtière représente un défi croissant pour de nombreux littoraux à travers le monde (Jouzel *et al.* 2015), y compris celui du Québec (Didier *et al.* 2015). L'un des impacts de l'érosion côtière est la perte de terres à proximité des côtes, pouvant conduire à des déplacements de population des zones vulnérables et à des perturbations sociales (Warren *et al.* 2021). Selon les projections, le Canada se classe au deuxième rang mondial pour la longueur totale des plages de sable susceptibles de disparaître d'ici 2100 (Vousdoukas *et al.* 2020).

Le recul des côtes du Saint-Laurent s'est intensifié au cours des dernières années (Circé *et al.* 2016). Avec l'élévation du niveau des mers dans l'estuaire maritime et le golfe, exacerbée par les activités humaines et les changements climatiques, cette tendance risque de s'amplifier (Stratégie Saint Laurent 2024b). Les municipalités côtières du Saint-Laurent font face à une vulnérabilité croissante en raison des variations du niveau de l'eau et de l'érosion. Ces menaces pèsent non seulement sur les rivages et les écosystèmes littoraux, mais également sur les infrastructures, les bâtiments et la sécurité des habitants (Rondeau-Genessee 2020).

Afin de comprendre l'évolution des côtes, il est primordial de mettre en place des outils de suivi temporel précis et fiables. L'extraction de la ligne de côte représente l'étape clé de ce processus, car elle permet d'observer et de quantifier les déplacements du trait de côte au fil du temps. En ce sens, la cartographie automatique des plages sableuses (comme les terrasses de plage) s'impose comme une méthode efficace, facilitant la détection rapide des changements morphologiques et la mise en évidence des tendances érosives. Cette approche offre ainsi un appui indispensable pour les stratégies de gestion durable du littoral.

Ces dernières années, de nombreuses études ont porté sur l'extraction automatique de la ligne de côte à partir d'images satellitaires optiques. L'intérêt pour des méthodes capables de s'adapter à la diversité des environnements côtiers ne cesse de croître. Dans la plupart des études, la limite instantanée entre l'eau et la terre est utilisée comme principal indicateur pour localiser la ligne de côte. Cette approche est largement adoptée, par exemple dans les travaux de Hastuti *et al.* (2024) à Bali, Angelini *et al.* (2024a) en Espagne et en Italie, ainsi que dans des études paneuropéennes comme celle de Pardo-Pascual *et al.* (2024). Ce choix

d'indicateur, bien que simple à implémenter à partir d'images optiques, présente une sensibilité importante aux conditions de marée et à la turbidité. Elle pourrait ne pas refléter de façon adéquate les taux d'érosion ou d'accumulation qui peuvent être représentés par une simple variation du niveau de l'eau entre deux mesures au lieu d'un réel changement dans la ligne de côte.

Plusieurs méthodologies ont été développées pour l'extraction automatique du trait de côte, avec une prédominance des techniques fondées sur les indices spectraux. La sélection des indices spectraux varie selon les auteurs, bien que l'indice par différence normalisée de l'eau (NDWI) reste une référence courante pour la séparation eau/sol. Plusieurs études ont évalué des combinaisons d'indices, comme Hastuti *et al.* (2024) qui compare cinq indices, mettant en évidence la performance du MNDWI dans les environnements tropicaux à forte turbidité. D'autres recherches, comme celles de Panjaitan et Maulana (2024) et Yadav *et al.* (2024), ont utilisé le NDVI pour détecter la végétation littorale, en l'associant parfois à des approches de seuillage ou de classification.

Ces approches s'appuient généralement sur des algorithmes de classification, qu'ils soient supervisés ou non supervisés. Parente *et al.* (2024) ont ainsi mis en œuvre une classification non supervisée basée sur une analyse en composantes principales (PCA), permettant de réduire la dimensionnalité tout en conservant les variations spectrales significatives. De leur côté, Amoroso *et al.* (2024) ont appliqué un algorithme d'arbre de décision à plusieurs combinaisons de données, intégrant à la fois les bandes spectrales originales et divers indices liés à la présence d'eau, afin d'optimiser la segmentation terre-eau. Par ailleurs, les approches basées sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et la

segmentation supervisée ont été explorées avec des données optiques, radar et des modèles altimétriques (Wang *et al.* 2023; Chang et Chen 2024; Passarello *et al.* 2024). Ces méthodes sont généralement les plus efficaces dans des environnements complexes ou hétérogènes, car elles permettent de mieux représenter les formes et les textures du littoral (Khurram *et al.* 2025). Toutefois, elles nécessitent des jeux de données d'entraînement importants, des ressources de calcul élevées et peuvent perdre en précision lorsqu'elles sont appliquées dans des contextes différents de ceux utilisés pour l'apprentissage (Ball *et al.* 2018).

Dans certains cas, des outils dédiés sont utilisés, à l'instar du *Shoreline Automatic Extraction Tool* (SAET) utilisé par de multiples auteurs (Cabezas-Rabadán *et al.* 2024; Pardo-Pascual *et al.* 2024), ou encore du *Coastal Analyst System Tool from Space Imagery Engine* (CASSIE) utilisé par Bonou *et al.* (2024) pour le suivi de la dynamique côtière de 1983 à 2023 au Bénin. De plus, Schütt *et al.* (2024) ont développé l'outil SEaCAT basé sur l'utilisation des indices spectraux associés à l'eau pour l'extraction de la limite terre-eau. Les outils automatisés offrent quant à eux une bonne robustesse et une grande reproductibilité, ce qui les rend particulièrement adaptés aux analyses multi-temporelles à grande échelle.

Cependant, malgré ces avancées, leur performance demeure étroitement liée aux conditions environnementales locales, notamment la nature du littoral, l'hydrodynamisme, la dynamique hydrosédimentaire ou encore la résolution des données disponibles. Un consensus émerge sur l'absence d'une méthode globale, au profit d'approches spécifiques à calibrer selon les contextes régionaux.

La présente étude a pour objectif global le développement d'une méthodologie de détection de la ligne de côte adaptée aux environnements côtiers dont l'indicateur de la ligne

de côte est la limite de végétation terrestre, notamment les côtes à accumulation granulaire et les côtes rocheuses. Afin de développer une méthode reproductible et adaptée aux spécificités écologiques de ces milieux côtiers, l'étude vise à évaluer la performance de quarante indices spectraux dérivés d'images satellitaires pour discriminer les zones végétalisées des zones non végétalisées et dont la frontière représente la ligne de côte.

3.2 Matériels et méthodes

3.2.1 Sites d'étude

Le premier site d'étude est localisé dans la Municipalité Régionale de Comté (MRC) de Sept-Rivières, sur la Côte-Nord du Québec. Il s'agit d'une formation géomorphologique de type flèche littorale, établie à l'embouchure de la rivière Moisie (Figure 17). Ce type de structure côtière résulte de l'accumulation de sédiments transportés par les courants marins et fluviaux, formant une bande étroite et allongée de sable ou de galets parallèle au rivage. Ce site présente une dynamique particulièrement sensible aux variations hydrologiques et aux processus d'érosion, en raison de sa situation en zone de transition entre les milieux fluviaux et maritimes.

Le deuxième site d'étude est situé dans la MRC de Baie-Trinité, au nord de Baie-Comeau. Cette portion du littoral, d'une longueur approximative de 10 kilomètres, présente une grande diversité géomorphologique (Figure 17). Elle comprend des affleurements rocheux, des plages composées de sédiments sableux, de galets et graviers, ainsi que des tombolos reliant certains îlots au continent. Des marais maritimes de petite taille y sont également présents, offrant des habitats d'un intérêt écologique notable. La complexité topographique et la variabilité hydrodynamique de ce secteur en font un site pertinent pour

évaluer la performance de notre méthode d'extraction de la ligne de côte dans des conditions hétérogènes.

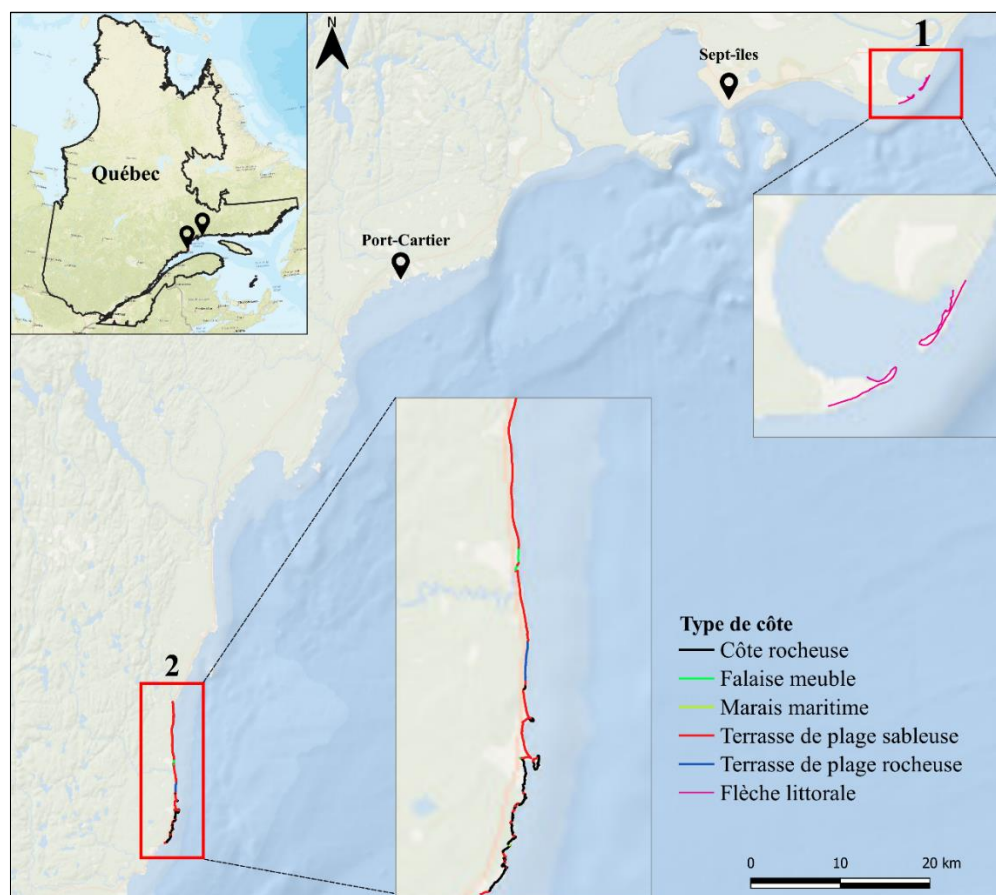


Figure 17: Carte de localisation des deux sites d'étude.

3.2.2 Sources de données

3.2.2.1 Imagerie Sentinel-2

Les données du satellite Sentinel-2 niveau L2A ont été sélectionnées et téléchargées depuis le Sentinel Scientific Data Hub (Agence Spatiale Européenne 2015). Pour le 1^{er} site (flèche littorale), l'image utilisée date de 29 juillet 2024 (tuile ID : 19UGR, heure d'acquisition (UTC): 15h26min31s, hauteur de marée : 1.136m), et pour le 2^e site (mixte),

nous avons utilisé une série d’images pour suivre l’évolution temporelle de la ligne de côte. Leurs dates d’acquisitions sont illustrées dans le tableau 4.

Afin de limiter les biais liés aux variations saisonnières de la végétation, susceptibles d'affecter la comparabilité spatiale entre les lignes de côte extraites des données Sentinel-2 et celle numérisée à partir des orthophotographies, nous avons veillé à sélectionner des images Sentinel-2 dont la date d’acquisition se rapproche le plus possible de celle des orthophotographies. Cette synchronisation temporelle vise à minimiser les écarts liés à la dynamique végétale, notamment en ce qui concerne l’étendue de la végétation, qui peut fortement influencer la position des lignes de côte.

Tableau 4: dates d’acquisition des images Sentinel-2 utilisées pour le suivi spatio-temporel du site 2 (mixte).

Date d’acquisition (JJ/MM/AAAA)	Heure d’acquisition Heure (UTC)	Tuile ID	Hauteur de marée (m)
23/08/2016	15h36min02s	T19UFQ	0,27
24/07/2017	15h35min59s	T19UFQ	0,63
13/08/2018	15h36min11s	T19UFQ	0,24
28/08/2019	15h36min01	T19UFQ	1,91
02/08/2020	15h36min21s	T19UFQ	1,54
17/08/2021	15h35min59s	T19UFR	1,65
23/07/2022	15h36min11s	T19UFQ	1,84
26/09/2023	15h36min01s	T19UFQ	1,93
02/07/2024	15h36min01s	T19UFQ	1,90
06/08/2025	15h36min11s	T19UFQ	1,66

3.2.2.2 Imagerie aérienne

L'imagerie aérienne de l'Inventaire écoforestier du Québec méridional (IEQM) est constituée d'une série d'orthophotographies acquises par survols aériens. Ces images, assemblées en mosaïques, couvrent la quasi-totalité du territoire situé au sud du 52^e parallèle et sont produites afin de répondre aux besoins spécifiques de l'IEQM. Ces données sont disponibles gratuitement via la plateforme *Forêt ouverte* (<https://www.foretouverte.gouv.qc.ca/>). Les deux orthophotographies utilisées dans cette étude datent du 2 août (site 1 - flèche littorale) et du 25 juin 2024 (site 2 - site mixte). Les deux images ont une résolution de 20 cm (Ministère des Ressources Naturelles et Forêts 2024).

3.2.3 Méthodologie

La méthodologie globale de cette étude est présentée dans la Figure 18. Celle-ci a été initialement mise en œuvre sur le site 1 qui représente un seul type de côte (côte à accumulation granulaire – flèche littorale), permettant d'évaluer la performance des différents indices spectraux. À l'issue de cette analyse, l'indice le plus performant a été sélectionné puis appliqué au site 2 qui représente un site avec des types de côtes différents, afin d'en tester la robustesse et la transférabilité dans un autre contexte géographique et environnemental.

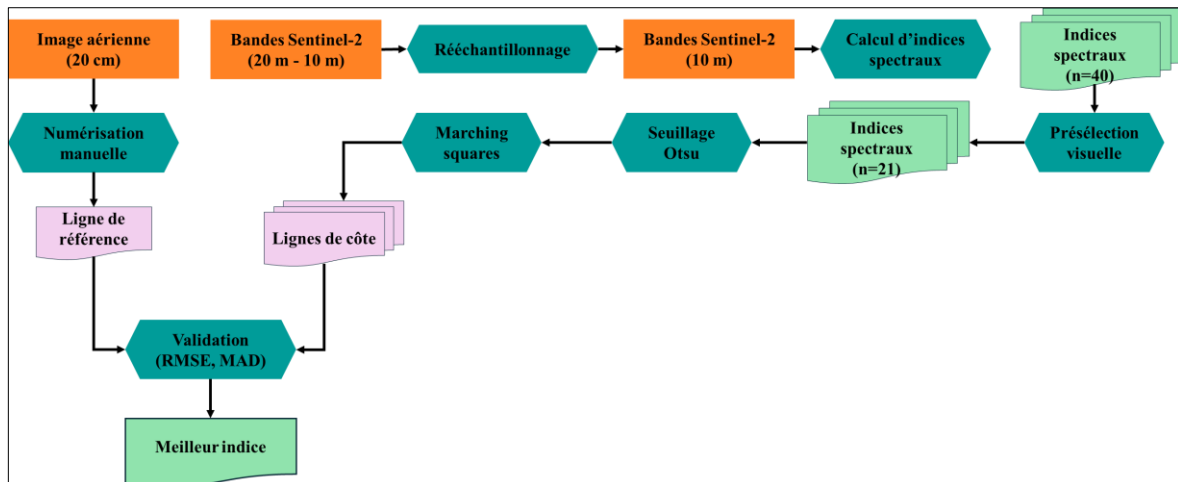


Figure 18: Schéma de la méthodologie générale pour le site 1 (flèche littorale).

3.2.3.1 Pré-traitements des données

L'un des principaux prétraitements concerne l'amélioration de la résolution spatiale des bandes Sentinel-2 initialement à 20 mètres, qui ont été interpolées à 10 mètres à l'aide du *plugin* Sen2Res (ESA 2018) développé par l'Agence Spatiale Européenne (ESA). Cette opération a été effectuée via le logiciel de traitement d'image SNAP, également mis à disposition par l'ESA. Les bandes concernées par cette amélioration sont B5, B6, B7, B8A, B11 et B12, sélectionnées pour leur pertinence dans l'analyse spectrale. En revanche, les bandes B1, B9 et B10 ont été écartées en raison de leur faible utilité pour les objectifs de cette étude. Les bandes B2, B3, B4, et B8 étaient déjà disponibles à une résolution de 10 m.

3.2.3.2 Calcul et seuillage d'indices spectraux

Dans le chapitre précédent, il a été possible de remarquer que plusieurs indices ne sont pas adaptés au suivi de la végétation. Dans ce sens, uniquement 40 indices spectraux ont été sélectionnés et calculés à partir des bandes Sentinel-2 à une résolution spatiale de 10 m

(Annexe III). Une première phase de présélection visuelle a ensuite été réalisée afin d'identifier les indices les plus pertinents pour la cartographie du trait de côte. Lors de cette étape, seuls 21 indices permettant de mettre en évidence le contraste entre la végétation et les autres éléments du littoral ont été retenus (Figure 18), car la limite de la végétation est utilisée comme indicateur fiable de la position du trait de côte. Les indices sélectionnés ont ensuite été segmentés par seuillage automatique à l'aide de la méthode d'Otsu (Otsu 1979), qui est largement utilisée en traitement d'images (Dong 2014). Elle repose sur l'analyse de l'histogramme des valeurs de pixels afin d'identifier le seuil qui maximise la variance entre classes tout en minimisant la variance interne. Cette technique de segmentation binaire est fréquemment mobilisée dans les travaux de détection automatique du trait de côte (Kuleli *et al.* 2011; Viaña-Borja et Ortega-Sánchez 2019; Hu et Wang 2022; Tang *et al.* 2022).

3.2.3.3 Marching squares

Les seuils déterminés par la méthode d'Otsu (1979) ont ensuite été utilisés pour interpoler la ligne de côte afin de produire une représentation continue et lissée de celle-ci. L'algorithme *Marching squares* (Lorensen et Cline 1987; Cipolletti *et al.* 2012) a été sélectionné pour cette étape puisqu'il permet de tracer des contours à partir d'une grille bidimensionnelle de valeurs scalaires en fonction d'un seuil défini (ceux d'Otsu, dans notre cas). Le principe consiste à parcourir la grille cellule par cellule et à déterminer, par interpolation linéaire, la position de contour au sein de chaque cellule selon les valeurs attribuées aux sommets. Ce processus d'interpolation assure une précision sub-pixel et une ligne continue et lissée (Vos *et al.* 2019; Schütt *et al.* 2024).

3.2.3.4 Post-traitements

Cette étape joue un rôle clé dans l'affinement des résultats issus du traitement initial. Elle vise à nettoyer, structurer et sélectionner uniquement les éléments pertinents pour l'analyse côtière. Dans un premier temps, un nettoyage géométrique a été appliqué afin d'éliminer les polygones fermés et isolés sur la base de leur longueur. Ces entités de petite taille correspondent à des zones homogènes dispersées ou à du bruit résiduel, sans pertinence pour la détection effective de la ligne de côte.

Dans un second temps, un découpage spatial a été réalisé afin d'extraire uniquement les segments linéaires correspondant à la ligne de végétation située en façade maritime. Cette opération permet de conserver exclusivement les portions de la ligne de végétation en contact direct avec le milieu marin, tout en excluant les zones internes ou hors du périmètre d'étude, telles que les limites de végétation associées à des infrastructures côtières (par exemple, une route).

3.2.3.5 Validation des lignes de côte

L'étape de validation des lignes extraites repose sur une comparaison statistique entre les lignes de côte extraites automatiquement et une ligne de référence numérisée manuellement à partir d'une orthophotographie de très haute résolution (20 cm). Cette ligne de référence est considérée comme le tracé le plus fidèle à la réalité géographique du terrain.

Pour quantifier les écarts entre les lignes extraites et la ligne de référence, deux métriques ont été utilisées : l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Square Error* (RMSE)) et la distance moyenne absolue (*Mean Absolute Distance* (MAD)). Ces indicateurs permettent de mesurer la précision spatiale des détections en termes de distance.

Afin d'assurer une évaluation rigoureuse de la précision spatiale, des points ont été extraits à intervalles réguliers de 1 mètre le long de chaque ligne (Figure 19). Ce pas d'échantillonnage fin permet une comparaison plus sévère entre les lignes extraites et la ligne de référence, en capturant les moindres écarts géométriques.

Les deux métriques ont été calculées en utilisant les équations suivantes :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i)^2} ;$$

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i)^2$$

Avec N étant le nombre de transects, et d_i la distance entre la ligne de référence et la ligne cartographiée le long du transect i .

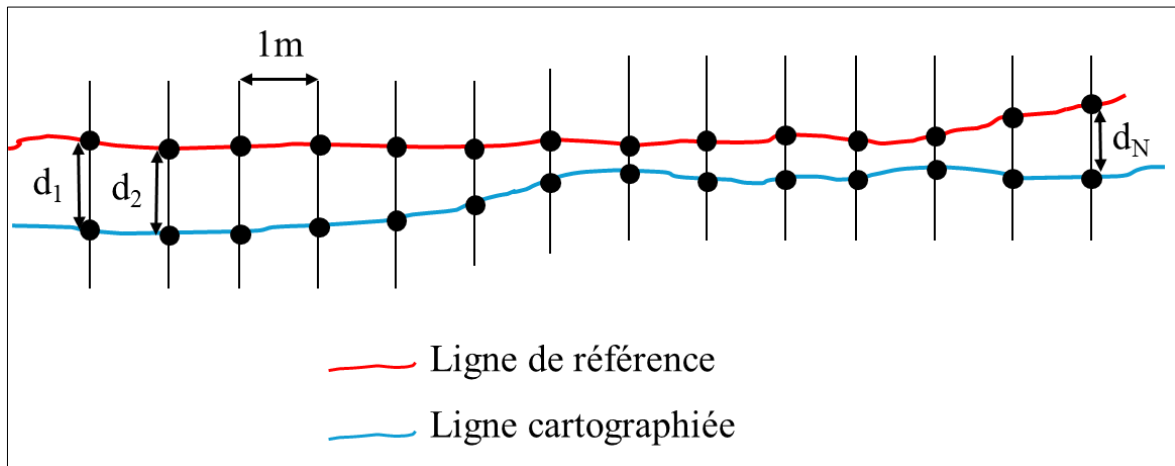


Figure 19: méthode de calcul des paramètres de précision entre la ligne de référence et la ligne extraite (voir équations 1 et

2).

3.2.3.6 Analyse de changements spatio-temporels

Pour le site mixte, l'analyse de l'évolution spatio-temporelle de la ligne de côte a été réalisée à partir de dix lignes de côte cartographiées automatiquement entre 2016 et 2025 (Figure 20). L'évaluation a été conduite à l'aide de l'outil Digital Shoreline Analysis System (DSAS, version 6.0.170). Ce site est caractérisé par la présence de deux îles, par conséquent, nous avons décidé de faire trois analyses séparées; une analyse pour la côte linéaire, et une analyse pour chaque île.

Une étape clé de la méthode d'analyse des changements par transects consiste à créer une ligne de base servant de référence pour la génération des transects (Khallaghi et Pontius Jr 2022). Dans cette étude, les lignes de base ont été tracées parallèlement au littoral (Figure 21). Les transects ont ensuite été générés pour chaque analyse selon les paramètres présentés dans le tableau 2.

La distance de lissage a été utilisée afin d'éviter que les transects ne se croisent entre eux. Ainsi, la distance de lissage utilisée diffère d'un site à l'autre en raison de la variabilité spatiale de la ligne de côte. Après leur création dans DSAS, un prétraitement a été réalisé sous QGIS pour supprimer les transects se chevauchant ou intersectant plusieurs fois une même ligne de côte. Ces anomalies ont été principalement constatées dans les secteurs où la morphologie du rivage est particulièrement sinueuse.

Plusieurs métriques d'analyse de la dynamique couramment utilisées en géomorphologie côtière sont calculées par DSAS. L'enveloppe de changement du rivage (*Shoreline Change Envelope*, SCE, en mètres) permet de quantifier l'amplitude maximale des déplacements observés entre les positions extrêmes du trait de côte, indépendamment de

leur chronologie. Le mouvement net du rivage (*Net Shoreline Movement*, NSM, en mètres) mesure la distance entre les traits de côte les plus anciens et les plus récents le long de chaque transect. Les taux de changement ont ensuite été estimés à l'aide de trois indicateurs exprimés en mètres par an : le *End Point Rate* (EPR), qui calcule le taux moyen de variation entre deux dates extrêmes, le *Linear Regression Rate* (LRR), basé sur une régression linéaire de l'ensemble des positions temporelles du trait de côte, et le *Weighted Linear Regression* (WLR), qui applique une pondération tenant compte des incertitudes associées à chaque position. L'utilisation conjointe de ces métriques a permis une évaluation comparative des tendances d'érosion et d'accrétion du littoral.

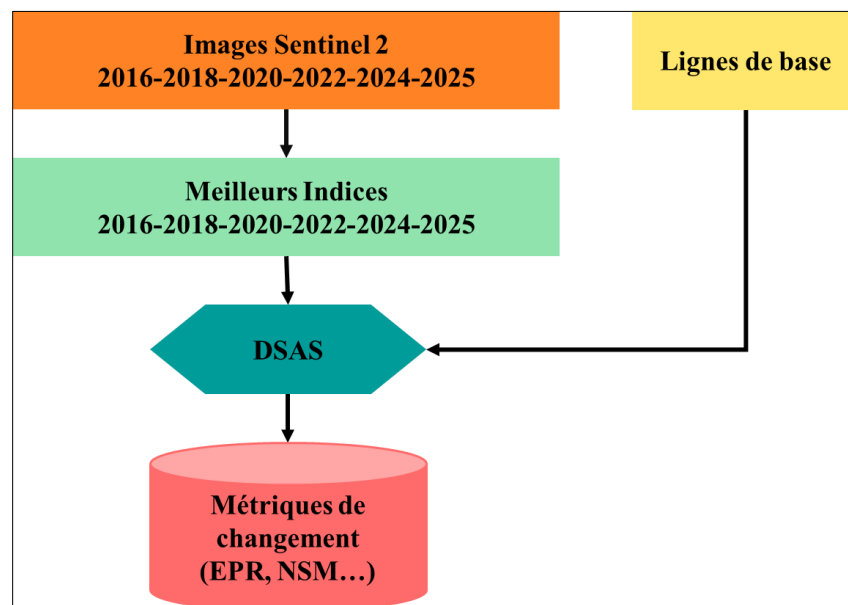


Figure 20: Méthodologie de suivi d'évolution de la côte pour le site 2 (mixte).

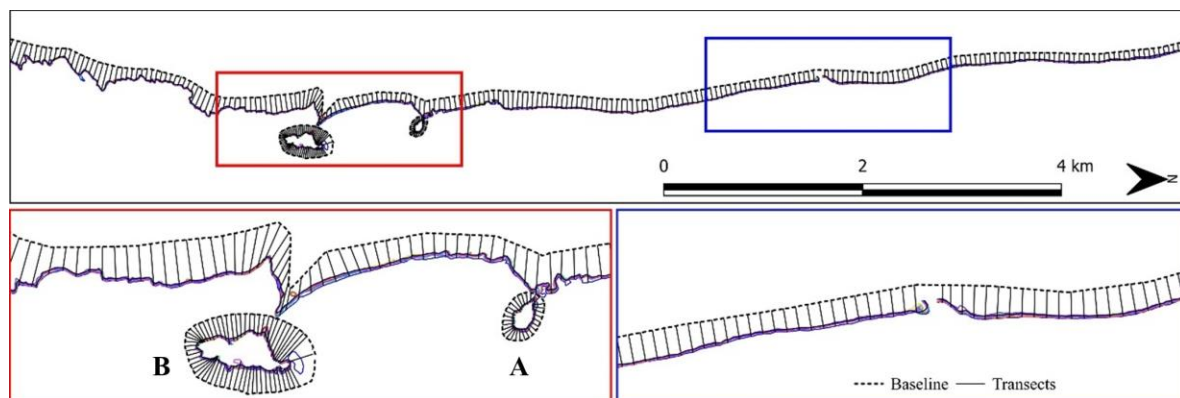


Figure 21: Position des lignes de bases et transects pour l'analyse de changement (site 2 – mixte). Les lettres A et B servent à distinguer l'île A de l'île B.

Tableau 5: paramètres de génération des transects

Site	Espacement (m)	Distance de lissage (m)	Position
Île 1	20	100	Côté marin
Île 2	20	50	Côté marin
Côte linéaire	100	280	Côté continental

3.2.3.7 Développement d'outil automatique d'extraction diachronique de la ligne de côte

Afin d'opérationnaliser le flux méthodologique proposé, celui-ci a été implémenté sous la forme d'une application en ligne développée sur la plateforme Google Earth Engine (GEE). Cette application intègre l'ensemble des étapes décrites dans la présente étude depuis la préparation des données satellitaires jusqu'à l'extraction de la ligne de côte, et permet leur exécution automatisée et reproductible. Le suivi diachronique de l'évolution du trait de côte repose sur la comparaison de deux dates distinctes, choisies par l'utilisateur en fonction de

la période d'analyse souhaitée. Pour chacune de ces dates, le workflow applique automatiquement l'ensemble des traitements définis ; calcul de l'indice spectral, seuillage et post-traitements, afin de générer la ligne de côte correspondante. L'indice spectral intégré dans l'outil est celui ayant montré la meilleure performance dans la présente étude (voir prochaines sections).

Une fois les deux lignes de côte produites, la personne utilisatrice peut les télécharger et les exploiter dans un logiciel dédié à l'analyse de l'évolution côtière, tel que DSAS, EPR4Q (Terres de Lima *et al.* 2021) ou tout autre outil similaire, afin de quantifier les dynamiques d'érosion ou d'accrétion (Annexe IV).

3.3 Résultats

3.3.1 Amélioration de la résolution spatiale des bandes Sentinel-2

La Figure 22 illustre une comparaison visuelle avant et après interpolation (B8A : A vs A', B5 : B vs B', B12 : C vs C'), mettant en évidence l'affinement spatial obtenu. Cette amélioration de la résolution à 10 mètres est cruciale pour garantir la cohérence des traitements pixel par pixel, notamment dans le cadre du calcul des indices spectraux et du seuillage automatique par la méthode d'Otsu. En uniformisant la grille d'analyse sur l'ensemble des bandes, l'interpolation permet de limiter les désalignements spectro-spatiaux et d'optimiser la précision des détections, notamment pour la cartographie fine des zones côtières.

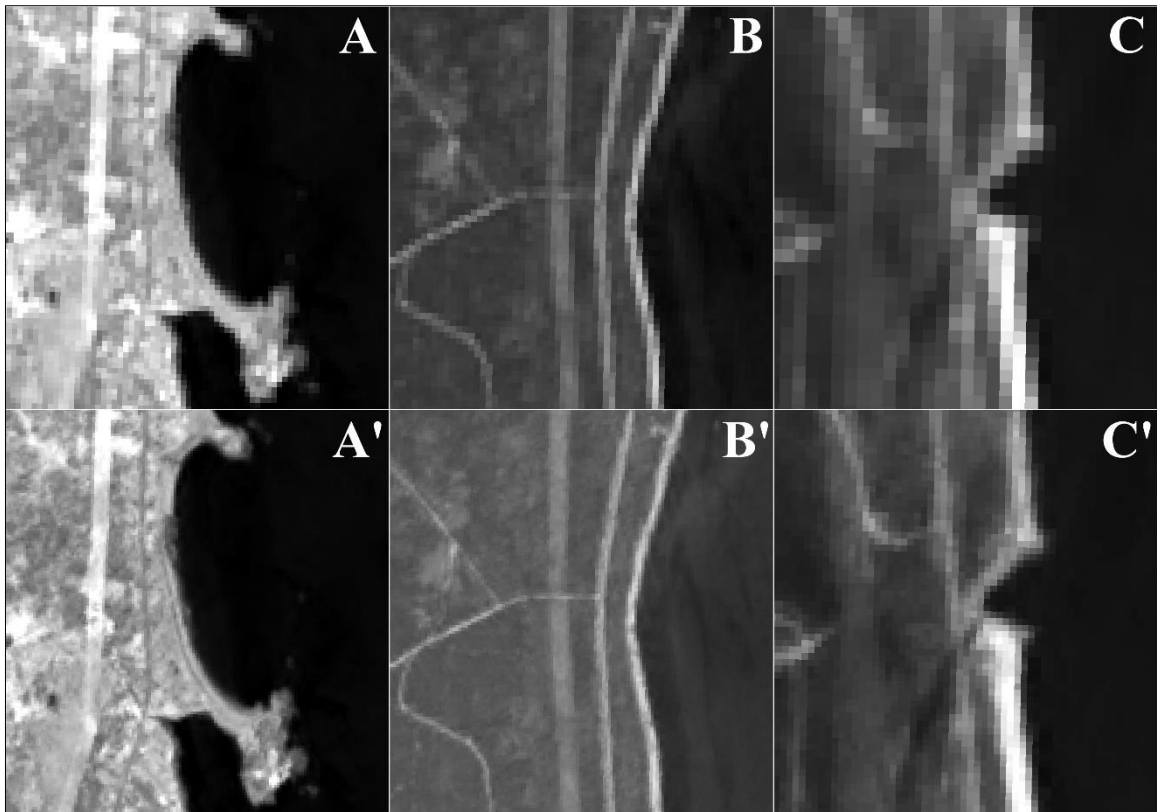


Figure 22: Visualisation des bandes Sentinel-2 avant (A, B, C) et après (A', B', C') l'amélioration de la résolution spatiale. Les paires d'images correspondent respectivement aux bandes B8A (A, A'), B5 (B, B') et B12 (C, C').

3.3.2 Extraction des traits de côte

La Figure 23 présente un exemple de résultats du traitement appliqué à une image Sentinel-2 sur le site 1 de type flèche littoral. On observe que la ligne de côte extraite correspond généralement à la ligne de référence numérisée à partir de l'orthophotographie (Figure 23 A, B et C), en particulier dans la zone située en haut de la figure, où la végétation est plus dense et continue. En revanche, dans l'exemple du bas de la figure (Figure 23 D, E et F), la végétation plus clairsemée et la présence de zones sableuses ont affecté la précision de l'extraction, entraînant des écarts plus marqués entre les deux lignes.

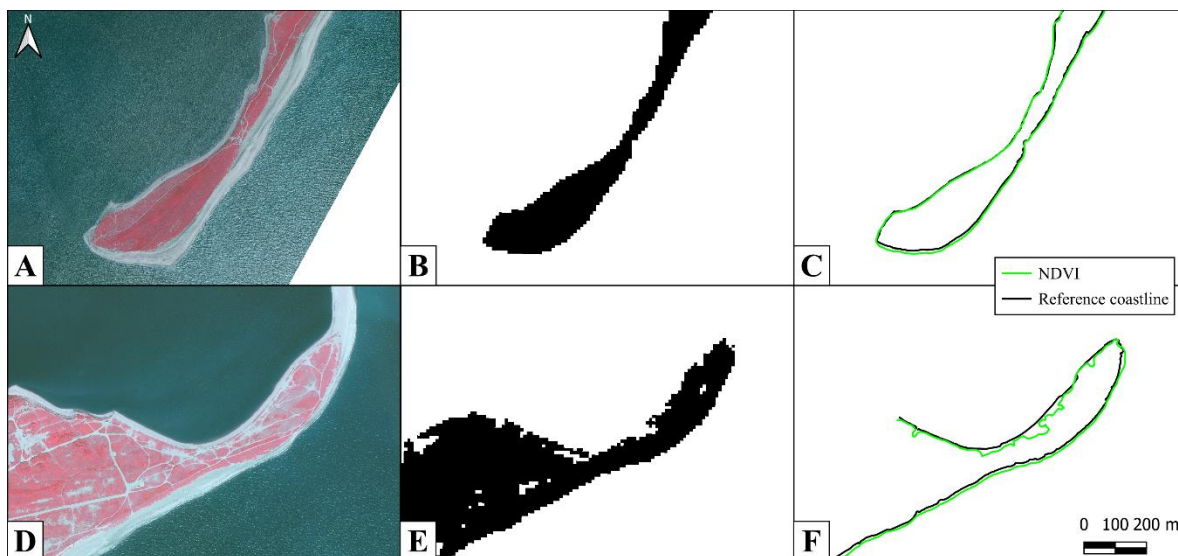


Figure 23: Extraction de la ligne de côte de la flèche littorale. A et D : orthophotographie en fausse couleur (R-PIR, V-Rouge, B-Vert), B et E : masque binaire du NDVI (voir Section 3.3), C et F : ligne de côte extraite et ligne de référence.

3.3.3 Évaluation comparative des indices spectraux

Les performances de 21 indices spectraux présélectionnés (voir Annexe I) ont été évaluées en fonction de leur capacité à extraire la ligne de côte, à l'aide des mesures d'erreur RMSE et MAD (Figure 24). L'indice NDVI a présenté les meilleures performances globales, avec un RMSE de 9,01 m et une MAD de 6,88 m, ce qui en fait le plus précis parmi les indices testés. D'autres indices comme OSAVI, TCARI, DI1 et SAVI ont également montré de bonnes performances, avec des RMSE de 10,95, 11,10, 11,30 et 11,35 m, respectivement. En revanche, certains indices tels que le WI affichent des erreurs élevées (RMSE de 38.92 m et MAD de 21.42 m), indiquant une faible pertinence pour la détection de la ligne de côte dans le contexte étudié.

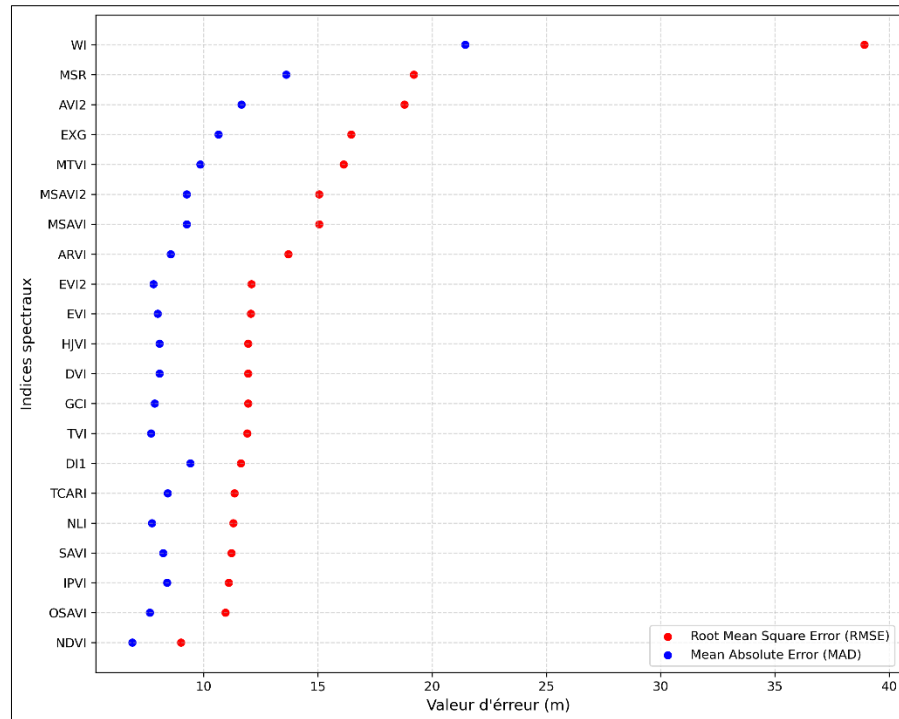


Figure 24: Évaluation des performances de l'indice spectral à l'aide des mesures RMSE et MAD.

Afin d'illustrer les performances des indices les plus efficaces, la Figure 25 présente les résultats visuels obtenus avec les cinq indices ayant les erreurs les plus faibles (NDVI, OSAVI, IPVI, SAVI et NLI). Des agrandissements ont été ajoutés sur des zones présentant des confusions typiques, notamment dans les secteurs de végétation clairsemée ou en transition avec des substrats sableux. Ces visualisations permettent de mieux apprécier la capacité de chaque indice à délimiter avec précision la ligne de côte dans des contextes complexes.

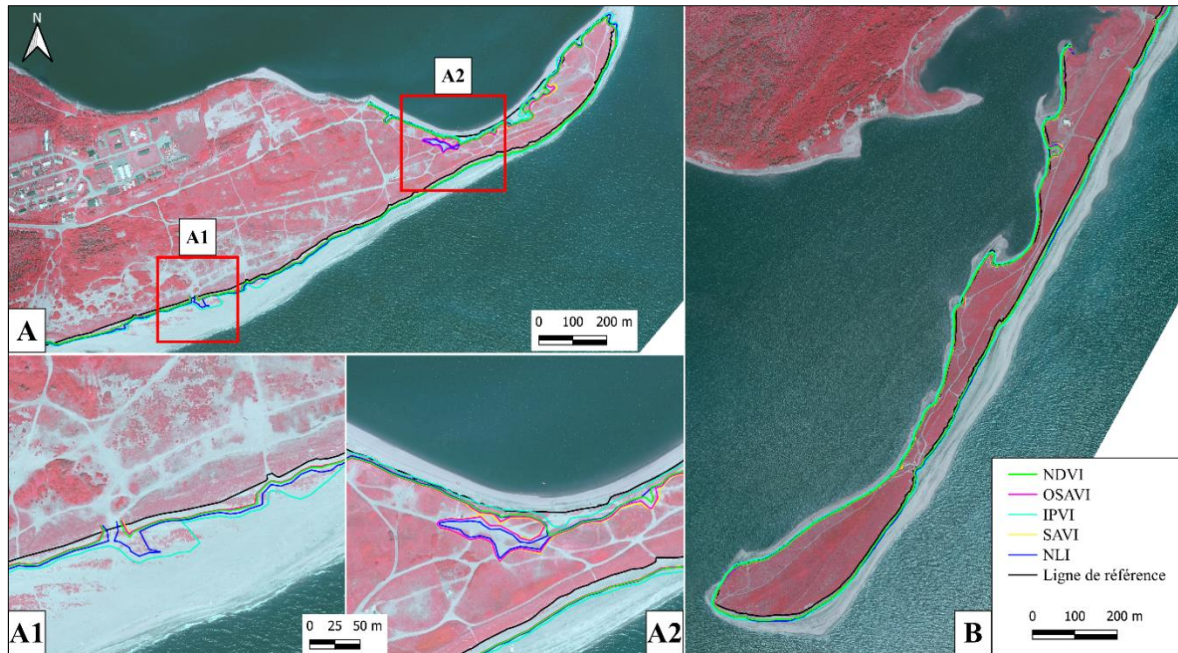


Figure 25: Comparaison visuelle des cinq indices spectraux les plus précis pour l'extraction du littoral (NDVI, OSAVI, IPVI, SAVI et NLI). Les encadrés rouges mettent en évidence les zones de confusion où la séparation entre la terre et la végétation est plus difficile à distinguer. Le fond correspond à une orthophotographie en composition colorée (R–NIR, V–Rouge, B–Vert).

La Figure 26 présente les résultats obtenus pour trois types représentatifs de côtes dans la zone test : (i) un tombolo associé à une côte rocheuse (site A1), (ii) une terrasse de plage (site B1), et (iii) une côte rocheuse (site C1). Chaque niveau (1-3) montre respectivement une image en fausses couleurs (PIR, Rouge, Vert) de l'orthophotographie (A1, A2 et A3), le masque NDVI généré (B1, B2 et B3), et la comparaison entre la ligne de côte extraite et la ligne de référence vectorisée à partir de l'orthophotographie (C1, C2 et C3). Ces résultats illustrent l'efficacité de la méthodologie proposée, notamment l'étape de seuillage basée sur l'indice NDVI. Ce dernier s'est révélé être l'indice le plus précis dans le cas du site de la flèche littorale, et a donc été directement appliqué aux autres sites de la zone test. Globalement, la précision de la détection est satisfaisante, avec une erreur quadratique

moyenne (RMSE) de 5,59 m et une distance absolue moyenne (MAD) de 3,49 m par rapport à la ligne de référence.

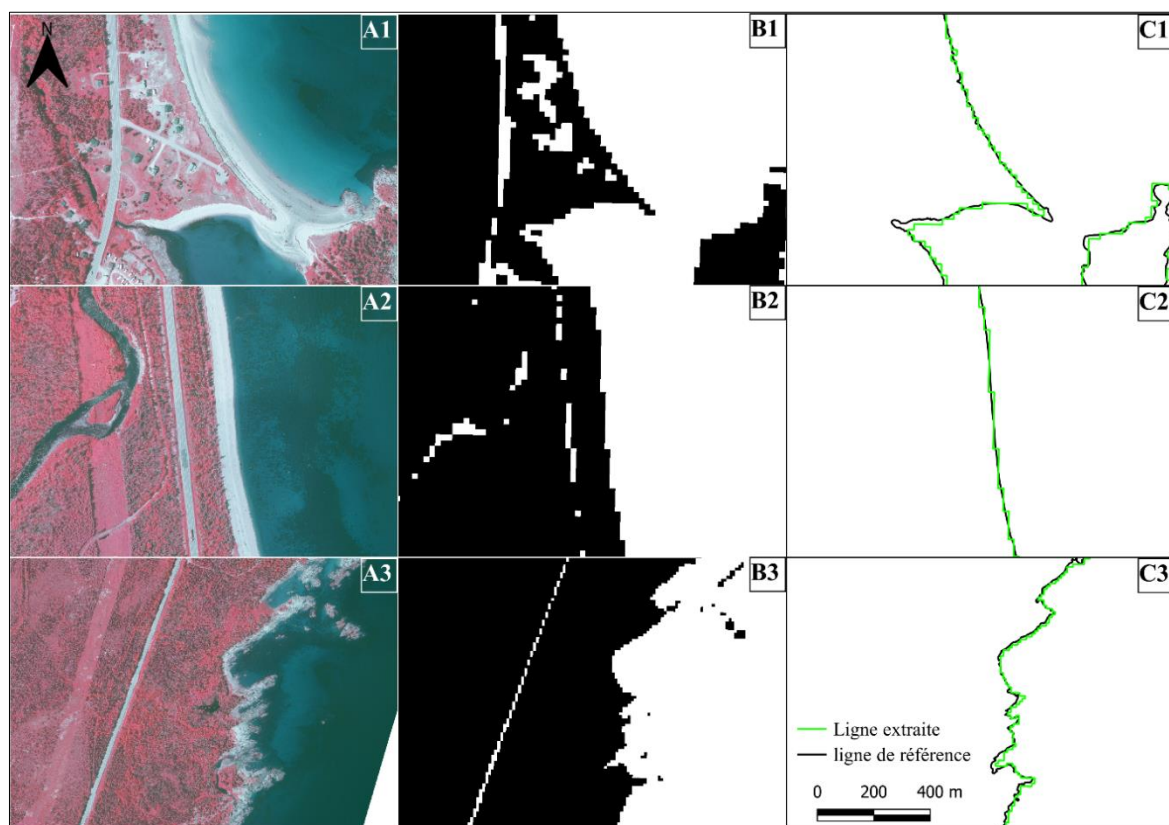


Figure 26: Extraction du littoral sur le site 2. (A1, A2 et A3) : orthophotos en fausses couleurs (R-NIR, V-Rouge, B-Vert), (B1, B2 et B3) : masques binaires de NDVI, et (C1, C2 et C3) : Lignes de côte extraites et ligne de référence. Le fond correspond à une orthophotographie en composition colorée (R-NIR, V-Rouge, B-Vert).

3.3.4 Analyse de changement

3.3.4.1 Côte linéaire

L'analyse diachronique met en évidence une dynamique principalement érosive sur l'ensemble du secteur étudié. L'indicateur du mouvement net du rivage (NSM) met en évidence une tendance généralisée au recul, avec une valeur moyenne de -10,74 m entre 2016 et 2025. Sur les 327 transects analysés, 326 (99,7 %) présentent un recul du rivage, le

maximum observé atteignant 42,34 m (transect 122). Un seul transect (n° 326) montre une faible accrétion de +2,05 m (Tableau 6). Cette dynamique est confirmée par le taux de changement calculé à l'aide de la méthode End Point Rate (EPR), qui indique un recul moyen de $1,20 \pm 0,88$ m/an. Bien que la quasi-totalité des transects soit en érosion, 76,8 % d'entre eux présentent un taux de recul statistiquement significatif. Le transect 122 se distingue également par le taux d'érosion le plus élevé (-4,73 m/an), tandis qu'un seul transect montre une accrétion non significative de 0,23 m/an (Figure 27).

Le Tableau 6 met en évidence une tendance érosive généralisée, bien que la robustesse statistique varie selon les méthodes employées. L'indicateur NSM confirme un recul quasi systématique du rivage, mais ne permet pas d'évaluer la significativité des résultats. En revanche, la méthode EPR souligne que la majorité des reculs observés (plus du trois quarts) sont statistiquement significatifs, dépassant les incertitudes associées aux lignes de côtes historiques cartographiées. Les rares cas d'accrétion détectés (0,3 %) ne sont pas significatifs, suggérant qu'ils pourraient être attribués aux marges d'erreur de la méthode.

Tableau 6: Indicateurs statistiques des changements spatiaux et temporels du littoral linéaire.

Indicateur	Moyenne	% Érosion	% Accrétion
SCE (m)	14,24	—	—
NSM (m)	-10,74	99,7 %	0,3 %
EPR (m/an)	$-1,20 \pm 0,88$	99,7 % (76,8 % sig.)	0,3 % (0 % sig.)
LRR (m/an)	$-0,39 \pm 0,10$	85,3 % (3 % sig.)	14,7 % (0 % sig.)
WLR (m/an)	$-0,39 \pm 0,10$	85,3 % (3 % sig.)	14,7 % (0 % sig.)

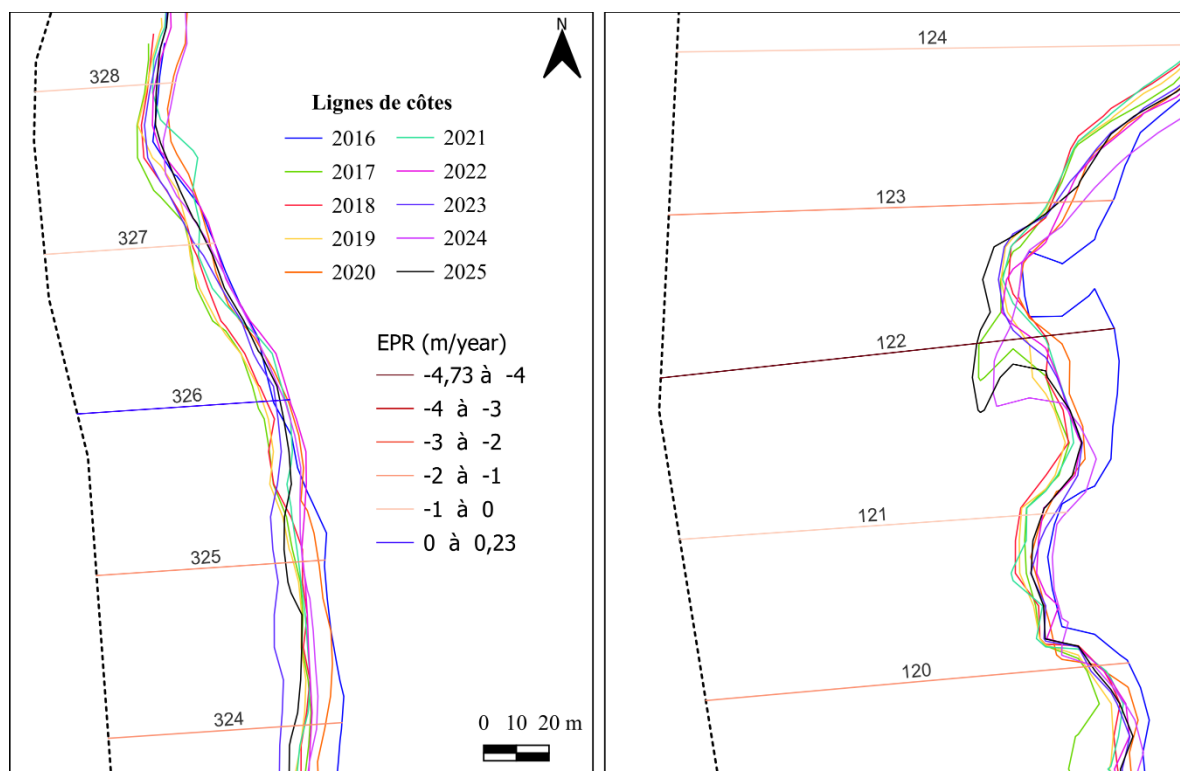


Figure 27: Transects d'érosion et d'accrétion maximales.

3.3.4.2 Évolution temporelle des îles

L'analyse des dynamiques côtières des deux îles a été menée sur les mêmes périodes que pour la côte linéaire. L'analyse a été faite le long de 29 transects espacés de 20 m et une distance de lissage de 50 m et 100 m pour les îles A et B (Tableau 5 ; Figure 28).

Pour l'île A, l'indicateur NSM (Net Shoreline Movement) met en évidence une variabilité spatiale modérée, avec une valeur moyenne de -2,99 m. Plus de la moitié des transects (55,17 %) indiquent un recul du rivage, atteignant un maximum de 18,67 m (transect 1), tandis que 44,83 % montrent une accrétion allant jusqu'à +8,66 m (transect 22) (Figure 29).

Le taux de changement calculé par la méthode EPR (End Point Rate) présente un recul moyen de $0,33 \pm 0,88$ m/an. Parmi les transects analysés, 55,17 % affichent un comportement érosif, dont 27,59 % de manière statistiquement significative. Le taux d'érosion maximal atteint -2,09 m/an (transect 1), tandis que les zones en accrétion, représentant 44,83 % des transects, enregistrent une croissance maximale de +0,97 m/an (transect 22), mais seulement 6,9 % d'entre elles sont significatives (Tableau 7).

Pour l'île B, l'indicateur NSM (Net Shoreline Movement) met en évidence une tendance générale au recul, avec une valeur moyenne de 3,97 m. Plus de la moitié des transects (59,02 %) montrent un recul du rivage, atteignant un maximum de -45,67 m (transect 61), tandis que 40,98 % présentent une accrétion pouvant atteindre +7,88 m (transect 40) (Figure 28).

Le taux de changement calculé par la méthode EPR (End Point Rate) indique un recul moyen de $0,44 \pm 0,88$ m/an. Parmi les transects analysés, 59,02 % sont érosifs, dont 37,70 % de manière statistiquement significative. Le taux d'érosion maximal atteint -5,10 m/an (transect 61), alors que les zones en accrétion, représentant 40,98 % des transects, enregistrent une croissance maximale de +0,88 m/an (transect 40), sans toutefois présenter de significativité statistique (Tableau 8).

Dans l'ensemble, les résultats traduisent une dynamique côtière dominée par l'érosion, particulièrement marquée dans la portion orientale du secteur suggérant que ces portions pourraient être d'avantage soumise à l'action des vagues et courants d'eau en raison de leur position géographique. Les valeurs élevées du SCE et du NSM, associées à la forte

proportion de transects érosifs, confirment un recul du trait de côte au cours de la période 2016–2025, tandis que les épisodes d'accrétion demeurent localisés et peu significatifs.

La partie orientale des deux îles est d'avantage soumise à l'action des vagues en raison de leurs rives faisant directement face aux courants. Ceci qui explique l'érosion plus marqué à l'est de celles-ci.

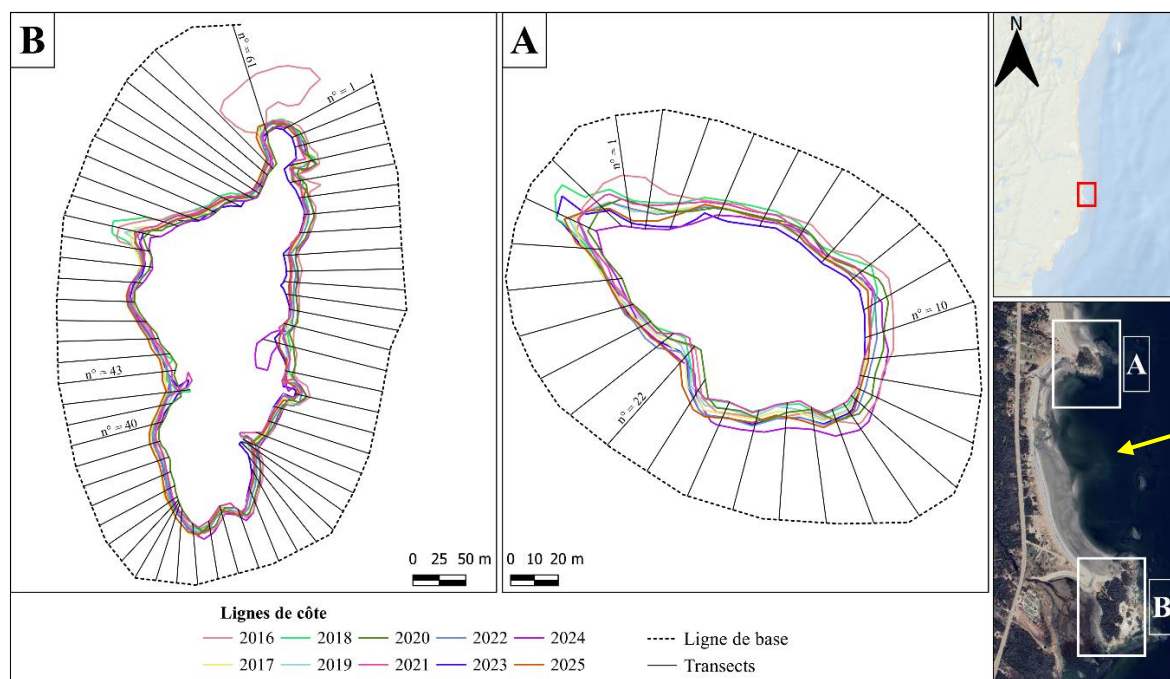


Figure 28: Disposition spatiale des transects pour analyser les changements temporels sur les deux îles. La flèche jaune représente la direction des vagues.

Tableau 7: Indicateurs statistiques des changements spatio-temporels du littoral de l'île A.

Indicator	Mean	% Erosion	% Accretion
SCE (m)	11,18	—	—
NSM (m)	-2,99	55,17 %	44,83 %
EPR (m/an)	-0,33 ± 0,88	55,17 % (27,59 %)	44,83 % (6,90 %)
LRR (m/an)	-0,14 ± 0,64	58,62 % (31,03 %)	41,38 % (17,24 %)
WLR (m/an)	-0,14 ± 0,64	58,62 % (31,03 %)	41,38 % (17,24 %)

Tableau 8: Indicateurs statistiques des changements spatio-temporels du littoral de l'île B.

Indicator	Mean	% Erosion	% Accretion
SCE (m)	14,50	—	—
NSM (m)	-3,97	59,02 %	40,98 %
EPR (m/an)	-0,44 ± 0,88	59,02 % (37,70 %)	40,98 % (0 %)
LRR (m/an)	-0,37 ± 0,90	67,21 % (16,39 %)	32,79 % (0 %)
WLR (m/an)	-0,37 ± 0,90	67,21 % (16,39 %)	32,79 % (0 %)

3.3.5 Automatisation du processus d'extraction diachronique du trait de côte

Sur la base de résultats de cette étude, le flux méthodologique a été formalisé et intégré dans l'outil automatique *NDVICoast* (Ouzaka *et al.* in press) (voir Annexe IV), développé sur la plateforme GEE. Cet outil opérationnel automatise l'ensemble de la chaîne de traitement : il calcule l'indice NDVI pour deux images sélectionnées par l'utilisateur, applique un seuillage automatique fondé sur la méthode d'Otsu, puis extrait les lignes de côte

correspondantes. Cette automatisation permet de générer rapidement deux positions successives du trait de côte et facilite ainsi l'analyse diachronique des dynamiques d'érosion ou d'accrétion.

L'outil a été validé dans un environnement côtier distinct, le fjord du Saguenay au Québec, afin d'évaluer sa robustesse dans un contexte géomorphologique différent de celui utilisé pour son développement. La comparaison entre les lignes de côte extraites et 26 points de validation acquis sur le terrain à l'aide d'un récepteur GNSS a montré une bonne précision, avec un RMSE de 7,52 m et un MAD de 6,56 m (Annexe IV). Ces résultats confirment la capacité de *NDVICOast* à produire des délimitations fiables du trait de côte dans des environnements variés, tout en offrant un cadre reproductible et facilement transférable pour le suivi de l'évolution côtière.

3.4 Discussions

Pour le suivi du littoral, les gestionnaires ou les équipes de recherche utilisent plusieurs indicateurs de la ligne littorale. Idéalement, la sélection et la définition de l'indicateur de la ligne de côte seraient déterminées par le contexte de l'étude spécifique et la disponibilité des données (Boak et Turner 2005). Dans cette optique, nous avons choisi de prendre la limite de végétation comme indicateur de la ligne de côte dans les côtes rocheuses et à accumulation granulaire, de type flèche littorale, tombolo et terrasse de plage, représentatives du Québec maritime. Ce choix est basé sur les critères de sélection des indicateurs de côte selon les caractéristiques des milieux côtiers (Houde-Poirier *et al.* 2018).

Sur le plan des données, l'imagerie Sentinel-2 demeure la source la plus utilisée dans la littérature récente (Cabezas-Rabadán *et al.* 2024; Ni *et al.* 2024; Schütt *et al.* 2024; Specht

2024). Elle est parfois combinée aux séries Landsat 7, 8 ou 9 (Bonou et al. 2024; Parente et al. 2024), ou enrichie par des images à plus haute résolution spatiale, telles que celles de PlanetScope ou Gaofen-2 (GF-2) (Angelini *et al.* 2024a, 2024b; Lu *et al.* 2024). Dans cette continuité, nous avons retenu Sentinel-2 comme source principale pour la cartographie du trait de côte, en raison de sa disponibilité, de sa résolution adaptée et de son usage largement éprouvé dans les études récentes.

Dans la continuité de ces choix méthodologiques, l'évaluation comparative des indices spectraux appliqués à la cartographie de la ligne de côte a mis en évidence des disparités notables en fonction de la nature des environnements côtiers et des propriétés spectrales exploitées. Globalement, les résultats montrent que les indices de végétation classiques tels que le NDVI, DI1, NLI, TCARI et OSAVI présentent une performance supérieure pour la détection du trait de côte, avec des erreurs moyennes (RMSE et MAD) nettement inférieures à celles des autres indices testés.

Parmi l'ensemble des indices testés, le NDVI s'est distingué par ses performances plus élevées, avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 9,01 mètres et une distance absolue moyenne (MAD) de 6,88 mètres sur le site 1 (flèche littorale), et respectivement 5,95 mètres (RMSE) et 3,49 mètres (MAD) sur le site 2 (mixte). Ces résultats traduisent une forte capacité à différencier les zones végétalisées des milieux sableux ou marins peu couverts, et particulièrement une efficacité dans les espaces de transition entre terre et mer présentant une végétation claire et homogène (Marzioletti *et al.* 2019). Ces résultats diffèrent de ceux rapportés par Khudhur *et al.* (2023), qui ont évalué la performance de sept indices de végétation pour la cartographie de la couverture végétale. Dans leur analyse, le NDVI s'est

classé au sixième rang, tandis que l'OSAVI s'est révélé être l'indice le plus performant. Cette divergence peut s'expliquer par la sensibilité du NDVI à la saturation dans les zones de végétation dense, un phénomène également souligné par Matyukira et Mhangara (2024).

Par ailleurs, les résultats obtenus sur le second site, malgré une application directe de l'indice NDVI sans nouvelle phase de sélection, restent encourageants. Le RMSE moyen de 5,95 m, calculés sur des morphologies contrastées telles que les tombolos, les côtes rocheuses et les plages sableuses, atteste de la robustesse de l'approche. Cette stabilité est particulièrement intéressante dans le cadre de développements vers des méthodes semi-automatiques de surveillance côtière.

L'utilisation de la méthode de seuillage d'indices dans la cartographie côtière constitue une approche simple, automatisable et efficace pour détecter les limites terre-mer à partir d'images multispectrales (Gong et Chen 2024; Hastuti *et al.* 2024). Par ailleurs, les travaux de Bishop-Taylor *et al.* (2019) soulignent que la précision des méthodes de seuillage (zéro, optimale ou Otsu) dépend des indices spectraux utilisés et du contexte géographique. Néanmoins, des résultats probants ont été observés par (Wang 2023) qui affiche une précision de près de 89,5 % en combinant l'indice NDWI et la méthode d'Otsu sur des images Sentinel-2.

L'intégration de l'algorithme *Marching Squares* (Lorensen et Cline 1987) dans la chaîne de traitement est fait pour dériver une géométrie plus lisse et plus précise tout en réduisant l'effet d'escalier typique d'une extraction basée-pixel. Contrairement à une extraction basée directement sur le seuil appliqué aux valeurs raster, *Marching Squares* exploite les variations continues au sein de chaque pixel pour interpoler la position de la ligne

de côte en se basant sur les valeurs attribuées au sommet des pixels (Vos *et al.* 2019; Schütt *et al.* 2024). L'intégration de cette technique dans les traitement a permet d'atteindre des précisions comprises entre 1,5 et 4,52 m, selon le type de côtecet selon la résolution des données utilisées (Bishop-Taylor *et al.* 2019), ce qui met en évidence son impact significatif sur l'amélioration de la précision.

L'utilisation de DSAS pour quantifier l'évolution du trait de côte a permis d'obtenir une vision claire de la variabilité spatiale des processus érosifs et accréionnaires. Les taux calculés (EPR, LRR, WLR, etc.) montrent que les dynamiques côtières ne sont pas uniformes: certaines portions présentent des reculs significatifs, tandis que d'autres n'affichent que des variations faibles ou statistiquement non significatives. Les secteurs où l'érosion est significative se situent généralement dans des zones côtières à dépôts meubles (terrasse de plage, tombolo) exposées directement aux vagues et à l'action des marées. Dans ces contextes, les valeurs négatives élevées des taux de changement confirment une tendance persistante au recul du trait de côte, cohérente avec les observations terrain et les connaissances régionales.

En effet, le taux de variation estimé par la méthode End Point Rate (EPR) montre un recul moyen de $1,20 \pm 0,88$ m/an, ce qui est comparable aux observations réalisées sur l'autre rive du Saint-Laurent, au nord de Rimouski (Pinsonnault 2017), où les taux de recul se situaient entre 0,35 et 1,01 m/an pour la période 2009-2012. Une étude réalisée un peu plus au sud de notre zone d'analyse, plus précisément sur la péninsule de Manicouagan, a mis en évidence un déplacement moyen de -0,29 m/an entre 1931 et 2005 (Boucher-Brossard 2012).

Les valeurs obtenues dans notre étude offrent ainsi un aperçu des dynamiques érosives actuelles, qui pourraient s'accroître dans un contexte de hausse continue du niveau marin.

Il est important de reconnaître que la significativité statistique dépend fortement de l'incertitude totale associée à chaque ligne de côte. Dans notre étude, cette incertitude provient principalement de la résolution spatiale des images, de la qualité du géoréférencement et de la précision de numérisation (Boak et Turner 2005). Lorsque cette marge est élevée, les valeurs de changement calculées peuvent se révéler non significatives même si une tendance visuelle de recul est apparente (Himmelstoss *et al.* 2021). Cela souligne l'importance de considérer simultanément les taux de changement et leurs intervalles de confiance, afin d'éviter une surestimation ou une interprétation erronée des dynamiques côtières.

3.5 Limites de la méthode

Comme démontré plus haut, l'utilisation de l'indice NDVI s'est avérée la plus précise par rapport à d'autres indices, pour la cartographie de la ligne de côte en considérant la limite de végétation comme indicateur de celle-ci. Cependant, plusieurs limitations ont été observées. D'abord, la précision de la délimitation diminue dans les zones où la végétation côtière est peu dense, discontinue ou encore avec l'anthropisation sur ce type de milieux (Figure 29-A). Dans ces secteurs, la transition entre les surfaces végétalisées et non végétalisées devient difficile à distinguer, ce qui rend la position de la ligne de côte moins fiable.

Le choix du seuil de NDVI appliqué pour séparer la végétation du sol nu ou de l'eau constitue également une source d'incertitude importante. Un seuil inapproprié peut conduire

à une surestimation ou une sous-estimation de la végétation selon la nature et la densité des espèces végétales et/ou la date d'acquisition de l'image. Cette sensibilité rend la méthode dépendante du contexte local et limite potentiellement sa transférabilité à d'autres sites.

La présence d'infrastructures anthropiques telles que les bâtiments, des chemins de véhicules tout-terrain ou les stationnements proches du rivage perturbe également la délimitation. Ces surfaces, présentant souvent des signatures spectrales similaires à celles des sols nus, peuvent être confondues avec des zones non végétalisées, entraînant un déplacement erroné de la ligne de côte (Figures 29-B et 29-C). Enfin, la méthode est parfois affectée par la présence de végétation aquatique lors des marées basses. Cette végétation émergente est interprétée comme de la végétation terrestre, ce qui provoque un décalage artificiel de la ligne de côte vers le large (Figure 29-D). Une validation visuelle de la ligne de côte délimitée automatiquement reste donc nécessaire dans certains contextes (comme une image à marée basse avec la présence d'habitats intertidaux végétalisés).

Malgré ces limites, cette approche constitue une méthode fiable et reproductible pour extraire les lignes de côte rapidement et sur de grands territoires à partir d'images de télédétection à résolution spatiale moyenne (5 à 20 m de résolution). Des techniques de post-traitement et l'intégration de données complémentaires permettent d'en accroître la précision, et l'implémentation du processus de traitement et d'analyse dans GEE (Ouzaka *et al.*, 2026) (voir Annexe IV) permet une intégration dans d'autres analyses et favorisera une adoption rapide et facile par les personnes utilisatrices. Par ailleurs, l'arrivée de technologies innovantes comme l'imagerie hyperspectrale, le LiDAR de nouvelle génération à haute densité et le radar à synthèse d'ouverture (SAR) ouvre la voie à une cartographie fine de la

végétation, et donc à une cartographie du trait de côte avec une exactitude accrue (Matyukira et Mhangara 2024).

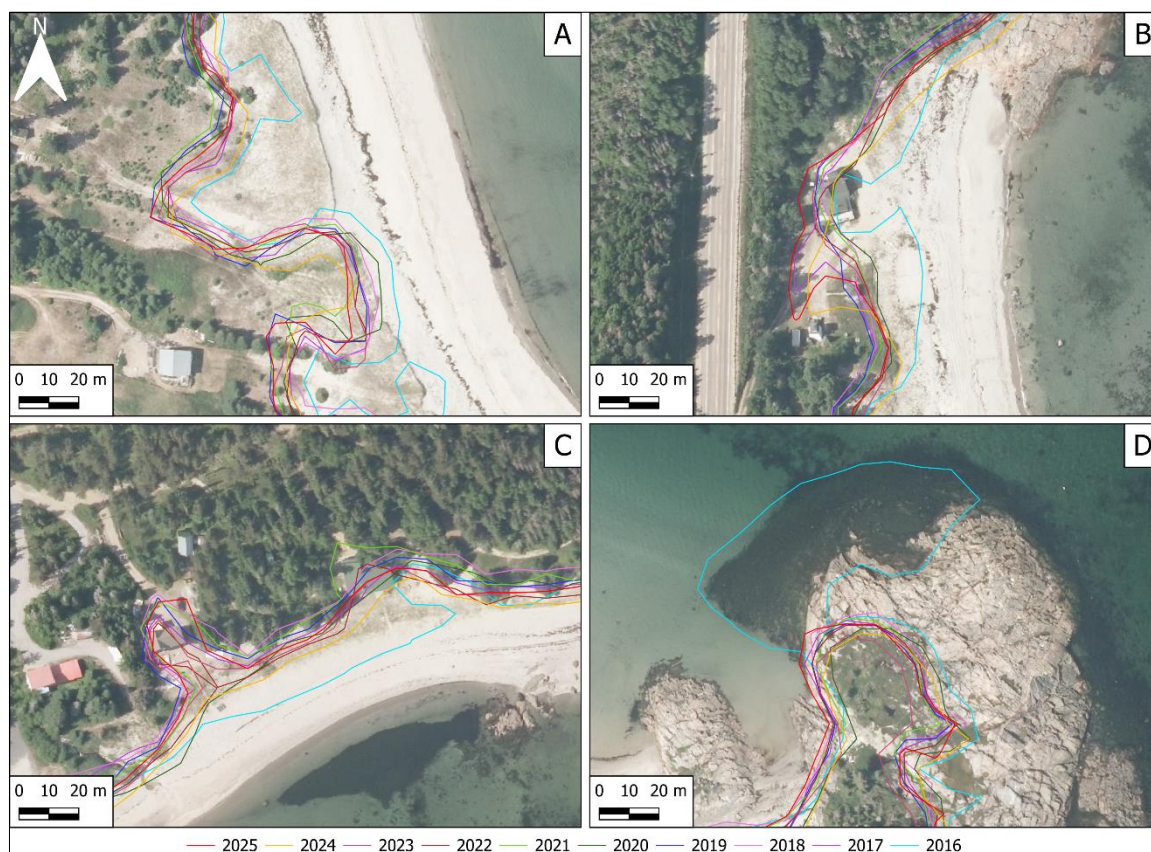


Figure 29: Zones de confusion dans la cartographie du littoral : en haut (A), illustration de l'impact d'une végétation clairsemée ; (B et C), deux illustrations de l'effet des constructions ; et en bas à droite (D), influence de la végétation émergente.

3.6 Conclusion

Alors que les défis climatiques et les pressions environnementales se multiplient sur les zones côtières, les progrès en matière de télédétection se révèlent essentiels pour renforcer les outils de gestion et de surveillance. En s'appuyant sur des méthodes accessibles, comme les indices spectraux, et en tirant parti de technologies avancées, il est désormais possible

d'établir une veille scientifique précise, évolutive et adaptée aux spécificités régionales du littoral.

Les résultats issus de cette étude attestent de la fiabilité et de la souplesse des techniques fondées sur le NDVI afin de délimiter efficacement le trait de côte. Malgré les contraintes liées à la présence de surfaces mixtes, les lignes de côte obtenues à partir de données à moyenne résolution se sont montrées fiables et reproductibles. Ces avancées méthodologiques ouvrent ainsi la voie à des applications opérationnelles concrètes, qu'il s'agisse de la gestion durable du littoral, du suivi de l'érosion ou de la préservation des habitats sensibles.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'érosion côtière constitue un enjeu majeur pour les communautés côtières. De plus, l'étendue des zones vulnérables, ainsi que la variabilité spatio-temporelle des processus d'érosion et d'accrétion, complique l'identification rapide et objective des secteurs prioritaires d'intervention à partir de méthodes traditionnelles de suivi. De cette manière, le recours à des approches automatiques, multi-temporelles et multi-sources apparaît essentiel pour assurer un suivi continu, efficace et reproductible de la dynamique côtière. Ainsi, ce projet avait pour objectif principal de développer des approches méthodologiques et un outil automatique permettant le suivi multi-temporel de la ligne de côte et l'identification des zones présentant des variations significatives. Cela représentera un outil d'aide à la décision facilitant la gestion durable du littoral du Saint-Laurent favorable à la protection des communautés côtières exposées aux aléas climatiques liées à l'érosion côtière.

Ainsi, cet objectif global s'est décliné en deux objectifs spécifiques abordés dans les chapitres deux et trois. L'objectif spécifique du chapitre deux était le développement d'une méthodologie de détection de la ligne de côte, adaptée à l'environnement côtier de type marais maritime. Ainsi, la méthodologie proposée combinait des indices spectraux sélectionnés à l'aide de la méthode basée sur le calcul de VIF et l'indice de pente de canopée tirée du modèle de hauteur de canopée. Les résultats de l'application de l'algorithme RF sur ces ensembles de données montrent que l'intégration de la pente de hauteur de canopée a significativement amélioré la délimitation de la ligne de côte. Par ailleurs, en raison de l'écart

de résolution entre les indices spectraux issus des images Sentinel-2 (10 m) et la pente de canopée (1 m), l'application d'un rééchantillonnage basé sur des filtres médians a montré que la très haute résolution de cette dernière constituait un facteur défavorable pour le modèle d'apprentissage. Ainsi, des pentes de canopée ajustées à une résolution comparable à celle des indices spectraux ont permis d'obtenir les meilleures performances. Dans ce chapitre, la méthodologie a été appliquée uniquement dans un site, ce que constitue une limite méthodologique. Pour ceci, on met comme perspective, l'évaluation de la transférabilité de celle-ci en l'appliquant dans un autre site de marais maritime. De plus, l'utilisation des données LiDAR constitue une limite méthodologique dans le sens où ça limite la réutilisation de la méthodologie aux zones pour lesquelles les données LiDAR sont indisponibles.

Quant au chapitre trois, l'objectif spécifique était le développement d'une méthodologie de détection de la ligne de côte adaptée aux environnements côtiers dont l'indicateur de la ligne de côte est la limite de végétation, notamment les côtes à accumulation granulaire tel que les côtes sableuses et flèches littorales, et les côtes rocheuses. Ainsi, la méthode proposée se basait sur l'utilisation des indices spectraux de végétation et de seuillage automatique par la méthode d'Otsu pour la délimitation de la ligne de côte. Les résultats montrent que le NDVI s'est révélé comme l'indice le plus efficace pour identifier la limite de végétation dans les secteurs étudiés. Par ailleurs, l'analyse des déplacements côtiers, à l'aide de l'outil DSAS, a permis de quantifier un recul érosif moyen d'environ 1,20 m/an par la méthode EPR entre 2016 et 2025 dans la côte linéaire du secteur étudié.

Malgré ces avancées, certaines limites subsistent. Pour les côtes végétalisées, la présence de bâtiments ou de végétation non dense peut fausser la délimitation, et les images

acquises à marée basse peuvent introduire des biais en présence de végétation aquatique. La résolution des images Sentinel-2 (10 m) limite également la précision, bien que celle-ci reste inférieure à un pixel pour les côtes végétalisées et équivalente à un pixel pour les marais maritimes. En contrepartie, la méthodologie proposée ne nécessite pas de correction de marée, ce qui simplifie son application à large échelle.

Par ailleurs, le mémoire a introduit NDVICOast (voir Annexe IV), un outil automatique basé sur le NDVI calculé à partir d'imagerie Sentinel-2, adapté aux différents types de côtes végétalisées et permettant de standardiser le suivi du littoral. Sa validation, réalisée à l'aide de données GNSS acquises au Fjord du Saguenay (RMSE = 7,52 m), met en évidence une robustesse satisfaisante ainsi qu'une bonne reproductibilité. Grâce à sa facilité d'utilisation, sa rapidité d'exécution et son caractère entièrement transférable, cet outil constitue une solution pertinente pour les comités de gestion et les organismes gouvernementaux, notamment pour la priorisation des zones à risque et le soutien à la prise de décision.

Les perspectives de développement incluent l'intégration et l'adaptation des méthodes proposées aux données de très haute résolution spatiale, notamment celles acquises par drone, pour améliorer la précision locale, ainsi que l'extension de la méthode à d'autres types de côtes, notamment les côtes artificielles ou les falaises rocheuses. L'utilisation de techniques de *deep learning* ou de séries temporelles PlanetScope pourrait également enrichir l'approche, malgré les contraintes pratiques associées à ces données. Ces pistes ouvrent la voie à des améliorations futures, tant pour la recherche que pour les applications opérationnelles nécessitant une résolution plus fine. Pour l'outil NDVICOast, il serait

pertinent d'implémenter et d'intégrer d'autres méthodes applicables aux autres types de côtes notamment les côtes à falaise rocheuse et les côtes artificielles qui n'ont pas été traité dans la présente étude. De plus, il serait intéressant d'intégrer d'autre indicateurs de la ligne de côte tels que la ligne des hautes eaux. Toutefois, peu importe l'indicateur utilisé, il est important de ne pas oublier qu'aucun indicateur ne peut être applicable à tous les contextes littoraux.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Aangri A, Hakkou M, Krien Y, Chtioui T, Elmostafa Z et Mohammadi AB. 2024. Mapping the shoreline evolution in response to sea level rise along Agadir Bay, Morocco: geospatial and empirical approach. Dans : *Advances in Science, Technology and Innovation*. p. 303–307.

Abd Manaf S, Norwati M, Md Nasir S, Husin NA, Shafri HZM et Razali MN. 2018. Hybridization of SLIC and extra tree for object based image analysis in extracting shoreline from medium resolution satellite images. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 11 : 62–72.

Adam E, Mutanga O et Rugege D. 2010. Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation: a review. *Wetlands Ecology and Management*, 18 : 281–296.

Adeli S, Salehi B, Mahdianpari M, Quackenbush LJ, Brisco B, Tamiminia H et Shaw S. 2020. Wetland monitoring using SAR data: a meta-analysis and comprehensive review. *Remote Sensing*, 12 : 2190.

Agence Spatiale Européenne. 2018. Sen2Res. Consulté le 14 janvier 2026, <https://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2res/>

Agence Spatiale Européenne. 2015. Sentinel-2 user handbook. Agence Spatiale Européenne, 64 p.

Aguilera M. A, Tapia J, Gallardo C, Núñez P et Varas-Belemmi K. 2020. Loss of coastal ecosystem spatial connectivity and services by urbanization: Natural-to-urban integration for bay management. *Journal of Environmental Management*, 276 : 111297.

Alasta A. F. 2011. Using remote sensing data to identify iron deposits in central western Libya. Dans : *International Conference on Emerging Trends in Computer and Image Processing (ICETCIP'2011)*. Bangkok, p. 56–61.

Albarakat R et Lakshmi V. 2019. Comparison of normalized difference vegetation index derived from landsat, MODIS, and AVHRR for the mesopotamian marshes between 2002 and 2018. *Remote Sensing*, 11 .

Almeida L. P, Efraim de Oliveira I, Lyra R, Scaranto Dazzi RL, Martins V. G et Henrique da Fontoura Klein A. 2021. Coastal Analyst System from Space Imagery Engine (CASSIE): shoreline management module. *Environmental Modelling & Software*, 140 : 105033.

- Almonacid-Caballer J, Sánchez-García E, Pardo-Pascual JE, Balaguer-Beser AA et 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.
- Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, Santamaría J, Fadhel M. A, Al-Amidie M et Farhan L. 2021. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 8 : 53.
- Angelini R, Angelats E, Luzi G, Ribas F et Masiero A. 2024a. Shoreline extraction methods from sentinel-2 and PlanetScope images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 1–2024 : 1–6.
- Angelini R, Di Ciaccio F, Angelats E, Ribas F, Luzi G et Masiero A. 2024b. Evaluating tidal and wave corrections on shoreline extraction from satellite imagery in mediterranean microtidal beaches. Dans : 2024 IEEE International Workshop on Metrology for the Sea; Learning to Measure Sea Health Parameters (MetroSea). IEEE, Portorose, Slovenia, p. 347–352.
- Anton I. A, Panaitescu M, Panaitescu F-V et Ghiță S. 2019. Impact of coastal protection systems on marine ecosystems. *EDP Sciences*, p. 7.
- Apostolopoulos D. et Nikolakopoulos K. 2021. A review and meta-analysis of remote sensing data, GIS methods, materials and indices used for monitoring the coastline evolution over the last twenty years. *European Journal of Remote Sensing*, 54 : 240–265.
- Asare-Bediako B, Awafu F, Boakye EY, Boahen E, Boateng CD, Wemegah DD, Britwum A, Donkor MKE, Aryee JNA, Brempong EK et Amekudzi LK. 2025. Shoreline change detection along the eastern coast of Ghana: leveraging GIS and advanced remote sensing techniques. *Scientific Reports*, 15 : 33032.
- Ashburn P. 1979. The vegetative index number and crop identification. Dans : *Proceedings of Technical Sessions of the LACIE Symposium*. NASA. Johnson Space Center Proc. of Tech, Houston, p. 843–856.
- Badhwar G. D. 1981. The use of parameters to separate and identify spring small grains. Dans : *Quarterly Technical Interchange Meeting*. NASA-JSC, Houston, TX, USA.
- Ball JE, Anderson DT et Wei P. 2018. State-of-the-art and gaps for deep learning on limited training data in remote sensing. *arXiv:1807.11573*.
- Barbier E. B., Hacker S. D., Kennedy C., Koch E. W., Stier A. C. et Silliman B. R. 2011. The value of estuarine and coastal ecosystem services. *Ecological Monographs*, 81 : 169–193.
- Baron L, Walsh J. P et Corbett D. 2010. Analyzing estuarine shoreline change: a case study of Cedar Island, North Carolina. *Journal of Coastal Research*, 26 : 817–830.
- Bengoufa S, Niculescu S, Mihoubi M. K, Belkessa R et Abbad K. 2023. Automatic detection of hydrodynamical and biological indicators of the shoreline using a convolutional neural network. Dans : Niculescu S, *European Spatial Data for Coastal and Marine Remote Sensing*. Springer International Publishing, Cham, p. 191–205.

- Bengoufa S, Niculescu S, Mihoubi M, Belkessa R, Rami A, Rabehi W et Abbad K. 2021. Machine learning and shoreline monitoring using optical satellite images: case study of the Mostaganem shoreline, Algeria. *Journal of Applied Remote Sensing*, 15(2) .
- Bernatchez P et Fraser C. 2012. Evolution of coastal defence structures and consequences for beach width trends, Québec, Canada. *Journal of Coastal Research*, 28 : 1550–1566.
- Bernatchez P et Drejza S. 2015. Réseau de suivi de l'érosion côtière du Québec maritime - Guide pour les utilisateurs. Laboratoire de dynamique et de gestion intégrée des zones côtières et Chaire de recherche en géoscience côtière. Université du Québec à Rimouski, Québec, Canada, 52 p.
- Bernatchez P, Dugas S, Fraser C et Da Silva L. 2015. Évaluation économique des impacts potentiels de l'érosion des côtes du Québec maritime dans un contexte de changements climatiques. Laboratoire de dynamique et de gestion intégrée des zones côtières, Université du Québec à Rimouski, Québec, Canada, 45 p.
- Bernatchez P, Quintin C, Fraser C, Neumeier U, Jolivet Y, Houde-Poirier M, Hétu B, Gibeault C, Boucher-Brossard G et Marie G. 2013. Dynamique de l'écosystème côtier de la péninsule de Penouille dans un contexte de changements climatiques, Parc national du Canada Forillon. Laboratoire de dynamique et de gestion intégrée des zones côtières, Université du Québec à Rimouski, Québec, Canada.
- Bernatchez P, Jolicoeur S, Quintin C, Savard J-P, Corriveau M, O'Carroll S, Bérubé D, Garneau M, Chmura GL, Nguyen-Quang T, Lieou C-K, Torio D, Van Ardenne L, Sammari H et St-Pierre M. 2016. Impacts des changements climatiques et des contraintes physiques sur le réajustement des écosystèmes côtiers (coastal squeeze) du golfe et de l'estuaire du Saint-Laurent (GESL) et évaluation des mesures d'atténuation de ces impacts. Ouranos and Ressources naturelles Canada, Québec, Canada, 189 p.
- Bird E. 2008. Coastal geomorphology: an introduction. John Wiley & Sons Ltd, Chichester, West Sussex, England, 385 p.
- Bishop-Taylor R, Nanson R, Sagar S et Lymburner L. 2021. Mapping Australia's dynamic coastline at mean sea level using three decades of Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 267 : 112734.
- Bishop-Taylor R, Sagar S, Lymburner L, Alam I et Sixsmith J. 2019. Sub-pixel waterline extraction: characterising accuracy and sensitivity to indices and spectra. *Remote Sensing*, 11 : 2984.
- Boak E. H. et Turner I. L. 2005. Shoreline definition and detection: a review. *Journal of Coastal Research*, 21 : 688–703.
- Bonou F, Madiessou Metem RC, Almeida LP, Angnuureng BD et Sohoun Z. 2024. 40-year journey of shoreline changes along the benin coast using satellite data through the CASSIE tool. *Ocean Science Journal*, 59 : 61.

- Boucher-Brossard G. 2012. Rythme et modes de recul des falaises à sommet tourbeux de la Côte-Nord de l'estuaire maritime et du golfe du Saint-Laurent. masters, Université du Québec à Rimouski, Rimouski, Québec, 197 p.
- Boussetta A, Niculescu S, Bengoufa S et Zagrarni MF. 2023. Deep and machine learning methods for the (semi-)automatic extraction of sandy shoreline and erosion risk assessment basing on remote sensing data (case of Jerba island -Tunisia). *Remote Sensing Applications Society and Environment*, 32 : 101084–101084.
- Broge N. H. et Leblanc E. 2001. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment*, 76 : 156–172.
- Burt J. A, Killilea M. E. et Ciprut S. 2019. Coastal urbanization and environmental change: Opportunities for collaborative education across a global network university. *Regional Studies in Marine Science*, 26 : 100501.
- Buschmann C et Nagel E. 1993. In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 14 : 711–722.
- Bush E. et Lemmen D. S. 2019. Canada's changing climate report. Government of Canada, Canada, 442 p.
- Cabezas-Rabadán C, Almonacid-Caballer J, Benavente J, Castelle B, Del Río L, Montes J, Palomar-Vázquez J et Pardo-Pascual JE. 2024. Assessing satellite-derived shoreline detection on a mesotidal dissipative beach. *Remote Sensing*, 16 : 617.
- Campbell A et Wang Y. 2020. Assessment of salt marsh change on assateague island national seashore between 1962 and 2016. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 86 : 187–194.
- Canny J. 1986. A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, PAMI-8* : 679–698.
- Cao W, Zhou Y, Li R et Li X. 2020. Mapping changes in coastlines and tidal flats in developing islands using the full time series of Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 239 : 111665.
- CEGRIM. 2021. Portrait du patrimoine naturel du Saint-Laurent : vers des outils d'aide à la gestion des risques d'incidents maritimes. Centre d'Expertise en Gestion des Risques d'Incidents Maritimes. Rapport produit par l'équipe d'expertise à l'acquisition des connaissances écosystémiques du CEGRIM, piloté par le ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques et le ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs en collaboration avec le ministère de la Sécurité publique, Canada, 129 p.
- Çelik Oİ et Gazioğlu C. 2022. Coast type based accuracy assessment for coastline extraction from satellite image with machine learning classifiers. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25 : 289–299.

- Chang L et Chen Y-T. 2024. Performance evaluation and improvement of shoreline detection using sentinel-1 SAR and DEM data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17 .
- Chen JM. 1996. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22 : 229–242.
- Chen Y, Le Y, Zhang D, Wang Y, Qiu Z et Wang L. 2021. A photon-counting LiDAR bathymetric method based on adaptive variable ellipse filtering. *Remote Sensing of Environment*, 256 : 112326.
- Cheng X. 2024. A comprehensive study of feature selection techniques in machine learning models. *Insights in Computer, Signals and Systems*, 1 : 65–78.
- Chmura G. L, Anisfeld SC, Cahoon DR et Lynch JC. 2003. Global carbon sequestration in tidal, saline wetland soils. *Global Biogeochemical Cycles*, 17 .
- Choung Y-J et Jo M-H. 2017. Comparison between a Machine-Learning-Based Method and a Water-Index-Based Method for Shoreline Mapping Using a High-Resolution Satellite Image Acquired in Hwado Island, South Korea. *Journal of Sensors*, 2017 : 8245204.
- Cipolletti MP, Delrieux CA, Perillo GME et Cintia Piccolo M. 2012. Superresolution border segmentation and measurement in remote sensing images. *Computers & Geosciences*, 40 : 87–96.
- Circé M, Da Silva L, Boyer-Villemare U, Duff G, Desjarlais C et Morneau F. 2016. Analyse coûts-avantages des options d'adaptation en zone côtière au Québec. *Ouranos*, Montréal, 92 p.
- Clevers J.G.P.W. 1986. The application of a vegetation index in correcting the infrared reflectance for soil background. Dans : *Symp Rem Sens for Res Dev and Envir Management*, Enschede. *ymp. Rem. Sens. for Res. Dev. and Envir. Management*, Enschede, p. 221–226.
- Colwell R. N., Hay C. M, Kuretz C. A, Odenweller J. B, Sheffner E et Wood B. 1979. Development of AI procedures for dealing with the effects of episodal events on crop temporal spectral response and development of AI guidelines for corn and soybean labeling. *NASA*, 136 p.
- Conseil du Saint-Laurent. 2015. Fiche : La diversité côtière du territoire. Consulté le 8 juillet 2024, https://tcrsudestuairemoyen.org/grands_enjeux/erosion-et-submersion-cotiere/quel-est-letat-actuel-de-la-cote/fiche-la-diversite-cotiere-du-territoire/
- Council of Canadian Academies. 2019. Canada's top climate change risks. The Expert Panel on Climate Change Risks and Adaptation Potential, Council of Canadian Academies., Ottawa (ON), 69 p.
- Crippen R. E. 1990. Calculating the vegetation index faster. *Remote Sensing of Environment*, 34 : 71–73.
- Crowell M, Douglas BC et Leatherman S. 1997. On forecasting future U.S. shoreline positions: a test of algorithms. *Oceanographic Literature Review*, 13 : 1245–1255.

- Curcio A. C, Barbero L et Peralta G. 2024. Enhancing salt marshes monitoring: Estimating biomass with drone-derived habitat-specific models. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 35 : 101216.
- Danforth W. W et Thieler E. R. 1992. Digital Shoreline Analysis System (DSAS) user's guide; version 1.0. U.S. Geological Survey, USA, 41 p.
- Dang K. B, Dang V. B, Ngo V. L, Vu K. C, Nguyen H, Nguyen D. A, Nguyen T. D. L, Pham TPN, Giang TL, Nguyen HD et Hieu Do T. 2022. Application of deep learning models to detect coastlines and shorelines. *Journal of Environmental Management*, 320 : 115732.
- Datt B. 1999a. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using *eucalyptus* leaves. *Journal of Plant Physiology*, 154 : 30–36.
- Datt B. 1999b. Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in Eucalyptus leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 20 : 2741–2759.
- Daughtry C. S. T, Walthall CL, Kim MS, Colstoun EB de et McMurtrey JE. 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74 : 229–239.
- Davidson-Arnott R. 2010. An introduction to coastal processes and geomorphology. Cambridge University Press, New York, 434 p.
- Desrochers V, Maltais MK, Saint-Marc C et Morissette A. 2022. Rapport de caractérisation : Marais littoral de la Pointe-aux-Outardes. Comité ZIP de la Rive Nord de l'Estuaire, Baie-Comeau, Québec, 179 + Annexes p.
- Didier D, Bernatchez P, Boucher-Brossard G, Lambert A, Fraser C, Barnett RL et Van-Wierts S. 2015. Coastal flood assessment based on field debris measurements and wave runup empirical model. *Journal of Marine Science and Engineering*, 3 : 560–590.
- Dolan R, Fenster M et Holme S. 1991. Temporal analysis of shoreline recession and accretion. *Journal of Coastal Research*, 7 : 723–744.
- Dolan R, Hayde BP, May P et May S. 1980. The reliability of shoreline change measurements from aerial photographs. *Shore Beach*, 48 : 22–29.
- Domazetović F, Šiljeg A, Marić I, Faričić J, Vassilakis E et Panda L. 2021. Automated coastline extraction using the very high resolution WorldView (WV) satellite imagery and developed coastline extraction tool (CET). *Applied Sciences*, 11 : 9482.
- Dong Y. X. 2014. Review of Otsu segmentation algorithm. *Advanced Materials Research*, 989–994 : 1959–1961.
- Drapeau G. 1992. Dynamique sédimentaire des littoraux de l'estuaire du Saint-Laurent. *Géographie physique et Quaternaire*, 46 : 233–242.
- Efron B. 1982. The jackknife, the bootstrap and other resampling plans. Society for Industrial and Applied Mathematics, Stanford, 91 p.

- Ennouali Z, Fannassi Y, Benmohammadi A, Al-Mutiry M et Masria A. 2023. Shoreline change detection along North Sebou-Moulay Bousselham, based on remote sensing analysis. *Regional Studies in Marine Science*, 62 .
- ESA. 2015. Sentinel-2 User Handbook. European Space Agency.
- ESA. 2018. Sen2Res. Consulté le 15 juillet 2025, <https://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2res/>
- Farris A. S, Defne Z et Ganju NK. 2019. Identifying salt marsh shorelines from remotely sensed elevation data and imagery. *Remote Sensing*, 11 : 1795.
- Feng J, Wang S et Gu Z. 2024. A novel sea-land segmentation network for enhanced coastline extraction using satellite remote sensing images. *Advances in Space Research*, 74 : 2200–2213.
- Feyisa G. L, Meilby H, Fensholt R et Proud S. R. 2014. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140 : 23–35.
- Fitzgerald G. J, Rodriguez D, Christensen LK, Belford R, Sadras VO et Clarke TR. 2006. Spectral and thermal sensing for nitrogen and water status in rainfed and irrigated wheat environments. *Precision Agriculture*, 7 : 233–248.
- Fitzpatrick S, Buscombe D, Warrick J. A, Lundine M. A et Vos K. 2024. CoastSeg: an accessible and extendable hub for satellite-derived-shoreline (SDS) detection and mapping. *Journal of Open Source Software*, 9 : 6683.
- Fletcher C, Romine B, Genz A, Barbee M, Dyer M, Anderson T, Lim S, Vitousek S, Bochicchio C et Richmond B. 2012. National assessment of shoreline change: historical shoreline change in the Hawaiian Islands. U.S. Geological Survey, 55 p.
- Foster E. R et Savage R. J. 1989. Methods of historical shore-line analysis. Dans : *Coastal Zone '89*. American Society of Civil Engineers, New York, USA, p. 4434–4448.
- Ganju N. K, Defne Z, Kirwan M. L, Fagherazzi S, D'Alpaos A et Carniello L. 2017. Spatially integrative metrics reveal hidden vulnerability of microtidal salt marshes. *Nature Communications*, 8 : 14156.
- Gao B. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58 : 257–266.
- Ge X, Sun X et Liu Z. 2014. Object-oriented coastline classification and extraction from remote sensing imagery. Dans : *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, China.
- Gedan K. B, Kirwan M. L, Wolanski E, Barbier E. B et Silliman B. R. 2011. The present and future role of coastal wetland vegetation in protecting shorelines: answering recent challenges to the paradigm. *Climatic Change*, 106 : 7–29.

- Gitelson A et Merzlyak M. N. 1994. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *aesculus hippocastanum* L. and *acer platanoides* L. Leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation. *Journal of Plant Physiology*, 143 : 286–292.
- Gitelson A, Gritz Y et Merzlyak M. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of plant physiology*, 160 : 271–82.
- Gitelson AA. 2004. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *Journal of Plant Physiology*, 161 : 165–173.
- Gitelson A. A, Merzlyak M. N et Chivkunova O. B. 2001. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and Photobiology*, 74 : 38–45.
- Gitelson A. A, Zur Y, Chivkunova O. B et Merzlyak M. N. 2002. Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy. *Photochemistry and Photobiology*, 75 : 272–281.
- Goel N. S et Qin W. 1994. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and Fpar: A computer simulation. *Remote Sensing Reviews*, 10 : 309–347.
- Gomez-de la Peña E, Coco G, Whittaker C et Montaña J. 2023. On the use of convolutional deep learning to predict shoreline change. *Earth Surface Dynamics*, 11 : 1145–1160.
- Gómez-Pazo A, Payo A, Paz-Delgado MV et Delgadillo-Calzadilla MA. 2022. Open Digital Shoreline Analysis System: ODSAS v1.0. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10 : 26.
- Gong S et Chen C. 2024. A new method for coastline extracting considering the wetness of ground objects from remote sensing images. Dans : *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Athens, Greece, p. 3226–3229.
- Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D et Moore R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202 : 18–27.
- Gouvernement du Canada. 2023. Good practices for integrated climate change adaptation in canadian coastal communities. *Ministre de ressources naturelles, Canada*, 23 p.
- Greenan B. J. W, James T. S, Loder J. W, Pépin P, Azetsu-Scott K, Ianson D, Hamme RC, Gilbert D, Tremblay J-É, Wang XL et Perrie W. 2019. Changements touchant les océans qui bordent le Canada. Dans : *chapitre 7 du Rapport sur le climat changeant du Canada*. Gouvernement du Canada, Ottawa, Ontario, p. 344–425.
- Gregg D. E, Penna NT, Jones C et Maqueda M. A. M. 2024. Accuracy assessment of recent global ocean tide models in coastal waters of the European North West Shelf. *Ocean Modelling*, 192 : 102448.

- Haboudane D, Miller J. R, Tremblay N, Zarco-Tejada P. J et Dextraze L. 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 81 : 416–426.
- Haboudane D, Miller J. R, Pattey E, Zarco-Tejada P. J et Strachan I. B. 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90 : 337–352.
- Hao L, He S, Zhou J, Zhao Q et Lu X. 2022. Prediction of the landscape pattern of the Yancheng Coastal Wetland, China, based on XGBoost and the MCE-CA-Markov model. *Ecological Indicators*, 145 : 109735.
- Hapke CJ, Kratzmann MG et Himmelstoss EA. 2013. Geomorphic and human influence on large-scale coastal change. *Geomorphology*, 199 : 160–170.
- Hastuti A. W, Ismail N. P et Nagai M. 2024. Analysis of coastline extraction indices using Sentinel-2 and Google Earth Engine, case study in Bali, Indonesia. *BIO Web of Conferences*, 106 .
- Heaton J. 2018. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 19 : 305–307.
- Heidler K, Mou L, Baumhoer C, Andreas D et Zhu X. 2021. HED-UNet: combined segmentation and edge detection for monitoring the antarctic coastline. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60 : 1–14.
- Himmelstoss EA, Henderson RE, Kratzmann MG et Farris AS. 2021. Digital Shoreline Analysis System (DSAS) version 5.1 user guide. U.S. Geological Survey, USA, 104 p.
- Hoeke R. K, Zarillo GA et Synder M. 2001. A GIS-based tool for extracting shoreline postions from aerial imagery (BeachTools).
- Hossen Md. F et Sultana N. 2023. Shoreline change detection using DSAS technique: Case of Saint Martin Island, Bangladesh. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 30 : 100943.
- Houde-Poirier M, Touchette M, Bruyère, C et Bernatchez P. 2018. Guide d’application de la méthode éco-géomorphologique : identification de la limite du littoral pour le domaine maritime aux Îles-de-la-Madeleine. Chaire de recherche en géoscience côtière, Laboratoire de dynamique et de gestion intégrée des zones côtières, Université du Québec à Rimouski.
- Hu X et Wang Y. 2022. Monitoring coastline variations in the Pearl River Estuary from 1978 to 2018 by integrating Canny edge detection and Otsu methods using long time series Landsat dataset. *CATENA*, 209 : 105840.
- Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez EP, Gao X et Ferreira LG. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83 : 195–213.

- Huete A. R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25 : 295–309.
- Hunt E. R et Rock B. N. 1989. Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30 : 43–54.
- IPCC. 2022. Climate change 2022: impacts, adaptation and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)], Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 p.
- Jackson C. W. 2004. Quantitative shoreline change analysis of an inlet-influenced transgressive barrier system : Figure Eight Island, North Carolina. University of North Carolina at Wilmington, Wilmington, USA.
- Jackson C. W, Alexander CR et Bush DM. 2012. Application of the AMBUR R package for spatio-temporal analysis of shoreline change: Jekyll Island, Georgia, USA. *Computers & Geosciences*, 41 : 199–207.
- James O. C, Schillereff D. N, Grieve S. W. D et Baas A. C. W. 2024. PyShoreVolume 1.0.0: a python based shoreline change and beach volumetric change analysis tool. *Computers & Geosciences*, 187 : 105591.
- Jiang Z, Huete A. R, Didan K et Miura T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112 : 3833–3845.
- Jouzel J, Planton S, Cozannet GL, Cazenave A, Costa S, Douez O, Gaufrès P, Hissel F, Idier D, Laborie V, Petit, V et Sargent P. 2015. Changement climatique et niveau de la mer : de la planète aux côtes françaises. Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, France, 71 p.
- Kandrot S. 2013. Coastal Monitoring: A New Approach. *Chimera*, 26 : 69–83.
- Karnieli A, Kaufman YJ, Remer L et Wald A. 2001. AFRI — aerosol free vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 77 : 10–21.
- Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F et Hinz S. 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173 : 24–49.
- Kaufman Y. J et Tanre D. 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30 : 261–270.
- Kauth R. J et Thomas G. S. 1976. The tasselled cap - A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. Dans : *Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*. West Lafayette, IN, p. 41–51.
- Khallaghi S et Pontius Jr R. G. 2022. Area method compared with transect method to measure shoreline movement. *Geocarto International*, 37 : 5963–5984.

- Khudhur M. H, Alwan IA et Aziz NA. 2023. Comparison of the accuracies of different spectral indices for mapping the vegetation covers in Al-Hawija district, Iraq. AIP Conference Proceedings, 2775 : 050005.
- Khurram S, Pour A. B, Bagheri M, Ariffin E. H, Akhir M. F et Hamzah S. B. 2025. Developments in deep learning algorithms for coastline extraction from remote sensing imagery: a systematic review. *Earth Science Informatics*, 18 : 292.
- Kuleli T, Guneroglu A, Karsli F et Dihkan M. 2011. Automatic detection of shoreline change on coastal Ramsar wetlands of Turkey. *Ocean Engineering*, 38 : 1141–1149.
- Kundu K et Mandal J. K. 2024. Shoreline change detection and future prediction of Sundarban Delta using remote sensing data and Digital Shoreline Analysis System. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 52 : 485–503.
- Kutner M. H, Nachtsheim C. J, Neter J et Li W. 2004. *Applied linear statistical models*. McGraw-Hill/Irwin, New York, USA, 1371 p.
- LDGIZC. 2017. Plateforme cartographique SIGEC Web. Consulté le 14 janvier 2026, <https://ldgizc.uqar.ca/Web/sigecweb>
- Lecours V, Devillers R, Simms AE, Lucieer VL et Brown CJ. 2017. Towards a framework for terrain attribute selection in environmental studies. *Environmental Modelling & Software*, 89 : 19–30.
- Lemmen D. S, Warren F. J, James T. S et Clarke C. S. L. M. 2016. Canada's marine coasts in a changing climate. Government of Canada, Ottawa, ON, 274 p.
- Liu H et Jezek K. C. 2004. Automated extraction of coastline from satellite imagery by integrating Canny edge detection and locally adaptive thresholding methods. *International Journal of Remote Sensing*, 25 : 937–958.
- Lorensen W. E et Cline H. E. 1987. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm. *SIGGRAPH Comput Graph*, 21 : 163–169.
- Louhaichi M, Borman M. M et Johnson D. E. 2001. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. *Geocarto International*, 16 : 65–70.
- Lu Z-S, Wang Y, Liang S-Y et Li Z-C. 2024. Automatic regionalized coastline extraction method based on high-resolution images. *IEEE Access*, PP .
- Luijendijk A, Hagenaars G, Ranasinghe R, Donchyts G et Aarninkhof S. 2018. The state of the world's beaches. *Scientific Reports*, 8 .
- Lv Z, Nunez K, Brewer E et Runfola D. 2023. pyShore: a deep learning toolkit for shoreline structure mapping with high-resolution orthographic imagery and convolutional neural networks. *Computers & Geosciences*, 171 : 105296.

- Ma L, Liu Y, Zhang X, Ye Y, Yin G et Johnson B. 2019. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152 : 166–177.
- Ma N, Cao S, Bai T, Yang Z, Cai Z et Sun W. 2025. Assessment of vegetation dynamics in Xinjiang using NDVI data and machine learning models from 2000 to 2023. *Sustainability*, 17 : 306.
- Mahlein A-K, Rumpf T, Welke P, Dehne H-W, Plümer L, Steiner U et Oerke E-C. 2013. Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, 128 : 21–30.
- Marks S et Potter C. 2024. Mapping recent coastal shoreline changes in Southwestern Alaska using Landsat 8 satellite imagery. *Journal of Coastal Research*, 40 : 661–671.
- Marzioletti F, Giulio S, Malavasi M, Sperandii M. G, Acosta A. T. R et Carranza M. L. 2019. Capturing coastal dune natural vegetation types using a phenology-based mapping approach: the potential of Sentinel-2. *Remote Sensing*, 11 : 1506.
- Matyukira C et Mhangara P. 2024. Advances in vegetation mapping through remote sensing and machine learning techniques: a scientometric review. *European Journal of Remote Sensing*, 57 : 2422330.
- McAllister E, Payo A, Novellino A, Dolphin T et Medina-Lopez E. 2022. Multispectral satellite imagery and machine learning for the extraction of shoreline indicators. *Coastal Engineering*, 174 : 104102.
- McCarthy J, Gumbrecht T et McCarthy TS. 2005. Ecoregion classification in the Okavango Delta, Botswana from multitemporal remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 26 : 4339–4357.
- McFeeters S. K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17 : 1425–1432.
- Mcgranahan G, Balk D et Anderson B. 2007. The rising tide: assessing the risks of climate change and human settlements in low elevation coastal zones. *Environment and Urbanization*, 19 : 17–37.
- McLoughlin S, Wiberg P, Safak I et McGlathery K. 2015. Rates and forcing of marsh edge erosion in a shallow coastal bay. *Estuaries and Coasts*, 38 .
- Mehmood K, Anees SA, Muhammad S, Hussain K, Shahzad F, Liu Q, Ansari MJ, Alharbi SA et Khan WR. 2024. Analyzing vegetation health dynamics across seasons and regions through NDVI and climatic variables. *Scientific Reports*, 14 : 11775.
- Mentaschi L, Voudoukas MI, Pekel J-F, Voukouvalas E et Feyen L. 2018. Global long-term observations of coastal erosion and accretion. *Scientific Reports*, 8 : 12876.
- Ministère de l'Environnement, de la Lutte contre les changements climatiques, de la Faune et des Parcs. 2019. Conservation of wetlands and bodies of water. Consulté le 14 janvier

2026, https://www.environnement.gouv.qc.ca/eau/rives/milieuxhumides-en.htm?utm_source=chatgpt.com

Ministère des ressources naturelles et forêts. 2022. Lidar - Modèles numériques (terrain, canopée, pente, courbe de niveau).

Ministère des ressources naturelles et forêts. 2024. Mosaïque d'orthophotographies aériennes de l'inventaire écoforestier du Québec méridional.

Muslim A. M, Hossain M. S, Razman N, Nadzri MI, Khalil I et Hashim M. 2019. Shoreline mapping: how do Fuzzy Sigmoidal, Bayesian, and Demspter-Shafer classifications perform for different types of coasts? *Remote Sensing Letters*, 10 : 39–48.

Nagler PL, Inoue Y, Glenn EP, Russ AL et Daughtry CST. 2003. Cellulose absorption index (CAI) to quantify mixed soil–plant litter scenes. *Remote Sensing of Environment*, 87 : 310–325.

Ni M, Xu N, Ou Y, Yao J, Li Z, Mo F, Huang C, Xin H et Xu H. 2024. The first 10-m China's national-scale sandy beach map in 2022 derived from Sentinel-2 imagery. *International Journal of Digital Earth*, 17 : 2425163.

Nicholls R et Cazenave A. 2010. Sea-level rise and its impact on coastal zones. *Science*, 328 : 1517–20.

Nogovitsyn A, Shakhmatov R, Morozumi T, Tei S, Miyamoto Y, Shin N, Maximov TC et Sugimoto A. 2023. Historical variation in the normalized difference vegetation index compared with soil moisture in a taiga forest ecosystem in northeastern Siberia. *Biogeosciences*, 20 : 3185–3201.

O'Sullivan C, Coveney S, Monteys X et Dev S. 2023. Automated coastline extraction using edge detection algorithms. Pasadena, USA, p. 4135–4138.

Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9 : 62–66.

Ouzaka A, Lecours V et Boivin M. in press. Automated coastline mapping using Sentinel-2 NDVI on Google Earth Engine: a decision support tool for diachronic coastal monitoring. ISPRS - Juillet 2026, Toronto, Canada.

Oyedotun T. D. T. 2014. Shoreline geometry: DSAS as a tool for historical trend analysis. Dans : *Geomorphological Techniques (Online Edition)*. British Society for Geomorphology, p. 1–12.

Palomar-Vázquez J, Pardo-Pascual J. E, Almonacid-Caballer J et Cabezas-Rabadán C. 2023. Shoreline Analysis and Extraction Tool (SAET): a new tool for the automatic extraction of satellite-derived shorelines with subpixel accuracy. *Remote Sensing*, 15 : 3198.

Panjaitan J. P et Maulana F. 2024. Mapping shoreline changes using Landsat Imagery at Pemalang, Central Java Province, Indonesia. *BIO Web of Conferences*, 106 .

- Paravolidakis V, Ragia L, Moirogiorgou K et Zervakis ME. 2018. Automatic coastline extraction using edge detection and optimization procedures. *Geosciences*, 8 : 407.
- Pardo-Pascual JE, Sánchez-García E, Almonacid-Caballer J, Palomar-Vázquez JM, Priego de los Santos E, Fernández-Sarria A et Balaguer-Beser Á. 2018. Assessing the accuracy of automatically extracted shorelines on microtidal beaches from landsat 7, landsat 8 and sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 10 : 326.
- Pardo-Pascual J. E, Almonacid-Caballer J, Cabezas-Rabadán C, Fernández-Sarria A, Armaroli C, Ciavola P, Montes J, Souto-Ceccon PE et Palomar-Vázquez J. 2024. Assessment of satellite-derived shorelines automatically extracted from Sentinel-2 imagery using SAET. *Coastal Engineering*, 188 : 104426.
- Parente C, Alcaras E et Figliomeni F. G. 2024. Coastline automatic extraction from medium-resolution satellite images using principal component analysis (PCA)-based approach. *Remote Sensing*, 16 : 1817.
- Passarello G, Vitale S, Ferraioli G, Schirinzi G et Pascazio V. 2024. Coastline extraction using SAR images and deep learning. Dans : *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, Athens, Greece, p. 6072–6075.
- Payo A, Jigena Antelo B, Hurst M, Palaseanu-Lovejoy M, Williams C, Jenkins G, Lee K, Favis-Mortlock D, Barkwith A et Ellis MA. 2018. Development of an automatic delineation of cliff top and toe on very irregular planform coastlines (CliffMetrics v1.0). *Geoscientific Model Development*, 11 : 4317–4337.
- Person R. L et Miller L. D. 1972. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass Prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. Ann Arbor, Michigan, USA, p. 1355–1379.
- Pinsonnault C. 2017. Influence des caractéristiques morphosédimentologiques de l'estran sur l'érosion des côtes de la rive sud de l'estuaire maritime du Saint-Laurent, Québec. masters, Université du Québec à Rimouski, Rimouski, Québec, 425 p.
- Prokop K, Połap D, Włodarczyk-Sielicka M, Połap K, Jaszcz A et Stateczny A. 2024. Automated shoreline extraction process for unmanned vehicles via U-net with heuristic algorithm. *Alexandria Engineering Journal*, 102 : 108–118.
- Qi J, Chehbouni A, Huete A, Kerr Y et Sorooshian S. 1994. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 48 : 119–126.
- Rabinowitz T et Andrews J. 2022. Valuing the salt marsh ecosystem: developing ecosystem accounts. Statistics Canada, Canada, 33 p.
- Rahman MK, Crawford TW et Islam MS. 2022. Shoreline change analysis along rivers and deltas: a systematic review and bibliometric analysis of the shoreline study literature from 2000 to 2021. *Geosciences*, 12 : 410.

- Rahmawati R. R, Putro A. H. S et Lee J. L. 2021. Analysis of long-term shoreline observations in the vicinity of coastal structures: a case study of South Bali beaches. *Water*, 13 : 3527.
- Richardson A. D, Jenkins J. P, Braswell B. H, Hollinger D. Y, Ollinger S. V et Smith M-L. 2007. Use of digital webcam images to track spring green-up in a deciduous broadleaf forest. *Oecologia*, 152 : 323–334.
- Richardsons AJ et Wiegand A. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43 : 1541–1552.
- Rogers M. S. J, Bithell M, Brooks S. M et Spencer T. 2021. VEdge_Detector: automated coastal vegetation edge detection using a convolutional neural network. *International Journal of Remote Sensing*, 42 : 4805–4835.
- Rondeau-Genesse G. 2020. Réduire la vulnérabilité aux inondations et à l'érosion associées aux changements climatiques pour des communautés riveraines du tronçon fluvial du Saint-Laurent. Ouranos, Montréal, 47 p.
- Rondeaux G, Steven M et Frederic B. 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55 : 95–107.
- Roukounis C. N et Tsihrintzis V. A. 2022. Indices of coastal vulnerability to climate change: a review. *Environmental Processes*, 9 .
- Rouse J. W, Hass R. H, Schell J. A, Deering D. W et Harlan J. C. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT, Greenbelt, MD, USA.
- Salim F. Z, El Habti M, Hamman L-H, Raissouni A et Arrim A. 2018. Application of a geomatics approach for the diachronic study of the mediterranean coastline case of tangier bay. *International Journal of Geosciences*, 09 : 320–336.
- Salman H, Kalakech A et Steiti A. 2024. Random Forest algorithm overview. *Babylonian Journal of Machine Learning*, 2024 : 69–79.
- Schepers L, Kirwan M, Guntenspergen G et Temmerman S. 2017. Spatio-temporal development of vegetation die-off in a submerging coastal marsh. *Limnology and Oceanography*, 62 : 137–150.
- Schütt E. M, Stelzer K, Scholze J, König M, Christiansen L et Oppelt N. 2024. Beyond the 2023 surge: quantifying shoreline dynamics in the German Baltic Sea with Sentinel-2. *Die Kuste*, 94 .
- Seale C, Redfern T, Chatfield P, Luo C et Dempsey K. 2022. Coastline detection in satellite imagery: a deep learning approach on new benchmark data. *Remote Sensing of Environment*, 278 : 113044.
- Sekar C. S, Kankara R. S et Kalaivanan P. 2022. Pixel-based classification techniques for automated shoreline extraction on open sandy coast using different optical satellite images. *Arabian Journal of Geosciences*, 15 .

- Serrano L, Penuelas J et Ustin S. 2002. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 81 : 355–364.
- Shevyrnogov A. P, Botvich IY, Pisman TI, Volkova AI, Kononova NA et Ivanov SA. 2024. Informative value of spectral vegetation indices for the meadow and steppe vegetation monitoring of khakassia by ground and satellite data. *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 60 : 992–1002.
- Simpson M, Clarke C, Clarke J, Scott D et Clarke A. 2012. Coastal setbacks in Latin America and the Caribbean: a study of emerging issues and trends that inform guidelines for coastal planning and development. Inter-American Development Bank, New York.
- Śledziowski J, Giza A et Terefenko P. 2025. S-LiNE: An open-source LiDAR toolbox for dune coasts shoreline mapping. *SoftwareX*, 31 .
- Smith R, Adams J, Stephens D et Hick P. 1995. Forecasting wheat yield in a Mediterranean-type environment from the NOAA satellite. *Australian Journal of Agricultural Research*, 46 : 113–125.
- Snee R. 1983. Regression diagnostics: identifying influential data and sources of collinearity. *Journal of Quality Technology*, 15 : 149–153.
- Specht O. 2024. Application of NDWI and machine learning techniques for shoreline extraction. Dans : 2024 IEEE International Workshop on Metrology for the Sea; Learning to Measure Sea Health Parameters (MetroSea). Portorose, Slovenia, p. 524–528.
- Stewart-Sinclair PJ, Purandare J, Bayraktarov E, Waltham N, Reeves S, Statton J, Sinclair EA, Brown BM, Shribman ZI et Lovelock CE. 2020. Blue restoration – building confidence and overcoming barriers. *Frontiers in Marine Science*, 7 .
- Stratégie Saint Laurent. 2018. Les Comités Zip. Consulté le 10 juillet 2024, <https://strategiessl.qc.ca/les-comites-zip/>
- Stratégie Saint Laurent. 2024a. Plan St-Laurent. Consulté le 8 août 2024, <https://strategiessl.qc.ca/plan-st-laurent/>
- Stratégie Saint Laurent. 2024b. Érosion côtière. Consulté le 8 août 2024, <https://strategiessl.qc.ca/erosion-cotiere/>
- Stückemann K-J et Waske B. 2022. Mapping Lower Saxony's salt marshes using temporal metrics of multi-sensor satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115 .
- Sukhova E, Zolin Y, Popova A, Grebneva K, Yudina L et Sukhov V. 2025. Broadband normalized difference reflectance indices and the normalized red–green index as a measure of drought in wheat and pea plants. *Plants*, 14 : 71.
- Sultana F, Sufian A et Dutta P. 2020. Evolution of image segmentation using deep convolutional neural network: a survey. *Knowledge-Based Systems*, 201–202 : 106062.

- Swirad Z. M et Young A. P. 2022. CliffDelineaTool v1.2.0: an algorithm for identifying coastal cliff base and top positions. *Geoscientific Model Development*, 15 : 1499–1512.
- Tang W, Zhao C, Lin J, Jiao C, Zheng G, Zhu J, Pan X et Han X. 2022. Improved spectral water index combined with Otsu algorithm to extract muddy coastline data. *Water*, 14 : 855.
- Terefenko P, Śledziowski J, Giza A, Tanwari K, Maćków W et Łysko A. 2024. CCMORPH v2.0 – New coastal cliffs morphology analysis and visualization toolbox. *SoftwareX*, 26 : 101678.
- Terres de Lima L, Fernández-Fernández S, Marcel de Almeida Espinoza J, Guia Albuquerque M da et Bernardes C. 2021. End Point Rate tool for QGIS (EPR4Q): validation using DSAS and AMBUR. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10 : 162.
- Thieler E. R, Martin D et Ergul A. 2003. The Digital Shoreline Analysis System, version 2.0: Shoreline change measurement software extension for ArcView. US Geological Survey.
- Torres-Sánchez J, Peña-Barragán JM, De Castro A et López-Granados F. 2014. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103 : 104–113.
- Toure S, Diop O, Kpalma K et Maiga AS. 2019. Shoreline detection using optical remote sensing: a review. *ISPRS international journal of geo-information*, 8 : 75.
- Trenhaile A. 2002. Rock coasts, with particular emphasis on shore platforms. *Geomorphology*, 48 : 7–22.
- Tsiakos C-AD et Chalkias C. 2023. Use of machine learning and remote sensing techniques for shoreline monitoring: a review of recent literature. *Applied Sciences*, 13 : 3268.
- Tucker C. J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, 8 : 127–150.
- United Nations. 2024. World population prospects 2024 summary of results. Department of Economic and Social Affairs, New York, 80 p.
- Vandenhove M, Castelle B, Nicolae Lerma A, Marieu V et Mazeiraud V. 2025. Beach-dune dynamics and coastal management along the North-Médoc coastline, southwest France: a decade of morphological change and erosion mitigation. *Geomorphology*, 482 : 109758.
- Verrelst J, Schaepman ME, Koetz B et Kneubuehler M. 2008. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data. *Remote Sensing of Environment*, 112 : 2341–2353.
- Viaña-Borja S. P et Ortega-Sánchez M. 2019. Automatic methodology to detect the coastline from Landsat images with a new water index assessed on three different Spanish Mediterranean deltas. *Remote Sensing*, 11 : 2186.
- Vos K, Splinter K. D, Harley M. D, Simmons JA et Turner IL. 2019. CoastSat: a Google Earth Engine-enabled python toolkit to extract shorelines from publicly available satellite imagery. *Environmental Modelling & Software*, 122 : 104528.

- Vos K, Splinter K. D, Palomar-Vázquez J, Pardo-Pascual J. E, Almonacid-Caballer J, Cabezas-Rabadán C, Kras E. C, Luijendijk A. P, Calkoen F, Almeida L. P, Pais D, Klein A. H. F, Mao Y, Harris D, Castelle B, Buscombe D et Vitousek S. 2023. Benchmarking satellite-derived shoreline mapping algorithms. *Communications Earth & Environment*, 4 : 345.
- Vousdoukas M, Ranasinghe R, Mentaschi L, Plomaritis T, Athanasiou P, Luijendijk A et Feyen L. 2020. Sandy coastlines under threat of erosion. *Nature Climate Change*, 10 : 260–263.
- Wahl T, Brown S, Haigh I. D et Nilsen JEØ. 2018. Coastal sea levels, impacts, and adaptation. *Journal of Marine Science and Engineering*, 6 : 19.
- Wang C-K et Philpot WD. 2007. Using airborne bathymetric lidar to detect bottom type variation in shallow waters. *Remote Sensing of Environment*, 106 : 123–135.
- Wang L et Qu JJ. 2007. NMDI: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters*, 34 .
- Wang W. 2023. Automatic extraction of coastline based on Google Earth engine. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, p. 102–111.
- Wang X, Wang M, Wang S et Wu Y. 2015. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images. *Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 31 : 152–159.
- Wang Y, Rong Z et Sun Z. 2023. Efficient remote sensing transformer for coastline detection with Sentinel-2 satellite imagery. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.
- Warnasuriya T. W S, Kumara M. P, Samarasinghe Gunasekara S, Kuddithamby G et Jayathilaka R. 2020. An improved method to detect shoreline changes in small-scale beaches using Google Earth Pro. *Marine Geodesy*, 43 : 541–572.
- Warnasuriya T. W S. 2022. Assessing the influence of transect interval in monitoring and analysis of shoreline change. *Research Square*.
- Warren FJ, Lulham N, et editors. 2021. *Canada in a changing climate: national issues report*. Government of Canada, Ottawa, Canada, 709 p.
- Watson E. B, Wigand C, Davey E. W, Andrews H. M, Bishop J et Raposa K. B. 2017. Wetland loss patterns and inundation-productivity relationships prognosticate widespread salt marsh loss for southern New England. *Estuaries and Coasts*, 40 : 662–681.
- Wicaksono A et Wicaksono P. 2019. Geometric accuracy assessment for shoreline derived from NDWI, MNDWI, and AWEI transformation on various coastal physical typology in Jepara Regency using Landsat 8 OLI imagery in 2018. *Geopanning: Journal of Geomatics and Planning*, 6 : 55.
- Wolf A. 2012. Using Worldview-2 VIS-NIR multispectral imagery to support land mapping and feature extraction using normalized difference index ratios. Dans : *DigitalGlobe 8-Band Research Challenge*. Maryland, USA, p. 83900–83900.

- Wu D, Zhang L, Jiao Q et Li Q. 2012. Application of hyperspectral remote sensing for environment monitoring in mining areas. *Environmental Earth Sciences - ENVIRON EARTH SCI*, 65 .
- Wu L, Chen Y, Le Y, Qian Y, Zhang D et Wang L. 2024. A high-precision fusion bathymetry of multi-channel waveform curvature for bathymetric LiDAR systems. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 128 : 103770.
- Xiong X, Wang X, Zhang J, Huang B et Du R. 2023. TCUNet: a lightweight dual-branch parallel network for sea–land segmentation in remote sensing images. *Remote Sensing*, 15 : 4413.
- Xu H. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27 : 3025–3033.
- Xu N. 2018. Detecting coastline change with all available Landsat data over 1986–2015: a case study for the state of Texas, USA. *Atmosphere*, 9 : 107.
- Xu R, Fan Y, Fan B, Feng G et Li R. 2025. Classification and monitoring of salt marsh vegetation in the Yellow River Delta based on multi-source remote sensing data fusion. *Sensors*, 25 : 529.
- Xue J et Su B. 2017. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications. *Journal of Sensors*, 2017 : 1353691.
- Yadav A, Markandeya Dodamani B et Dwarakish A. 2017. Shoreline change: a review. *Mangalore Institute of Technology & Engineering, Moodbidri, India*.
- Yadav A, Dodamani B et Dwarakish G. 2018. Shoreline analysis using Landsat-8 satellite image. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 27 : 1–9.
- Yadav A, Kuntoji G, Hiremath CG, H. Narasimha N et Mutagi S. 2024. Automatic detection and analysis of the shoreline change rate at maravanthe Coast, India. *Marine Geodesy*, 1–20.
- Yang Z, Willis P et Mueller R. 2008. Impact of band-ratio enhanced AWIFS image to crop classification accuracy. Dans : *Proc Pecora*. Denver, Colo, USA, p. 1–11.
- Yasir M, Sheng H, Fan H, Nazir S, Niang AJ, Salauddin Md et Khan S. 2020. Automatic coastline extraction and changes analysis using remote sensing and GIS technology. *IEEE Access*, 8 : 180156–180170.
- Yi W, Wang N, Yu H, Jiang Y, Zhang D, Li X, Lv L et Xie Z. 2024. An enhanced monitoring method for spatio-temporal dynamics of salt marsh vegetation using google earth engine. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 298 .
- Yulmetova M. 2021. Assessing the potential of sentinel-1 and sentinel-2 satellite imagery for shoreline classification in support of oil spill preparedness and response. *masters, Memorial University of Newfoundland*.

Zarco-Tejada P, Berjón A, Lopez-Lozano R, Miller J, Martín P, Cachorro V, González MR et Frutos A. 2005. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. *Remote Sensing of Environment*, 99 : 271–287.

Zhang R, Rao NX et Liao. 1996. Approach for a vegetation index resistant to atmospheric effect. *Journal of Integrative Plant Biology*, 38 .

Zhang Y. 2010. New advances in machine learning. InTechOpen, China, 374 p.

Zhang Y, Meng Q-Y, Wu J-L et Zhao F. 2011. Study of environmental vegetation index based on environment satellite CCD data and LAI inversion. *Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi* = *Guang Pu*, 31 : 2789–2793.

Zhu X. X, Tuia D, Mou L, Xia G-S, Zhang L, Xu F et Fraundorfer F. 2017. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5 : 8–36.

ANNEXES

Annexe I : Liste des outils automatiques recensés (toolkit = ensemble d'outils méthodologiques ; toolbox = ensemble d'outils logiciels ou techniques intégrés).

Outil	Année	Type d'outil	Référence
BeachTools	2001	Extension pour ArcView	(Hoeke et al. 2001)
DSAS	1992	Extension pour ArcGIS	(Danforth et Thieler 1992)
SCARPS	2004	Extension pour ArcView	(Jackson 2004b)
AMBUR	2011	Package R	(Jackson et al. 2012)
ShorelineExtractor	2011	Extension pour ArcGIS	(Liu et al. 2011)
CoastSat	2018	Toolkit	(Vos et al. 2019a)
SHOREX	2018	Autre	(Palomar-Vázquez et al. 2018)
CliffMetrics v1.0	2018	Logiciel	(Payo et al. 2018)
ShorelineMonitor	2018	Page Web interactive	(Luijendijk et al. 2018)
CASSIE	2019	Application sur GEE	(Bonou et al. 2024)
SCET	2019	Toolkit	(Lu et Wang 2024)
EPR4Q	2021	Modélisateur graphique QGIS	(Terres de Lima et al. 2021)
Coastline Extraction Tool (CET)	2021	ArcGIS Model Builder	(Domazetović et al. 2021)
Digital Earth Australia Coastlines	2021	Service Web	(Bishop-Taylor et al. 2021)
VEdge_Detector	2021	Autre	(Rogers et al. 2021)
ODSAS v1.0	2022	Toolbox	(Gómez-Pazo et al. 2022)
CoastSat.PlanetScope	2022	Toolkit	(Doherty et al. 2022)
SAET	2023	Autre	(Palomar-Vázquez et al. 2023)
pyShore	2023	Extension pour ArcGIS	(Lv et al. 2023)
CCMORPH v2.0	2024	Toolbox	(Terefenko et al. 2024)
SEaCAT	2024	Toolkit	(Schütt et al. 2024)
PyShoreVolume	2024	Package python	(James et al. 2024)

CoastSeg	2024	Package python	(Fitzpatrick et al. 2024)
S-LiNE	2025	Toolbox	(Śledziowski et al. 2025)
QSCAT	2025	Plugin QGIS	(Facun et al. 2025)

Annexe II: liste des indices spectraux utilisés dans le chapitre 2 et de leurs caractéristiques. B = Blue, G = Green, R = Red, NIR = Near Infrared, SWIR 1 = Shortwave Infrared 1, SWIR 2 = Shortwave Infrared 2, RE1 = Red Edge 1, RE2 = Red Edge 2.

Indice	Equation	Sources
NDVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	(Rouse <i>et al.</i> 1974)
RVI	$\frac{R}{NIR}$	(Person et Miller 1972)
GNDVI	$\frac{NIR - G}{NIR + G}$	91 Gitelson <i>et al.</i> , 1996
SAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + L} (1 + L)$ L=0.5	(Huete 1988)
OSAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + 0.16}$	(Rondeaux <i>et al.</i> 1996)
MSAVI	$\frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	(Qi <i>et al.</i> 1994)
DVI	$NIR - R$	(Clevers 1986)
IPVI	$\frac{NIR}{NIR + R + 0.16}$	(Crippen 1990)
AFRI	$\frac{NIR - 0.66SWIR1}{NIR + 0.66SWIR1}$	(Karnieli <i>et al.</i> 2001)
EVI	$\frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 6R - 7.5B + 1}$	(Huete <i>et al.</i> 2002)
EVI2	$\frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 2.4R + 1}$	(Jiang <i>et al.</i> 2008)
ARVI2	$\frac{NIR - (2R - B)}{NIR + (2R - B)}$	(Kaufman et Tanre 1992)
ARVI	$\frac{NIR - (R - (B - R))}{NIR + (R - (B - R))}$	(Kaufman et Tanre 1992)
AFRI2	$\frac{NIR - 0.66SWIR2}{NIR + 0.66SWIR2}$	(Karnieli <i>et al.</i> 2001)
GARI	$\frac{NIR - (G - (B - R))}{NIR + (G - (B - R))}$	(Wu <i>et al.</i> 2012)
NDWI	$\frac{G - NIR}{G + NIR}$	(McFeeters 1996)
MNDWI	$\frac{G - SWIR1}{G + SWIR1}$	(Xu 2006)

AWEI	$4(G - SWIR1) - (0.25NIR + 2.75SWIR2)$	(Feyisa <i>et al.</i> 2014)
MSI	$RSWIR2/NIR$	(Hunt et Rock 1989)
NDMI	$(NIR - SWIR1)/(NIR + SWIR1)$	(Gao 1996)
NMDI	$\frac{NIR - (SWIR1 - SWIR2)}{NIR + (SWIR1 - SWIR2)}$	(Wang et Qu 2007)
NDRE	$(NIR - RE)/(NIR + RE)$	(Fitzgerald <i>et al.</i> 2006)
RENDVI	$(NIR - RE1)/(NIR + RE1)$	(Gitelson et Merzlyak 1994)
GCI	$(R_{IR}/G) - 1$	(Gitelson <i>et al.</i> 2003)
MCARI	$[(NIR - R) - 0.2(NIR - G)] NIR/R$	Daughtry et al., 2000
TCARI	$3[(RE - R) - 0.2(RE - G)] RE/R$	(Haboudane <i>et al.</i> 2002)
MCARI2	$\frac{1.5[2.5(NIR - R) - 1.3(NIR - G)]}{\sqrt{(2NIR + 1)^2 - (6NIR - 5R) - 0.5}}$	(Haboudane <i>et al.</i> 2004)
MTVI	$1.2[1.2(NIR - G) - 2.5(R - G)]$	(Haboudane <i>et al.</i> 2004)
MTVI2	$\frac{1.5[1.2(NIR - G) - 2.5(R - G)]}{\sqrt{(2NIR + 1)^2 - (6NIR - 5\sqrt{R}) - 0.5}}$	(Haboudane <i>et al.</i> 2004)
CRI	$\frac{SWIR1}{SWIR2}$	(Alasta 2011)
MSR	$\frac{(NIR - R) - 1}{\sqrt{\frac{NIR}{R} + 1}}$	(Chen 1996)
MRENDVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R - 2B}$	(Datt 1999a)
MRESR	$\frac{NIR - B}{R - B}$	(Datt 1999a)
EXG	$2G - R - B$	(Torres-Sánchez <i>et al.</i> 2014)
GLI	$\frac{(G - R) + (G - B)}{G + R + G + B}$	(Louhaichi <i>et al.</i> 2001)
Greenness	$\frac{G}{R}$	(Smith <i>et al.</i> 1995)
NGRDI	$\frac{G - R}{G + R}$	(Tucker 1979)

NGBDI	$\frac{G - B}{G + B}$	(Sukhova <i>et al.</i> 2025)
HI	$\frac{G - R}{G + R} - 0.5NIR$	(Mahlein <i>et al.</i> 2013)
DI1	$NIR - G$	(Buschmann et Nagel 1993)
DVI2	$2.4NIR - R$	(Richardsons et Wiegand 1977)
BGI2	$\frac{B}{G}$	(Zarco-Tejada <i>et al.</i> 2005)
CAI	$0.5 (NIR - SWIR2) - SWIR1$	(Nagler <i>et al.</i> 2003)
CRI500	$\frac{1}{B} - \frac{1}{G}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
CRI700v1	$\frac{1}{G} - \frac{1}{R}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
CRI700v2	$\frac{1}{B} - \frac{1}{NIR}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
IAVI	$\frac{NIR - (R - (B - R))}{NIR + (R - (B - R))}$	(Zhang <i>et al.</i> 1996)
NDI	$\frac{NIR - R}{NIR + R - 2B}$	(Datt 1999b)
NDI2	$\frac{NIR - SWIR2}{NIR - SWIR2}$	(Datt 1999b)
NDNI	$\frac{Log(1/SWIR2) - Log(1/SWIR2)}{NLog(1/SWIR2) + Log(1/SWIR2)}$	(Serrano <i>et al.</i> 2002)
NLI	$\frac{NIR^2 - R}{NIR^2 + R}$	(Goel et Qin 1994)
WV-VI	$\frac{RE1 - R}{RE1 + R}$	(Wolf 2012)
WV-VI2	$\frac{RE2 - R}{RE2 + R}$	(Wolf 2012)
WV-VI3	$\frac{RE3 - RE2}{RE3 + RE2}$	(Wolf 2012)
sultan1	$\frac{SWIR1}{SWIR2} \times 100$	NA
sultan2	$\frac{SWIR1}{Blue} \times 100$	NA
sultan3	$\frac{R}{NIR} \times \frac{SWIR1}{NIR} \times 100$	NA

GVIcc	$0.24717B - 0.16263G - 0.040639R + 0.85468$ $* NIR + 0.05493 * SWIR$ $- 0.11749 * SWIR2$	(Kauth et Thomas 1976)
SBIcc	$0.33183B + 0.33121G + 0.55177R + 0.42514$ $* NIR + 0.48087 * SWIR$ $+ 0.25252 * SWIR2$	(Kauth et Thomas 1976)
WIcc	$(0.13929B + 0.2249G + 0.40359R$ $+ 0.25178 NIR - 0.70133 SWIR1$ $- 0.45732 SWIR2$	NA
GRABSc	$GVIcc - 0.09178 * SBIcc + 5.58959$	(Colwell <i>et al.</i> 1979)
GVSBCc	$\frac{GVIcc}{SBIcc}$	(Badhwar 1981)
MNLI	$\frac{NIR^2 - R}{NIR^2 + R + 0.5} (1 + 0.5)$	(Yang <i>et al.</i> 2008)
GVIe	$-0.2848B - 0.2435G - 0.5436R + 0.7243 * NIR$ $+ 0.084 * SWIR1 - 0.18 * SWIR2$	(Kauth et Thomas 1976)
SBIe	$GVIcc - 0.09178 * SBIcc + 5.5895$	(Kauth et Thomas 1976)
Wle	$0.3037B + 0.2793G + 0.4343R + 0.5585 * NIR$ $+ 0.5082 * SWIR + 0.1863$ $* SWIR2$	NA
ARI	$\frac{1}{B} - \frac{1}{R}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2001)
WDRVI	$\frac{0.2NIR - R}{0.2NIR + R}$	(Gitelson 2004)
VDVI	$\frac{2G - R - B}{2G + R + B}$	(Wang <i>et al.</i> 2015)
NGBDI	$\frac{G - B}{G + B}$	(Verrelst <i>et al.</i> 2008)

Annexe III: liste des indices spectraux utilisés dans le chapitre 3 et de leurs caractéristiques

Indice	Equation	Sources
GCC	$G/B + G + R$	(Richardson <i>et al.</i> 2007)
AVI2	$\frac{2NIR - R}{(NIR - R) - 1}$	(Ashburn 1979)
MSR	$\sqrt{\frac{NIR}{R} + 1}$	(Chen 1996)
EXG	$2G - R - B$	(Torres-Sánchez <i>et al.</i> 2014)
MTVI	$1.2[1.2(NIR - G) - 2.5(R - G)]$	(Haboudane <i>et al.</i> 2004)
MSAVI2	$0.5NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}$	(Qi <i>et al.</i> 1994)
MSAVI	$[2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}] / 2$	(Qi <i>et al.</i> 1994)
ARVI	$\frac{NIR - (R - (B - R))}{NIR + (R - (B - R))}$	(Kaufman et Tanre 1992)
EVI2	$\frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 2.4R + 1}$	(Jiang <i>et al.</i> 2008)
DVI	$\frac{NIR - R}{2.5(NIR - R)}$	(Clevers 1986)
EVI	$\frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 6R - 7.5B + 1}$	(Huete <i>et al.</i> 2002)
HJVI	$\frac{2 * (NIR - R)}{NIR + 6R - 7.5B + 1}$	(Zhang <i>et al.</i> 2011)
TVI	$0.5 \times [120 \times (NIR - G) - 200 \times (R - G)]$	(Broge et Leblanc 2001)
GCI	$(R_{IR}/G) - 1$	(Gitelson <i>et al.</i> 2003)
IPVI		
DI1	$NIR - G$	(Buschmann et Nagel 1993)
TCARI	$3[(RE - R) - 0.2 (RE - G)]^{RE/R}$	(Haboudane <i>et al.</i> 2002)
SAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + L} (1 + L)$ L=0.5	(Huete 1988)
NLI	$\frac{NIR^2 - R}{NIR^2 + R}$	(Goel et Qin 1994)
OSAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + 0.16}$	(Rondeaux <i>et al.</i> 1996)
NDVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	(Rouse <i>et al.</i> 1974)
MCARI	$[(NIR - R) - 0.2 (NIR - G)]^{NIR/R}$	(Daughtry <i>et al.</i> 2000)
GNDVI	$\frac{NIR - G}{NIR + G}$	(Louhaichi <i>et al.</i> 2001)
NDWI	$\frac{G - NIR}{G + NIR}$	(McFeeters 1996)

ARI	$\frac{1}{B} - \frac{1}{R}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2001)
BGI2	$\frac{B}{G}$	(Zarco-Tejada <i>et al.</i> 2005)
CRI500	$\frac{1}{B} - \frac{1}{G}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
CRI700v1	$\frac{1}{G} - \frac{1}{R}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
CRI700v2	$\frac{1}{B} - \frac{1}{NIR}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)
Greenness	$\frac{G}{R}$	(Smith <i>et al.</i> 1995)
HI	$\frac{G - R}{G + R} - 0.5NIR$	(Mahlein <i>et al.</i> 2013)
MRENDVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R - 2B}$	(Datt 1999a)
MRESR	$\frac{NIR - B}{R - B}$	(Datt 1999a)
NGRDI	$\frac{G - R}{G + R}$	(Tucker 1979)
VDVI	$\frac{2G - R - B}{2G + R + B}$	(Wang <i>et al.</i> 2015)
MNLI	$\frac{NIR^2 - R}{NIR^2 + R + 0.5} (1 + 0.5)$	(Yang <i>et al.</i> 2008)
RENDVI	$\frac{NIR - RE1}{NIR + RE1}$	(Gitelson et Merzlyak 1994)
NDRE	$\frac{NIR - RE}{NIR + RE}$	(Fitzgerald <i>et al.</i> 2006)
WDRVI	$\frac{2RE1 - R}{2RE1 + R}$	(Gitelson 2004)
RVI	$\frac{R}{NIR}$	(Person et Miller 1972)

Annexe IV:

AUTOMATED COASTLINE MAPPING USING SENTINEL-2-BASED NDVI ON GOOGLE EARTH ENGINE: A DECISION SUPPORT TOOL FOR DIACHRONIC COASTAL MONITORING

Résumé

La surveillance des zones côtières nécessite des méthodes efficaces et reproductibles pour l'extraction du littoral à différentes échelles spatiales et temporelles. Dans cette étude, nous présentons NDVICOast, un outil automatisé d'aide à la décision développé sur Google Earth Engine (GEE) pour la cartographie diachronique du littoral à partir d'images Sentinel-2. La méthode utilise l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) comme indicateur pour extraire la limite de la végétation, qui sert d'indicateur fiable de la position du littoral dans les environnements côtiers végétalisés. L'outil automatise l'ensemble du processus, de l'acquisition et du prétraitement des images à l'extraction du littoral à deux dates différentes. La méthode a été validée sur deux sites au Québec présentant des géomorphologies côtières distinctes. Dans le Fjord du Saguenay, l'extraction automatisée a atteint une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 4,20 mètres par rapport aux données in situ, tandis qu'à Baie-Trinité, le RMSE était de 5,12 mètres par rapport à un ligne de référence numérisé à partir d'une orthophographie aérienne de 20 cm de résolution. NDVICOast permet le traitement rapide de grands ensembles de données temporelles, facilitant ainsi la détection

systematique des changements côtiers. Les résultats démontrent la capacité de l'outil à soutenir les décisions en matière de gestion côtière grâce à une surveillance du littoral cohérente, reproductible et rentable sur plusieurs périodes.

Abstract

Coastal zone monitoring requires efficient and reproducible methods for coastline extraction across multiple spatial and temporal scales. In this study, we present NDVICOast, an automated decision-support tool developed on Google Earth Engine (GEE) for diachronic coastline mapping using Sentinel-2 imagery. The method leverages the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) as a proxy for extracting the vegetation boundary, which serves as a reliable indicator of coastline position in vegetated coastal environments. The tool automates the complete workflow from image acquisition and preprocessing to coastline extraction at two different dates. The method was validated at two sites in Québec with distinct coastal geomorphologies. At the Saguenay Fjord, the automated extraction achieved a Root Mean Square Error (RMSE) of 4.20 meters compared to in situ data, while at Baie-Trinité, the RMSE was 5.12 meters when compared to a digitized reference coastline from an aerial orthophoto with a resolution of 20 cm. NDVICOast enables rapid processing of large temporal datasets, facilitating systematic coastal change detection. Results demonstrate the tool's capacity to support coastal management decisions through consistent, repeatable, and cost-effective coastline monitoring across multiple time periods.

1. Introduction

Coastal zones represent dynamic environments subjected to multiple natural and anthropogenic pressures, including sea-level rise, erosion, sedimentation, and human development (Kandrot 2013). Accurate monitoring of coastline position and its temporal evolution is essential for coastal management, hazard assessment, and understanding landscape dynamics. Traditional coastline mapping methods, including field surveys and manual digitization from aerial imagery, are time-consuming, costly, and difficult to replicate consistently across large spatial and temporal scales.

Remote sensing has emerged as a fundamental technology for coastal monitoring, offering synoptic coverage and temporal repeatability. Various approaches have been developed for automated coastline extraction, including water-index thresholding, supervised classification, edge detection, and machine learning (Toure *et al.* 2019). However, many existing methods require significant manual intervention, specialized software, or substantial computational resources, which limit their operational deployment.

The launch of the European Space Agency's Sentinel-2 constellation has provided unprecedented opportunities for coastal monitoring through its combination of high spatial resolution (10 m), high temporal resolution (5-day), and free data access (ESA 2015). Simultaneously, cloud-based platforms such as Google Earth Engine (GEE) have democratized access to satellite imagery analysis by providing integrated data archives and computational infrastructure (Gorelick *et al.* 2017).

In vegetated coastal environments, the boundary between terrestrial vegetation and water or bare substrate serves as a stable, ecologically significant coastline proxy (Boak et

Turner 2005). The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) provides a robust metric for vegetation detection that is less sensitive to atmospheric and illumination variations than individual spectral bands. While the majority of existing automated coastline extraction tools rely on water indices (such as Normalized Difference Water Index (NDWI) and Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)) to delineate the water-land interface (Vos *et al.* 2019; Almeida *et al.* 2021). These approaches can be sensitive to water turbidity, wave conditions, and tidal variations. In contrast, a vegetation-based approach using NDVI offers enhanced temporal stability by targeting the terrestrial vegetation boundary, which remains more consistent across different environmental conditions (Toure *et al.* 2019). However, there remains a need for operational tools that integrate such automated NDVI-based processing workflows with accessible cloud-based platforms.

This study presents the development and validation of an automated decision-support tool implemented within Google Earth Engine for diachronic coastline mapping using NDVI derived from Sentinel-2 images. The tool addresses three main operational requirements: automating the entire processing workflow, ensuring reproducibility across multiple time periods, and providing accessibility through a cloud-based platform.

2. Material and Methods

2.1 Study Area

To evaluate the performance of NDVICoast, we chose to use it to map coastline in two different sites with different coastal structures (Fig. 30). The first site is located in the Saguenay Fjord, Quebec (48.42536° N, 70.73730° W, WGS84). The Fjord represents a unique coastal environment characterized by steep terrain, mixed forest vegetation extending

to the water's edge, and water depths exceeding 200 m in some locations, creating an abrupt terrestrial-aquatic transition. However, this transition becomes smoother and more gradual near river mouths. The validation site is located at the mouth of the Pelletier River, a tributary flowing into the Saguenay Fjord. The second site is located in the Baie-Trinité Regional County Municipality, to the north of Baie-Comeau (49.51794° N, 67.23524° W (WGS84)). This site has a wide variety of landforms, including rocky shores as well as beaches composed of sand and gravel.

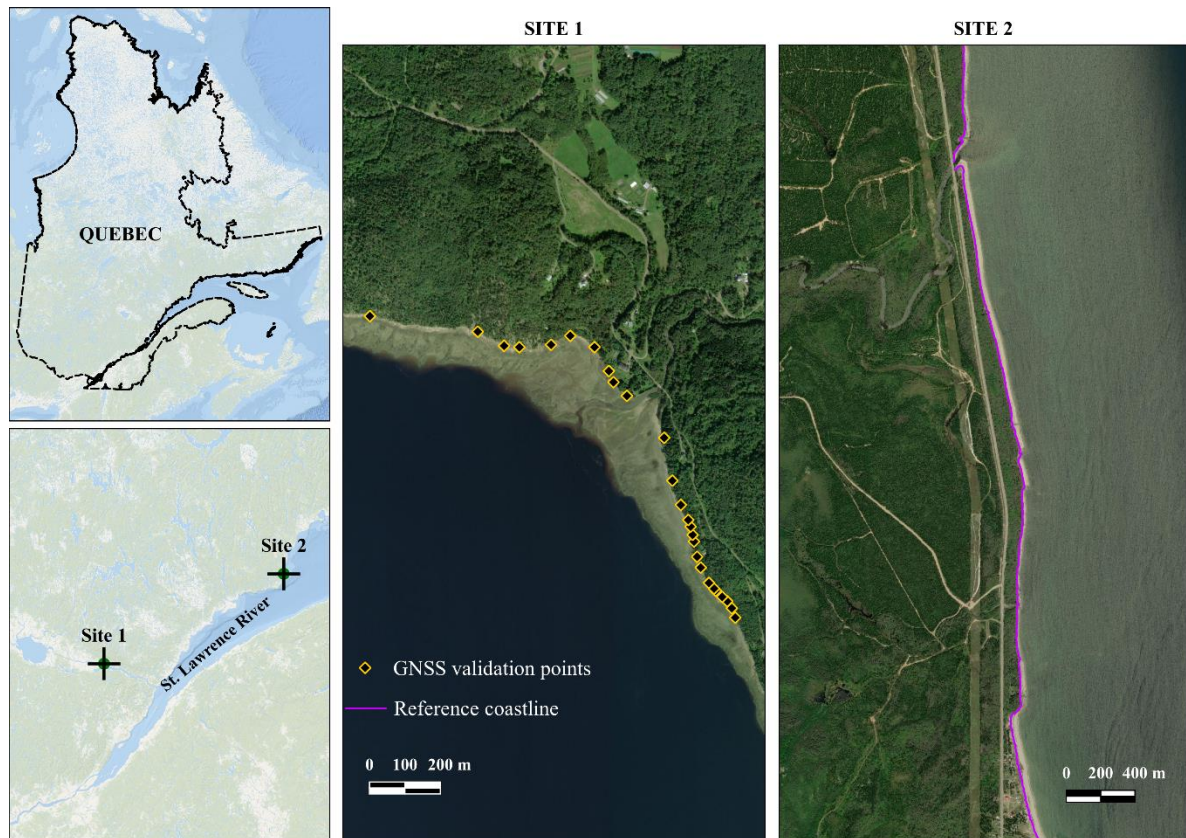


Figure 30: Location map of the validation sites.

2.2 Data and Platform

The analysis used Sentinel-2 Level-2A imagery from the GEE data catalog. Sentinel-2 provides multispectral imagery at 10 m spatial resolution in the red and near-infrared bands required for NDVI calculation.

GEE was selected as the development platform due to its integrated access to the complete Sentinel-2 archives, server-side processing capabilities, and JavaScript API for tool development. The platform eliminates the need for data downloads and local storage while enabling rapid prototyping and deployment of geospatial analysis workflows. Sections 2.3 to 2.5 describes how NDVICOast generally works in GEE, and Section 2.6 addresses how it performed on the study site.

Validation data for site 1 were collected on August 1, 2025 at the mouth of the Pelletier River on the Saguenay Fjord using systematic Global Navigation Satellite System (GNSS) field surveys using RTK mode. These surveys measured the position of the vegetation boundary to serve as a reference for coastline extraction. For Site 2, a reference coastline was digitized from a 2024 aerial image with a spatial resolution of 20 cm.

2.3 Image Preprocessing

Image preprocessing was automated within the GEE framework to ensure consistency across temporal acquisitions. The preprocessing workflow included:

1. Temporal filtering: Selection of Sentinel-2 cloud-free images (maximum of 10%) within the date ranges specified by the user – two for diachronic analyses. The selected images are then ranked according to their cloud cover over the user-defined

area of interest. The acquisition with the lowest cloud coverage for each time range is automatically selected for further processing.

2. Masking: Application of the Sentinel-2 Scene Classification Layer (SCL) to remove pixels classified as cloud, cloud shadow, or snow.
3. Composite generation: spatial mosaics are automatically generated when the user-defined area of interest intersects multiple satellite tiles. Temporal composites are then produced using a median reducer, which helps to minimize residual atmospheric effects and radiometric inconsistencies between tiles, while filling data gaps.
4. Spatial clipping: All selected and preprocessed images are clipped to the user-defined area of interest (AOI). This step ensures that subsequent analyses are strictly limited to the spatial extent specified by the user, reduces data volume, and improves computational efficiency within the GEE environment.

2.4 NDVI Calculation and Thresholding

The NDVI was calculated following the standard formulation:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

where NIR = Band 8 of Sentinel-2

RED = Band 4 of Sentinel-2

To automatically determine the optimal threshold for separating vegetation from non-vegetation pixels, Otsu's method (Otsu 1979) was implemented. This automatic thresholding

technique analyzes the NDVI histogram and identifies the threshold that minimizes intra-class variance while maximizing inter-class variance between the two groups (vegetation and non-vegetation).

2.5 Coastline Extraction

The previous step produces a binary raster that is first vectorized to obtain polygons, which are then converted into polylines representing vegetation boundaries. This method delineates all vegetation limits within the area. To isolate the coastal boundary, the user is asked to draw a rough coastline. A buffer is then generated around this drawn coastline using a user-specified distance, and the polylines are clipped to it. This ensures that only vegetation limits along the coastline are retained. These steps are applied to both dates, resulting in two coastlines that the user can download for further analysis in other GIS software.

2.6 Coastline validation

Validation was performed by comparing in-situ reference coastline data collected using GNSS surveys with the automated coastline extracted by NDVICoast from a Sentinel-2 image acquired on August 1, 2025.

Positional accuracy was assessed by calculating perpendicular distances between the automated NDVI-derived coastline and the GNSS-derived reference coastline. The Root Mean Square Error (RMSE) and the mean absolute distance (MAD) were computed as:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i)^2}$$

where d_i = the perpendicular distance for point i

N = the total number of comparison points.

3. Results

The application features a user-friendly interface that streamlines the coastline extraction workflow (Fig. 31). Users can easily select the area of interest, define two temporal ranges, and choose processing parameters such as buffer distances. The interface also allows verification of drawn geometries, including the boundary zone and the reference coastline. Intermediate results, such as the NDVI for the two dates and the generated polylines, can be visualized directly within the interface. Finally, the extracted coastlines can be exported for further analysis in external GIS software. Its intuitive layout enables both expert and non-expert users to perform diachronic coastline mapping efficiently.

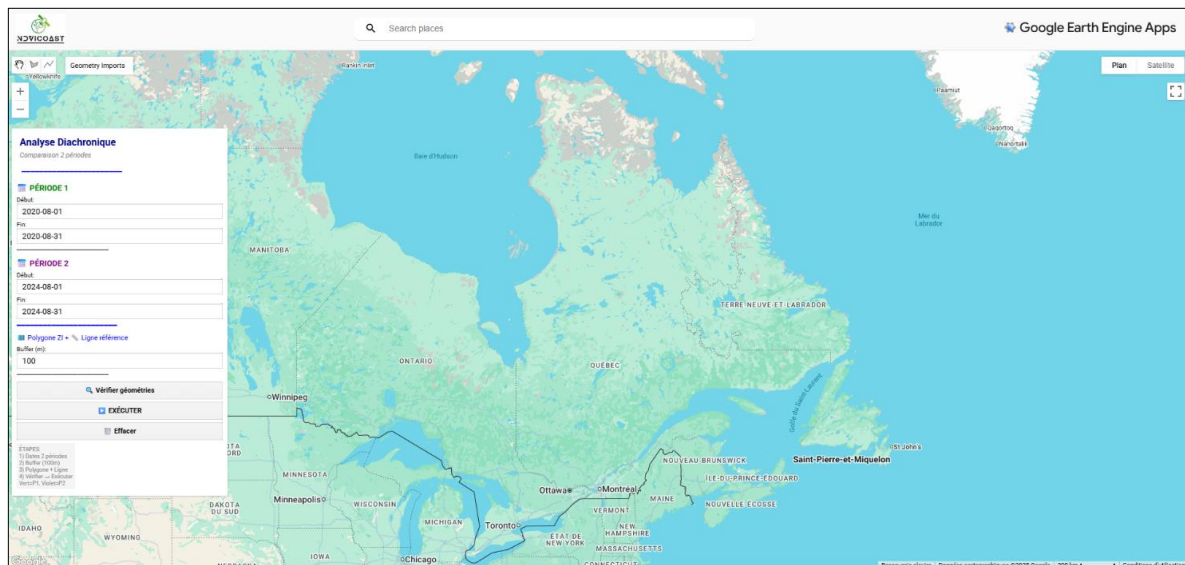


Figure 31: NDVICOast app interface.

NDVICOast demonstrated efficient processing performance enabled by GEE's cloud infrastructure. The tool successfully delineated two distinct coastline positions corresponding to user-selected dates, enabling temporal change analysis. For each analysis period, the automated workflow extracted independent coastline vectors for subsequent comparison to quantify coastal evolution. This dual-date extraction capability allows users to directly assess coastline displacement, identify erosion and accretion zones, and calculate rates of change over the selected time interval.

The evaluation of the extracted coastlines shows a reasonable level of accuracy, with some variation between sites. For Site 1, the RMSE is 4.20 m and the MAD is 3.43 m. For Site 2, the RMSE is 5.12 m and the MAD is 4.13 m (Table 1), suggesting slightly lower accuracy. This difference can be partly explained by the fact that the reference line was digitized manually, which introduces higher error margins compared to the GNSS points used in Site 1. Overall, these results demonstrate that the coastline extraction tool provides reliable outputs, with mean deviations below 5 m, approximately half a pixel of the Sentinel-2 imagery used in this tool.

Table 1: Assessment of the accuracy of the coastlines extracted at the two sites. Errors are expressed in meters.

	Evaluation method	RMSE	MAD
Site 1	GNSS points	4.20	3.43
Site 2	Reference ligne	5.12	4.13

The results of the multi-temporal mapping are presented in Fig.32 for Site 1 and Fig.33 for Site 2. These maps show the two coastlines extracted at different dates, as well as the validation data, allowing for a visual assessment of the accuracy of the NDVICOast tool.

They clearly illustrate NDVICOast’s ability to track spatiotemporal changes in the coastline while highlighting areas of variability. At both sites, the discrepancies between the two coastlines remain small, suggesting a stable coastal environment or one with limited variations during the study period.

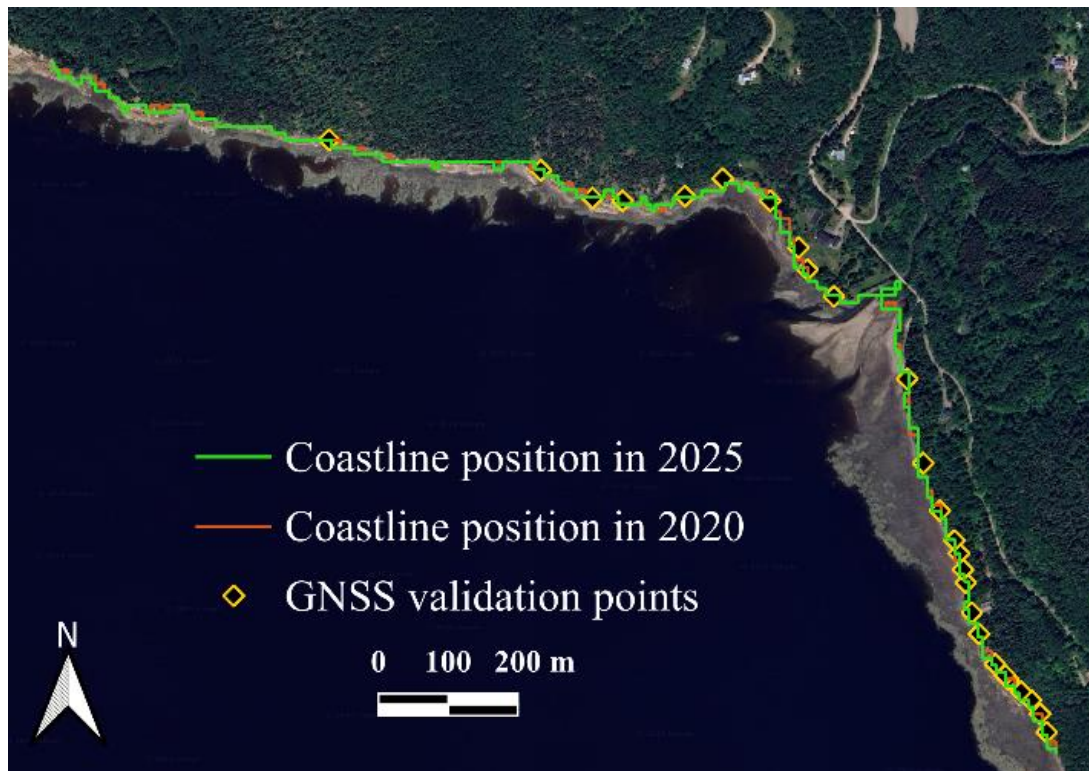


Figure 32: Results of coastline mapping with NDVICOast on site 1, overlaid on ESRI Satellite basemap.

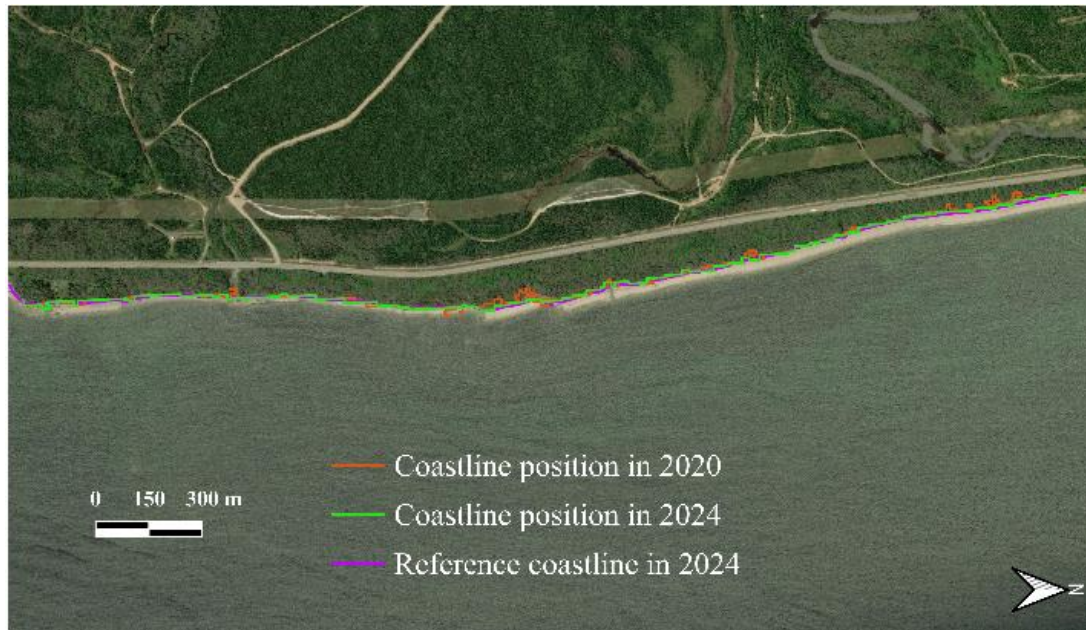


Figure 33: Results of coastline mapping with NDVICOast on site 2, overlaid on ESRI Satellite basemap.

4. Discussions

The workflow achieved sub-pixel accuracy for both sites, with an RMSE of 4.20 m for Site 1 and 5.12 m for Site 2, both below approximately 0.5 Sentinel-2 pixels, highlighting the high spatial precision of NDVICOast for coastline extraction. This accuracy is sufficient for many coastal management applications, including monitoring erosion hotspots, assessing long-term trends, and evaluating coastal restoration projects. It can also help identify areas that need finer-scale monitoring across large areas.

The spatial transferability makes the NDVICOast particularly well-suited for regional-scale coastal monitoring studies. Users can apply the same workflow to extensive coastal segments or multiple disconnected study areas without manual intervention, facilitating systematic assessment of coastline dynamics at regional scales. The ability to process any user-defined area of interest within the GEE platform eliminates traditional constraints

related to image acquisition, preprocessing, and computational resources that often limit the spatial extent of coastal monitoring programs.

However, several limitations constrain applicability. The vegetation boundary approach is most appropriate for vegetated coasts where terrestrial vegetation extends consistently to the water's edge. Non-vegetated coasts, including beaches, rocky shores, and artificial structures, may require alternative approaches (Hastuti et al., 2024). Additionally, a specific limitation concerns the presence of submerged or partially emerged vegetation during low tide conditions. In areas where aquatic vegetation becomes exposed at low tide, the NDVI signal may incorrectly identify these vegetated zones as part of the terrestrial coastline, leading to seaward bias in the extracted position. User visual validation may thus remain necessary.

Temporal limitations also arise from seasonal factors, including vegetation phenology and snow cover. The method requires cloud-free imagery during periods of maximum vegetation vigor, limiting analysis to growing season months. In northern latitudes, this restricts temporal sampling to approximately 4-5 months per year, precluding year-round monitoring and potentially missing rapid coastal changes occurring outside the growing season, such as during major fall or winter storms.

Finally, a potential source of error stems from the alignment between the two Sentinel 2 images used for multi-temporal analysis (Rengarajan et al., 2024). Misregistration or slight geometric shifts between images can introduce small inaccuracies in the extracted coastline positions, which may affect the quantification of coastal change.

5. Conclusion

This study has demonstrated the successful development and validation of an automated decision-support tool for diachronic coastline mapping using Sentinel-2 NDVI in Google Earth Engine. The tool achieved a positional accuracy of 7.52 m (RMSE measure), sufficient for many operational coastal monitoring applications in vegetated coastal environments.

Key contributions include: (1) the automation of the complete processing workflow from image acquisition to coastline vectorization, (2) the implementation on an accessible, free cloud-based platform enabling use by non-expert coastal managers, (3) the validation in a challenging fjord environment demonstrating robustness to complex coastal morphology, and (4) the demonstration of efficient processing enabling rapid analysis of large spatial and temporal datasets.

The tool addresses a critical need for cost-effective, reproducible, and accessible methods for coastal monitoring amid accelerating coastline changes. By using vegetation boundaries as a proxy for coastlines and leveraging freely available satellite data and cloud computing infrastructure, the approach enables systematic monitoring of coastlines at local to regional scales, supporting evidence-based coastal management decisions.

6. References

- Almeida, L.P., Efraim de Oliveira, I., Lyra, R., Scaranto Dazzi, R.L., Martins, V.G., Henrique da Fontoura Klein, A., 2021. Coastal Analyst System from Space Imagery Engine (CASSIE): Shoreline management module. *Environmental Modelling & Software* 140, 105033. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105033>
- 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>

ESA, 2015. Sentinel-2 User Handbook (No. 1, Rev 2). European Space Agency.

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetaryscale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment, Big Remotely Sensed Data: tools, applications and experiences* 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

Hastuti, A.W., Ismail, N.P., Nagai, M., 2024. Analysis of coastline extraction indices using Sentinel-2 and Google Earth Engine, case study in Bali, Indonesia. *BIO Web of Conferences* 106. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202410604004>

Kandrot, S., 2013. Coastal Monitoring: A New Approach. *Chimera* 26, 69–83. <https://doi.org/10.33178/chimera.26.9>

Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9, 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>

Rengarajan, R., Choate, M., Hasan, M.N., Denevan, A., 2024. Co-registration accuracy between Landsat-8 and Sentinel-2 orthorectified products. *Remote Sensing of Environment* 301, 113947. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113947>

Toure, S., Toure, S., Diop, O., Diop, O., Kpalma, K., Kpalma, K., Amadou Séidou Maiga, Amadou Seidou Maiga, 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>

Vos, K., Splinter, K.D., Harley, M.D., Simmons, J.A., Turner, I.L., 2019. CoastSat: A Google Earth Engine-enabled Python toolkit to extract shorelines from publicly available satellite imagery. *Environmental Modelling & Software* 122, 104528. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.104528>